

Table des matières

PREMIERE PARTIE. INTRODUCTION GENERALE	7
Frédéric AMBLARD, Denis PHAN	
Chapitre 1. Introduction aux concepts et méthodologies de conception multi-agents	11
Jacques FERBER	
Chapitre 2. Introduction à la simulation : principaux concepts.	37
Eric RAMAT	
Chapitre 3. Explorer les modèles par simulation : application aux analyses de sensibilité	61
Vincent GINOT, Hervé MONOD	
Chapitre 4. Evaluation et validation de modèles multi-agents	87
Frédéric AMBLARD, Pierre BOMMEL, Juliette ROUCHIER	
4. Annexe : conceptualiser et expérimenter	104
Denis PHAN, Franck VARENNE	
Chapitre 5. Sciences sociales computationnelles : simulation sociale multi-agents	123
Nigel GILBERT	
Chapitre 6. La fin des débuts pour les SMA en sciences sociales	141
Robert AXTELL	
Chapitre 7. Les modèles agent en géographie urbaine	151
Lena SANDERS	

Chapitre 8. Essai d'épistémologie de la simulation multi-agents en sciences sociales.	169
Pierre LIVET	
Chapitre 9. Modéliser avec et pour les acteurs de terrain	195
Nils FERRAND	
Chapitre 10. Modélisation d'accompagnement	217
Collectif COMMOD	
DEUXIEME PARTIE. SMA COMPLEMENT DES FORMALISMES CLASSIQUES	229
Denis PHAN	
Chapitre 11. Des réseaux d'automates aux modèles multi-agents.	237
Denis PHAN	
Chapitre 12. Modélisation, implémentation et exploration d'un Système Multi-Agents : un exemple.	265
Gilles DANIEL	
Chapitre 13. Apprentissage dans les modèles multi-agents	281
Christophe DEISSENBERG	
Chapitre 14. Influence sociale, jeux de population et émergence dans les modèles multi-agents.	303
Denis PHAN	
TROISIEME PARTIE. MODELISATION MULTI-AGENTS EN GEOGRAPHIE.	327
Eric DAUDE, Patrice LANGLOIS	
Chapitre 15. Approche conceptuelle de l'espace. Structurations de l'espace, du temps et des objets dans un contexte de modélisation multi-agents.	331
Patrice LANGLOIS	
Chapitre 16. « A Monte Carlo approach to diffusion » : une étude « historique » revisitée par la modélisation multi-agents	353
Eric DAUDE	
Chapitre 17. Comparaison de trois implémentations du modèle de Schelling	379
Eric DAUDE, Patrice LANGLOIS	
Index	411

Première partie

Introduction

Depuis une dizaine d'années, la modélisation multi-agents permet de conceptualiser et de simuler un ensemble organisé d'agents en interaction entre eux et avec leur environnement. Dans les Sciences de l'Homme et de la Société (SHS), elle permet de formaliser des situations complexes comportant des échelles (spatiales, temporelles, organisationnelles) multiples et des agents hétérogènes engagés dans des activités sociales. Ces agents peuvent être dotés de capacités plus ou moins développées, allant des *agents réactifs* constitutifs de *l'intelligence collective* [BON 94] aux *agents cognitifs* dotés de formes de rationalité plus sophistiquées anticipées par Simon [SIM 69] et qui peuvent dans certains cas être formalisées par des logiques appropriées [WOO 00] [SUN 05]. Cet ouvrage est constitué des conférences données à l'école thématique CNRS « *Modélisations et simulations multi-agents de systèmes complexes pour les Sciences de l'Homme et de la Société : principes et méthodes de conception et d'usage* », organisée par Frédéric Amblard, Nils Ferrand et Denis Phan à Porquerolles en septembre 2005, grâce au financement du CNRS et de l'Action Concertée « *Systèmes complexes en SHS* ». Il s'adresse aussi bien au spécialiste, avec une description du domaine et des problématiques actuelles, qu'au néophyte, avec des exemples d'utilisation dans les sciences de l'homme et de la société, ainsi que des pistes pour mieux tirer parti de cette approche. Il propose également des ouvertures sur les développements récents et les nouvelles questions qui se posent à la modélisation multi-agents, alors que celle-ci s'apprête à prendre un tournant décisif en sortant de sa phase d'émergence [Chapitre 6], [TES 06]. Les chapitres 1 et 2, rédigés par Jacques Ferber et Eric Ramat exposent les fondements informatiques de cette approche, sans négliger les incidences sur les

Introduction générale rédigée par Frédéric AMBLARD et Denis PHAN

pratiques de modélisation et de simulation. Le chapitre 3, rédigé par Vincent Ginot et Hervé Monod, présente des méthodes statistiques d'analyse des données issues de ces expérimentations « *in silico* » que sont les simulations multi-agents. Le chapitre 4, rédigé par Frédéric Amblard, Pierre Bommel et Juliette Rouchier, traite de l'évaluation et de la « validation » des modèles et des simulations multi-agents. A la suite des discussions que nous avons eu à Porquerolles sur les questions de méthodologie et d'épistémologie associées à notre domaine, comme des questions soulevées dans ce chapitre, et dans de nombreuses autres parties de ce livre, il nous a semblé important de compléter le chapitre 4 par une annexe rédigée par Denis Phan et Franck Varenne intitulée « Concevoir et expérimenter : épistémologie dans une coquille de noix »¹. Dans le chapitre 5, Nigel Gilbert, sociologue et pionnier de la simulation dans les sciences sociales [GIL 95], dresse un panorama des méthodes, des problèmes et des résultats dans ce domaine, suivi, dans le chapitre 6, par un autre pionnier, Robert Axtell, économiste et informaticien [EPS 96]. Pour ce dernier, la modélisation et la simulation à base d'agents arrivent à la fin de leurs « débuts » et nous entrons dans une nouvelle phase, par la conjonction des connaissances accumulées et de l'augmentation de la puissance des systèmes et des langages informatique. Le chapitre 7, rédigé par Lena Sanders est dédié à l'histoire de la modélisation et de la simulation en géographie urbaine, mais soulève des questions qui au-delà même de la géographie, concernent l'ensemble des sciences sociales. Le chapitre 8, rédigé par Pierre Livet, étend la réflexion épistémologique en direction des sciences sociales, tout en posant la question du statut cognitif et épistémique de la simulation. Les chapitres 9 et 10 rédigés respectivement par Nils Ferrand et par le collectif ComMod (*Companion Modelling*) présentent le point de vue de chercheurs qui dans le cadre d'une démarche participative de type recherche-action, utilisent dans les modèles multi-agents à la fois le processus de modélisation avec les acteurs mais également l'artefact qui découle de cette modélisation pour intervenir sur des problèmes concrets de décision collective, par exemple pour la gestion de ressources. Les seconde et troisième parties du livre comportent des introductions spécifiques. Elles sont consacrées à (II) la modélisation et simulation multi-agent en économie et sciences sociales vues comme compléments aux formalismes classiques et (III) à la modélisation spatiale.

La modélisation multi-agents a des racines multiples : en informatique [FER 95] [WOO 02], dans le cadre des systèmes complexes adaptatifs en physique ou en biologie [HOL 75], [WEI 89], ou encore dans le domaine de la vie artificielle [LAN 89] [HEU 98]. Elle a également été utilisée en écologie avec l'approche *individus-centrée*. Cette démarche tire parti d'une propriété particulière des architectures multi-agents qui

¹ Le volume de cette « coquille de noix » est trop limité pour qu'il ait été possible d'y développer une argumentation détaillée sur les questions abordées. Le spécialiste n'y trouvera rien qui ne soit déjà bien connu, sauf dans la seconde section, plus exploratoire. Pour le néophyte, questions et références utiles pourront être complétées par une première introduction plus conséquente avec [CHA 82], [BES 96] ou encore [JAR 92], et pour aller plus loin dans [SCH 98] et [ULI 06] (en particulier pour ce qui concerne les modèles et la période la plus récente).

permettent de formaliser et d'activer des propriétés individuelles spécifiques aux agents, comme des modalités d'interaction et de communication entre les entités constitutives du système à modéliser (agents, mais aussi entités plus complexes comme des groupes d'agents par exemple [Chapitre 1]). L'approche agent peut être rattachée dans certaines disciplines à des cadres conceptuels familiers (individualisme méthodologique en sociologie ou en économie), sans que cela soit nécessaire (géographie). Elle permet cependant de compléter ces cadres conceptuels, en particulier grâce à l'intégration d'éléments relationnels ou organisationnels qui peuvent être formalisés par des graphes sur lesquels les agents interagissent, donnant au système résultant les propriétés dynamiques d'un système complexe adaptatif. Les architectures multi-agents permettent ainsi d'explicitier la nature des relations entre l'environnement social des agents d'une part (dispositifs organisationnels, institutionnels, structures relationnelles...) et les déterminants individuels de l'action des agents d'autre part (dimension cognitive). Elles offrent également un cadre adéquat pour poser la question de l'ontologie des « objets sociaux » [LIV 00] et des causalités « sociales », par exemple à travers les phénomènes émergents [Chapitre 5 et 14]. La géographie, qui articule un ancrage spécifique de son objet d'étude dans l'espace et le temps, soulève la question de la constitution d'entités par composition dans des architectures multi-niveaux, multi-perspectives. La représentation multi-échelles dans l'espace pose ainsi la question des formes de temporalité des processus considérés [Chapitre 7, troisième partie]. Finalement, les notions de modèle et de modélisation sont au centre de ce livre, sans faire l'objet d'une présentation systématique². A l'évidence, entre les potentialités proposées dans les chapitres 1 et 2 par les informaticiens et les réalisations effectives dans les sciences de l'homme et de la société, un écart reste à combler. Les modèles multi-agents, qui peuvent être vus comme « compléments » ou « substituts » des formalismes classiques [Chapitre 6 et II^o partie], avoir comme objectifs de reproduire des faits stylisés ou des phénomènes observés [Chapitre 7], ou être fondés sur le couplage de modèles de natures différentes [Chapitre 2] amènent une réflexion méthodologique nouvelle dans les domaines d'application. Appellent-ils un nouveau point de vue épistémologique. « *computationaliste* » comme le pense Varenne [Annexe Chapitre 4], [VAR 06] ? Si nous ne répondons pas ici à ces questions, elles n'en traversent pas moins ce livre.

² A l'exception de courts développements pédagogiques dans les chapitres 2 et 4, qui renvoient à des références spécialisées que l'on peut compléter par [NOU 02]. En épistémologie, jusqu'à une période récente, les modèles ont été traités comme des instruments dérivés des théories et non comme des objets autonomes. Par exemple, selon le point de vue néo-positiviste *syntactique* (Hempel-Nagel), le modèle est asservi à une théorie selon le schéma système formel, énoncés d'observation et règles d'interprétation. A partir des années soixante, selon le point de vue *sémantique*, le modèle est une structure axiomatique qui est l'une des interprétations possibles d'une théorie. Une théorie peut être ainsi décrite par un ensemble de contraintes et de relations sur des ensembles (Ecole de Stanford), sur les espaces d'état d'un système dynamique (van Fraassen, Suppe), ou sur une structure [ULI 06], que devront vérifier les modèles qui permettront de l'interpréter. Finalement, selon le point de vue *pragmatique*, les modèles sont perçus comme des « médiateurs autonomes » [MOR 99] entre théories, pratiques et données expérimentales.

Bibliographie

- [BES 96] BESNIER J.M. *Les théories de la connaissance*, col. Dominos, Paris, Flammarion 1996.
- [BON 94] BONABEAU E., THERAULAZ G. (eds.) *Intelligence collective*, Hermes, Paris, 1994.
- [CHA 82] CHALMERS A.F. *What is this thing called Sciences ?* University of Queensland Press, 1982 (2e édition), traduction : *Qu'est-ce que la science ?* Paris, La Découverte, 1987.
- [EPS 96] EPSTEIN J.M. AXTELL R. *Growing Artificial Societies, Social Sciences from the Bottom Up*, Washington D.C. Brookings Institution Press, Cambridge Ma., MIT Press, 1996.
- [FER 95] FERBER J. *Les Systèmes Multi-Agents*, Paris InterEditions, 1995.
- [GIL 95] GILBERT N., CONTE R. (eds.) *Artificial Societies : The Computer Simulation of Social Life*, London UCL Press, 1995.
- [HEU 98] HEUDIN J.C. *L'évolution au bord du chaos*, Paris, Hermes, 1998.
- [HOL 75] HOLLAND J. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, Mich, University of Michigan Press, 1975; 2ème Edition, MIT Press, 1992.
- [JAR 92] JARROSON B. *Invitation à la philosophie des sciences*, Paris, Seuil, 1992.
- [LAN 89] LANGTON C.G. (ed.) *Artificial life*, Redwood Ca. Addison-Wesley, 1989.
- [LIV 00] LIVET P. OGIEN R. *L'enquête ontologique, du mode d'existence des objets sociaux*, Paris éditions de l'EHESS, 2000.
- [MOR 99] MORGAN M.S., MORRISON M. *Models as Mediators*, Cambridge University Press, 1999.
- [NOU 02] NOUVEL P. (ed.) *Enquête sur le concept de Modèle*, Collection sciences, histoire et sociétés, Paris, Presses Universitaires de France, 2002.
- [SCH 98] SCHMID A.-F. *L'âge de l'épistémologie*, Paris, Kimè, 1998.
- [SIM 69] SIMON H.A. *The Sciences of the Artificial*, Cambridge Ma., MIT Press, 1969, traduction par J.-L. Le Moigne, Sciences des systèmes, Sciences de l'artificiel, Paris, Bordas 1991.
- [SUN 05] SUN R. *Cognition And Multi-agent Interaction: From Cognitive Modeling To Social Simulation*, Cambridge University Press, 2005.
- [TES 06] TEFATSION L., JUDD K.L. *Handbook of Computational Economics, Vol. 2: Agent-Based Computational Economics*, Amsterdam, New York, Elsevier North-Holland, 2006.
- [ULI 06] ULISES MOULINES C. *La philosophie des sciences : l'invention d'une discipline (fin XIX^e- début XXI^e siècle)*, Paris, Editions Rue d'Ulm / presse de l'ENS, 2006.
- [VAR 06] VARENNE F. *Les notions de métaphores et d'analogie dans les épistémologies des modèles et des simulations*, Paris, éditions Pétra, 2006.
- [WEI 89] WEISBUSCH G. *Dynamique des Systèmes Complexes ; une introduction aux réseaux d'automates*, Paris , InterEditions / CNRS, 1989.
- [WOO 00] WOOLDRIDGE M. *Reasoning about Rational Agents*, Cambridge Ma., MIT Press, 2000.
- [WOO 02] WOOLDRIDGE M. *An Introduction to Multiagent Systems*, John Wiley & Sons, 2002.

Chapitre 1

Concepts et méthodologies multi-agents

1.1. Des objets aux agents

Les systèmes multi-agents (SMA) mettent en œuvre un ensemble de concepts et de techniques permettant à des logiciels hétérogènes ou à des parties de logiciels, appelés « agents » de coopérer suivant des modes complexes d'interaction. La technologie des SMA s'est développée ces dernières années sous une quadruple pression. Initialement, le développement des SMA se situe dans une rencontre entre le prolongement de l'intelligence artificielle classique et l'extension de la programmation par objets. Dans le premier cas, la difficulté qu'il y a à traduire un ensemble d'expertises sous une forme unifiée a amené les chercheurs à développer ce que l'on a d'abord appelé des systèmes multi-experts, c'est-à-dire des systèmes mettant en jeu plusieurs bases de connaissances plus ou moins coordonnées. Ce faisant, on a pu constater que le problème de la coopération entre plusieurs bases de connaissances se révélait un enjeu crucial qui dépassait de loin le problème de la multi-expertise. La notion d'agent s'est développée alors comme une tentative de comprendre le concept d'entités autonomes en interactions, et comment la prise en compte de ces interactions modifiait à la fois la notion de raisonnement et le résultat obtenu lorsqu'un ensemble de ces entités coopérait à la recherche d'une solution commune. Les métaphores sociales, le concept d'agent rationnel, les architectures cognitives sont issus de cette voie de recherche.

La notion d'objet en génie logiciel apportait tout un ensemble de concepts, de technologies et de méthodologies. Il est apparu alors que dans bon nombre de cas, les enjeux initiaux des objets, et notamment ici aussi le concept d'autonomie, n'avaient pas vraiment trouvé de réelles solutions technologiques. Les langages objets dont on dispose aujourd'hui ne sont que des pâles reflets des idées initiales qui avaient habité les pionniers du domaine, à savoir Alan Kay avec Smalltalk et Carl Hewitt avec Plasma [HEW 77]. Un des concepts clés de ce type de programmation résidait dans le fait qu'un programme n'est plus vu comme une entité monolithique mais comme un ensemble d'entités élémentaires, relativement autonomes qui interagissent par l'intermédiaire d'envois de messages. Pratiquement, on pourrait utiliser ces définitions initiales pour caractériser des agents. Pourtant les objets ne sont pas réellement autonomes, et le traitement des messages n'est pas du ressort des objets eux-mêmes. En d'autres termes, leur autonomie n'est pas assez importante. De plus un certain nombre de concepts manque au développement des objets : la rationalité et les capacités cognitives des agents, la notion d'agent situé et celle d'environnement ainsi que celle de rôle et d'organisation. Néanmoins, on peut dire que les agents se situent dans le droit fil de la pensée objet, en proposant des réponses adaptées aux limites de la programmation orientée objet. Les méthodologies objets, et notamment UML, ont largement inspiré les méthodologies agents. Comme nous le verrons ci-dessous, UML, formalisme graphique pour concevoir des logiciels objets a été repris, comme base de nombreuses modélisations agents, et a aussi donné lieu au développement d'une notation adaptée aux agents, AUML. Les systèmes multi-agents ont trouvé rapidement un champ extrêmement propice à leur développement dans le domaine de la modélisation de systèmes complexes ne trouvant pas de formalisation mathématique adaptée. Dans le domaine des sciences du vivant d'abord, puis dans celui des sciences humaines et sociales ensuite, les SMA ont montré qu'il était possible de modéliser au niveau micro les comportements d'entités élémentaires et d'étudier au niveau macro le résultat global de l'interaction de ces entités.

1.1.1. L'agent

La notion d'agent, comme tous les concepts fondamentaux (pensons notamment aux concepts de processus, d'état ou de fichier en informatique) semble pouvoir être comprise de manière évidente. Néanmoins, elle recouvre plusieurs acceptions, chacune renvoyant à un courant de recherche particulier dans le domaine de ce qui touche à la nébuleuse « agent ». Dans les systèmes multi-agents, le concept d'agent, est généralement défini ainsi [FER 95] : on appelle *agent* une entité informatique (un processus) située dans un environnement (réel ou virtuel), plongée dans une structure sociale et qui est capable de :

1. agir dans son environnement
2. percevoir et partiellement se *représenter* son environnement (et les autres),

3. communiquer directement ou indirectement avec d'autres agents,
4. mû par des tendances internes (buts, recherche de satisfaction, "drives", utilité),
5. se *conserver* et se *reproduire*

et qui présente un comportement autonome qui est la conséquence de ses perceptions, de ses représentations et de ses communications (fig. 1.1).

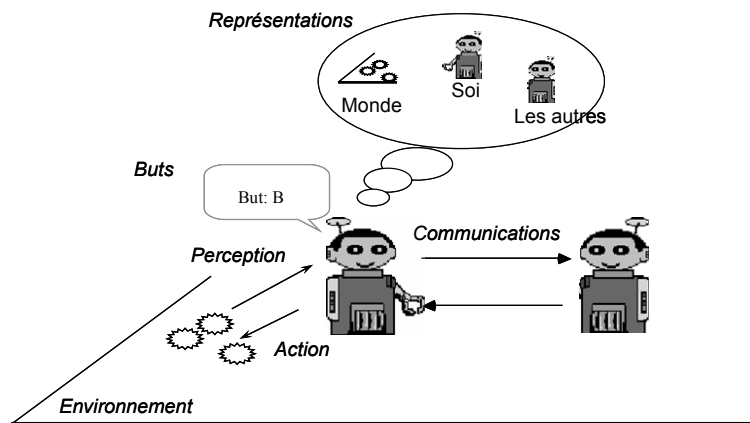


Figure 1.1. Un univers multi-agents.

La figure 1.2 représente, quant à elle, une architecture typique d'agent. On constate qu'elle reprend un certain nombre de fonctions spécifiques :

La *fonction représentationnelle* (ou cognitive) : comprend l'ensemble des fonctions de modélisation de l'environnement, des autres agents et des organisations, ainsi que la mémorisation des événements qui ont pu affecter l'agent. Cette fonction est particulièrement développée dans les agents cognitifs qui disposent d'une représentation interne de leur environnement qu'il leur est possible de manipuler afin de planifier les actions qu'ils devront entreprendre.

La *fonction conative* (ou fonction de contrôle) se rapporte aux sources, aux limites et à la sélection des activités des agents. Cette fonction se divise elle-même en trois sous-fonctions : la fonction motivationnelle qui décrit comment les buts ou tendances sont formés, qu'il s'agisse de demandes internes (besoins, désirs, pulsions) ou externes (demandes des autres agents, pressions sociales) ; la fonction *déontique* qui prend en compte les contraintes normatives de l'organisation et qui gère la manière dont les règles ou lois de l'organisation viennent structurer l'ensemble des actions possibles ; et enfin celle de *sélection d'action* qui s'occupe, en liaison avec le

système organisationnel, qui sélectionne l'action à entreprendre en fonction de l'état de l'agent, des contraintes, des buts à satisfaire et des actions déjà entreprises.

La *fonction interactionnelle* d'un agent porte sur l'ensemble des mécanismes permettant à un agent de faire le lien avec ce qui l'entoure. C'est elle qui gère les activités d'interactions avec son environnement ainsi que l'ensemble des communications avec les autres agents. Elle assure ainsi toutes les fonctions d'entrée-sorties et d'interface. Elle se compose de deux sous-fonctions, la fonction perceptive qui se charge de l'acquisition d'informations provenant de l'extérieur, et la fonction exécutive qui s'occupe de l'accomplissement des actions choisies par le système conatif et mises en œuvre par le système organisationnel.

La *fonction végétative* traite de la conservation de l'agent, et plus généralement de sa « bonne santé ». Très souvent les agents consomment des ressources et doivent se réalimenter pour pouvoir continuer leurs tâches. Parfois ils peuvent aussi être amenés à se reproduire. Ces nécessités engendrent des besoins primaires qui doivent être gérés en liaison avec le système conatif.

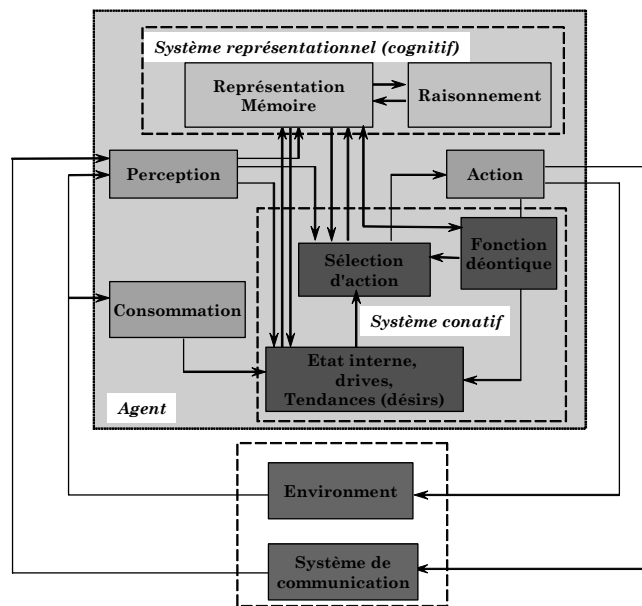


Figure 1.2. L'architecture d'un agent.

L'importance des SMA repose sur trois concepts fondamentaux :

1. L'autonomie de l'activité d'un agent, c'est-à-dire sa capacité à exécuter une action de sa propre initiative (pro-activité), en contrôlant son comportement afin

d'atteindre une plus grande satisfaction et en décidant d'aider ou d'empêcher les autres de satisfaire leurs buts. En effet la définition d'agent précédente met l'accent sur l'autonomie de décision qui résulte de l'indépendance avec laquelle un agent tente de satisfaire des objectifs (au sens large du terme), en utilisant les ressources et les compétences dont il dispose.

2. La sociabilité des agents, c'est-à-dire le fait qu'ils agissent en relation avec d'autres agents dans une perspective sociale. Un agent dans un SMA n'est pas une entité isolée, mais un élément d'une totalité plus vaste que l'on appelle société d'agents. Une société d'agents émerge des interactions qui ont lieu entre les agents, mais en même temps son organisation contraint le comportement des agents en leur attribuant des rôles qui vont restreindre leur possibilité d'actions.
3. L'interaction est ce qui relie les deux concepts précédents. C'est par cet entrelacement d'actions effectuées par un ensemble d'agents, chaque action étant décidée individuellement par chaque agent dans son for intérieur, que des formes émergent, que des structures organisées apparaissent pour venir en retour contraindre et modifier le comportement de ces agents. De ce fait, c'est au travers de ces interactions qu'émergent des « patterns d'interaction » que sont la coopération, les conflits ou la concurrence, qui produisent des formes d'organisations plus ou moins stables qui viennent structurer l'action individuelle de chacun des agents.

Toute la puissance des SMA résulte de cette boucle : les agents agissent de manière autonome dans un espace contraint par la structure de la société dans laquelle ils évoluent, cette structure résultant elle-même des comportements de ces agents. On se trouve donc là dans une boucle de dépendance entre agents et société d'agent, entre niveaux micro et macro, entre individu et collectif qui se trouve finalement au cœur de la problématique des systèmes complexes dans les sciences humaines et sociales.

1.1.2. Les systèmes multi-agents comme microcosmes

Ce n'est donc pas un hasard si les SMA apparaissent comme un outil majeur pour modéliser des sociétés. Ils proposent bien plus qu'une technique de modélisation parmi d'autres. Ce ne sont pas de simples outils d'abstraction permettant de caractériser numériquement l'évolution d'un système à partir de paramètres observés. En étant eux-mêmes des sociétés, en étant construits sur les mêmes fondements que tout système complexe, les SMA se révèlent être des « micro-mondes artificiels » dont il est possible de contrôler toutes les caractéristiques et de reproduire des séries d'expérimentations comme s'il s'agissait de situations de laboratoire. Par rapport aux sociétés animales et humaines, par rapport aux systèmes sociaux complexes, les SMA sont donc des « microcosmes », des modèles réduits des phénomènes réels considérés, comme des maquettes de bateau ou d'immeubles, mais des modèles disposant en interne de ressources évolutives et de mécanismes fondamentaux que le modélisateur cherche à rendre similaires aux phénomènes sociaux réels [Chapitre 4 et 8].

De ce fait, le modélisateur, l'utilisateur d'un SMA, réalise un modèle en deux temps : dans un premier temps il réalise un laboratoire virtuel qui reprend en miniature les caractéristiques du domaine empirique objet de la simulation, ou « système cible » [Chapitre 4]. Dans un deuxième temps, il pratique des expérimentations, déplaçant des individus, changeant leur comportement, modifiant les conditions environnementales. De ce fait, son modèle, sa vision du système cible s'élabore au fur et à mesure. Elle n'est pas issue d'une abstraction d'un monde réel, mais d'une reconstruction, d'une re-création d'un monde artificiel. Il élabore des hypothèses et peut les tester « in vitro » en utilisant les mêmes types d'observation que dans le monde réel. Il peut alors lancer des expérimentations et exploiter les données obtenues lors de ses expérimentations, les agréger, leur appliquer des traitements statistiques afin de vérifier les hypothèses émises. Ainsi, à la différence des approches classiques, un SMA n'est pas une boîte noire, et la simulation multi-agents ne se réduit pas à l'implémentation d'un modèle et à l'analyse de sa réponse en fonction des paramètres d'entrées, mais participe au processus de recherche de modèles.

D'autre part, l'une des principales qualités des modélisations multi-agents réside dans leur capacité d'intégration et leur flexibilité. En effet, il est possible d'intégrer dans la même modélisation des variables quantitatives, des équations différentielles et des comportements fondés sur des règles symboliques. Il est aussi très facile d'intégrer des modifications dans le comportement des individus, chaque enrichissement du modèle étant réalisé par l'adjonction de règles comportementales qui agissent au niveau de l'individu. De plus, les individus étant toujours distingués les uns des autres, il est possible d'ajouter de nouveaux types d'agents disposant de leur propre modèle de comportement, lesquels viennent interagir avec les agents déjà définis. Par exemple, dans une modélisation de gestion de forêts, on peut introduire de nouvelles espèces animales ou végétales, ou d'autres types d'exploitants de cette forêt, et analyser leurs interactions avec les entités déjà modélisées.

Enfin, comme nous l'avons vu plus haut, du fait de la présence de cette émergence due aux interactions, les SMA permettent de modéliser des situations complexes dont les structures globales résultent des interactions entre individus, c'est-à-dire de faire surgir des structures au niveau macro à partir de modélisations du niveau micro, brisant ainsi la barrière des niveaux, si criante dans les modélisations classiques.

1.2. La notation UML

Pour qu'une modélisation soit acceptée par le milieu industriel, certaines contraintes sont nécessaires. Il faut proposer une modélisation qui procède par une approche incrémentale, basée sur une représentation déjà connue des industriels et munie d'outils exploitant des méthodes déjà acceptées. Contrairement à l'objet qui reçoit un message et appelle une méthode ou un attribut, l'agent possède une

autonomie qui lui permet de déclencher une action sans avoir reçu d'ordre et d'autre part il lui est possible de refuser d'exécuter une action. Cette vision de l'agent comme l'évolution d'un objet amène donc tout naturellement à confronter la modélisation de l'objet à celle de l'agent. UML, accepté par l'industrie depuis de nombreuses années dans le cadre de la modélisation objet fournit un grand pouvoir de représentation des agents. UML est un formalisme accepté depuis longtemps de la communauté industrielle. Les agents étant vu de façon incrémentale par rapport aux objets, UML est donc devenu rapidement un sujet de choix pour spécifier les SMA.

1.2.1. UML

Ce standard propose ainsi de nombreux diagrammes de types différents. Des diagrammes statiques permettent de décrire les classes, propriétés, méthodes et messages tandis que des schématisations dynamiques tels que diagrammes de séquence, de collaboration, d'activité ou d'états semblent de bons modèles pour les interactions.

La plus importante de ces notations, le diagramme de classe, permet de décrire l'ensemble des classes d'objets qui interviendront dans le logiciel ainsi que les relations qui existent entre ces classes. Utilisé dans le contexte de la modélisation multi-agents, ce type de diagramme permet de représenter les entités et les relations qui existent dans le modèle. Par exemple, la figure 1.3 représente un exemple simplifié de modélisation réalisée en termes UML. Il s'agit d'un simple modèle de fourmis. On voit que dans ce type de diagramme, les agents sont généralement vus comme des spécialisations d'objets. Le diagramme se lit ainsi : la classe Agent hérite³ de Entity, de même que les classes Item, Food et Pheronome qui sont ainsi des entités. Les entités sont caractérisées par la position qu'elles occupent au sein d'un environnement, lequel contient un ensemble d'entités. Chaque classe est décrite par l'ensemble des attributs et des méthodes qu'elle comporte. Les attributs correspondent aux propriétés individuelles des objets et les méthodes aux opérations applicables par chacun des objets. La méthode `doIt` que l'on rencontre dans la classe Agent et dans ses sous-classes représente le comportement des agents qui sera exécuté à chaque pas de temps. On peut noter aussi que tout est indiqué : l'environnement est décrit comme les entités qui ne sont pas des agents. L'inconvénient d'UML est d'ailleurs d'être parfois trop précis en termes d'implémentation, ce qui ne permet pas de rester à un niveau suffisamment conceptuel, c'est-à-dire au niveau du modèle. Les diagrammes

³ Héritage : en programmation objet, l'héritage est une relation hiérarchique entre les *classes* (dont les instances sont les « objets »), qui permet de transférer des propriétés. Cette relation peut être vue comme une spécialisation, des ancêtres aux héritiers (les chiens et les chats héritent des propriétés des mammifères) ou au contraire comme une relation de généralisation ou d'abstraction des héritiers vers les ancêtres (les chats et les chiens ont des propriétés en commun qui les caractérisent comme mammifères). Cette technique permet de réutiliser du code existant en factorisant des informations au niveau des classes plus abstraites.

dynamiques d'UML caractérisent le comportement des entités. Les diagrammes les plus usités sont le diagramme de séquence et le diagramme de collaboration. Ces diagrammes donnent parfois l'impression d'avoir été d'ailleurs plus inventés pour des agents que des objets, ce qui leur a permis d'être repris presque tels quels dans la notation AUML que nous verrons ci-dessous.

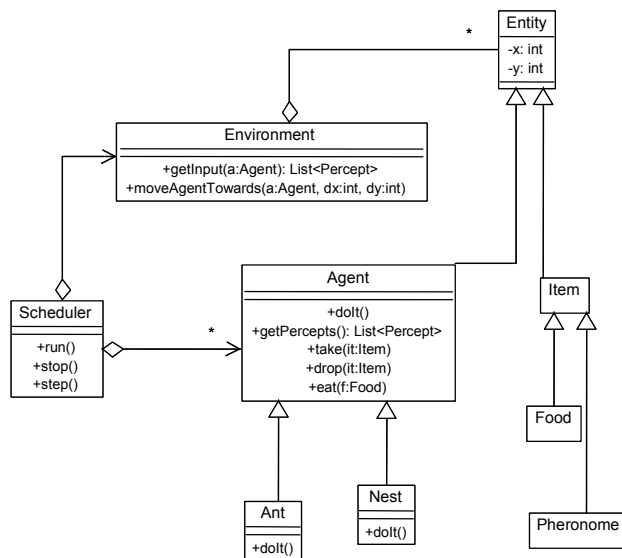


Figure 1.3. Un diagramme de classe représentant un modèle de SMA « fourmi ».

L'intérêt de la notation UML est d'être très parlante et surtout d'offrir un langage commun compréhensible facilement à la fois par les informaticiens et les modélisateurs. C'est la raison pour laquelle ce type de notation se développe beaucoup dans le domaine de la modélisation multi-agent. Néanmoins, elle présente un inconvénient certain : celui de confondre l'aspect modélisation et implémentation en intégrant dans un même diagramme des aspects très différents. C'est pourquoi il est utile de proposer une grille de lecture plus générale que ne peut le faire l'approche objet.

1.3. Les quatre aspects d'un système multi-agent

Pour analyser et comprendre un système multi-agent nous utiliserons une approche développée par Ken Wilber pour décrire les systèmes sociaux [WIL 00] et qui repose sur une décomposition en deux axes. D'une part, on peut prendre en compte l'axe reliant l'aspect individuel (l'agent) ou collectif (la société d'agent) d'un SMA. D'autre part, on peut effectuer une analyse le long de l'axe intérieur/extérieur des agents. Le point de vue intérieur, correspond à l'architecture des agents, à la manière dont ils sont conçus,

la façon dont ils se représentent leur environnement, les tendances qui l'animent etc.. C'est le point de vue que connaît le développeur des agents. A l'inverse, le point de vue extérieur correspond à celui d'un observateur : quels sont les comportements des agents, quelle est la structure sociale, comment évolue l'environnement, etc..

La figure 1.4 représente les quatre aspects, que l'on appellera quadrants, que l'on peut obtenir lorsque l'on croise l'axe intérieur/extérieur avec l'axe individuel/collectif. A l'encontre de ce que l'on peut croire naïvement, il n'y a pas nécessairement un rapport évident entre le quadrant individuel intérieur et le quadrant individuel-extérieur. En effet, d'une part il est possible de coder un même comportement de nombreuses manières, et d'autre part un même comportement peut être interprété différemment selon l'observateur, ou plus exactement selon la grille de lecture interprétative qu'il utilise. On peut ainsi considérer les agents à partir d'une attitude intentionnelle (*intentional stance*) à la Dennett [DEN 87] qui consiste à interpréter tous les comportements d'un agent en les considérant mûs par des intentions (par ex : il a été chercher de la nourriture parce qu'il avait faim. Il a poussé l'autre agent parce qu'il voulait prendre sa place, etc.), même si l'architecture effective de l'agent ne manipule effectivement aucune intention.

<p>Individuel/intérieur</p> <p style="text-align: center;">Je <i>subjectivité</i></p> <p><états mentaux vécus, architectures d'agents></p> <p style="text-align: right;">L'intériorité</p>	<p>Individuel/extérieur</p> <p style="text-align: center;">il, Cela <i>Objectivité</i></p> <p><le comportement des agents></p> <p style="text-align: right;">L'objet</p>
<p>Collectif/intérieur</p> <p style="text-align: center;">Nous <i>intersubjectivité</i></p> <p><Modes d'interactions connaissance communes></p> <p style="text-align: right;">La noosphère</p>	<p>Collectif/extérieur</p> <p style="text-align: center;">Eux, tout cela <i>Interobjectivité</i></p> <p><Organisations, institutions, Évolution/émergence des organisations, faits sociaux></p> <p style="text-align: right;">La structure sociale</p>

Figure 1.4. Analyse des SMA suivant quatre aspects, issus d'une décomposition individuel/collectif et intérieur/extérieur.

L'un des exemples les plus classiques dans les systèmes multi-agents consiste à modéliser le comportement de fourragement de fourmis. Leur capacité à créer des files de plusieurs milliers d'individus allant chercher de la nourriture pour les rapporter au nid est très caractéristique. On peut imaginer, du point de vue d'un observateur, que les fourmis empruntent cette voie parce qu'elles savent où se trouve la nourriture et qu'elles ne font qu'emprunter le chemin le plus court. Mais il s'agit là d'une attribution d'états mentaux cognitifs (croyances, buts, choix de parcours) à un comportement de fourmis dont on a pu montrer, à la fois par des

analyse éthologiques mais aussi par des simulations [DRO 92] qu'elles avaient ce comportement simplement parce qu'elles suivent un chemin de phéromones déposées par les fourmis qui ramènent de la nourriture au nid (cf. section 1.5.3). La dimension collective a mis plus longtemps à être reconnue dans les SMA, mais elle fait partie intégrante de ces systèmes. Le quadrant en bas à gauche représente l'aspect collectif intérieur d'un SMA, c'est-à-dire l'ensemble des connaissances communes (au sens commun du terme : connaissances partagées), des ontologies, ainsi que des normes sociales intégrées par les agents. C'est cet « espace des idées », que l'on appelle parfois 'noosphère', qui constitue l'ensemble de l'intersubjectivité des agents, ce qui fait qu'ils sont capables de travailler ensemble, de communiquer, de collaborer et de suivre des règles communes. Le dernier quadrant qui se situe en bas à droite représente l'aspect collectif extérieur d'un SMA, ce qui correspond à l'espace de la structure sociale : la notion d'organisation, d'institution, etc. c'est-à-dire tout ce qui représente l'aspect organisationnel d'un SMA. Bien qu'étudié après les autres aspects, c'est tout un ensemble de travaux qui portent maintenant sur cette perspective en identifiant les concepts de rôles, de groupes et de normes.

1.4. L'aspect individuel intérieur : les architectures d'agents

On considère généralement qu'il existe deux grandes manières d'approcher les architectures d'agents : l'approche réactiviste qui considère les relations perception-action (ou stimulus-réponse) et l'approche cognitiviste qui repose sur la notion de représentation explicite de l'environnement et des autres agents. Enfin une troisième, appelée hybride, consiste à essayer de rapprocher les deux premières.

1.4.1. Architectures réactives

Un agent réactif n'a pas de représentation de son environnement ou des autres agents. Son comportement est décrit par des boucles sensorimotrices simples, c'est-à-dire par des mécanismes directs associant les perceptions aux réactions. Les agents réactifs ne disposent généralement pas de fonctions cognitives et leur fonction conative se borne à mettre simplement les perceptions en relation avec les tâches qui décrivent la suite des actions à entreprendre. Les architectures les plus connues dans ce domaine sont celle de hiérarchie de tâches (subsomption), dans laquelle les tâches éventuellement en concurrence seront arbitrées par une priorité donnée a priori [BRO 86], celle de tâches en compétition ou les tâches concurrentes voient leur poids d'activation modifié en fonction de mécanismes de renforcement [DRO 93], et celles fonctionnant par fusion de consignes comme dans les architectures à base de réseaux de neurones. Certaines approches combinent ces différentes architectures au sein d'une architecture intégrée, comme celle de Tyrell par exemple, qui combine les contrôles par priorité et par fusion en une architecture hiérarchique [TYR 93]. Enfin, il existe

des architectures à base de composition de comportements, chaque comportement étant considéré comme un vecteur d'action. L'architecture Satisfaction-Altruisme permet de combiner des comportements centrés sur les désirs de l'agent avec des comportements coopératifs centrés sur les besoins des autres agents [SIM 99].

1.4.2. Architectures cognitives

Les architectures cognitives sont fondées sur la métaphore computationnelle qui considère que les agents raisonnent à partir de connaissances représentées à l'aide d'un formalisme logique, qui décrivent explicitement leur environnement (états propriétés, lois d'évolution des objets de l'environnement), et les autres agents. Les architectures de ce type les plus connues sont les architectures BDI (Belief-Desire-Intention) qui postulent qu'un agent est caractérisé par ses croyances, ses buts (désirs) et ses intentions et surtout qu'il va avoir l'intention d'accomplir les actions qu'il pense pouvoir lui permettre d'atteindre ses buts. En d'autres termes, un agent BDI agit rationnellement à partir de ses croyances sur l'état du monde, ses connaissances (et celles des autres), ses intentions (et celles des autres) pour atteindre les buts qu'il s'est fixé. Un agent est supposé avoir une bibliothèque de plans, chaque plan étant conçu comme une recette permettant d'accomplir un but particulier. Une intention est posée lorsqu'un agent s'engage à atteindre un but spécifique en utilisant un plan particulier. La gestion et la mise à jour des croyances, des buts et des intentions sont réalisées par le moteur BDI qui sélectionne ainsi les plans et donc les actions à entreprendre.

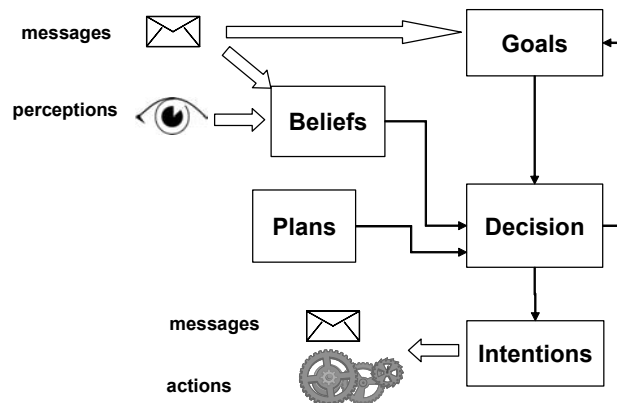


Figure 1.5. Une architecture BDI avec ses différents modules.

La figure 5 illustre la représentation fonctionnelle d'une architecture BDI. Les perceptions et les messages extérieurs servent à former des croyances. On suppose

que l'agent peut avoir initialement un certain nombre de buts. Ces buts initiaux ajoutés des buts provenant de requêtes des autres agents, sont analysés dans la partie décision (le centre du système conatif d'une architecture BDI) et viennent déclencher l'ensemble des plans possibles compatibles avec les croyances de l'agent. Si l'on ne trouve pas de plans déjà réalisés, un système de résolution de problème (non dessiné ici) se charge de décomposer le problème initial en sous-problèmes, en produisant les sous-buts que l'agent devra satisfaire. Lorsqu'un agent choisit de réaliser un plan, les actions de ce plan se transforment en intentions qui donneront lieu à des messages aux autres agents ou à l'accomplissement d'actions dans l'environnement. L'intérêt des BDI est de créer un comportement qui ressemble à celui des êtres humains. Il a été utilisé dans plusieurs applications de simulation militaire et notamment la modélisation du pilote de combat [MCI 96] et les règles de contrôles tactiques d'équipes terrestres (AWAC) [HEI 01]. On notera aussi l'utilisation d'architectures BDI pour créer l'aspect interactif des comportements des personnages du jeu Black & White [MOL 01].

1.4.3. Architectures hybrides

Les caractéristiques présentées pour les deux grands types d'agents, cognitifs et réactifs, proposent des solutions apparemment diamétralement opposées. Pourtant, elles peuvent être vues comme étant complémentaires. Afin de construire une architecture qui répond au mieux (temps de réponse, précision ou efficacité) à un problème, on peut combiner les deux types d'approche pour construire des architectures d'agents plus souples qu'on appelle hybrides. Dans une telle architecture, un agent est composé de modules qui gèrent indépendamment la partie réflexe (réactive) et réfléchie (cognitive) du comportement de l'agent. Le problème central reste de trouver le mécanisme idéal de contrôle assurant un bon équilibre et une bonne coordination entre ces modules. Citons la Turing Machine [FER 92] et InteRRap [MUL 93], exemples les plus connus de ce type d'architecture. Les avantages et inconvénients respectifs des approches cognitives, réactives, voire hybrides, sont un inconvénient lorsqu'il s'agit de développer des SMA ouverts : certains développeurs peuvent être tentés de construire des agents réactifs alors que d'autres préféreront développer des agents cognitifs. Or tous ces agents doivent vivre ensemble et donc se conformer à un cadre d'exécution et de comportement. Ils doivent être capables d'interagir au sein d'un espace d'interactions.

1.5. L'aspect collectif-intérieur : interactions

Les communications, dans les systèmes multi-agents comme chez les humains, sont à la base des interactions et de l'organisation sociale. Sans communication, l'agent n'est qu'un individu isolé, sourd et muet aux autres agents, refermé sur sa

boucle perception-délibération-action. C'est parce que les agents communiquent qu'ils peuvent coopérer, coordonner leurs actions, réaliser des tâches en commun et devenir ainsi de véritables êtres sociaux. La communication s'exprime comme une forme d'interaction dans laquelle des messages ou signaux, une fois interprétés, vont produire des effets sur ces agents. Il existe un grand nombre d'approches de la communication : les sciences humaines et en particulier la linguistique et la philosophie du langage, ont développé tout un ensemble de concepts notamment dans tout ce qui a trait aux actes de langages. Mais la biologie et l'éthologie ont aussi produit un ensemble de concepts de communication des agents.

1.5.1. Communication par envois de messages

Le modèle traditionnel de communication entre agents repose sur la communication par message. On suppose alors qu'il existe un émetteur qui envoie un message émis sur un canal de communication à un destinataire dont il connaît directement ou indirectement via un annuaire, l'adresse. Ce modèle simple est à la base de la plupart des travaux en SMA. Il a été étendu par la théorie des actes de langages qui donnent une sémantique spécifique aux interactions. Apparue à la suite des travaux d'Austin [AUS 62], de Searle et de Vanderveken en philosophie du langage [SEA 69], puis introduits dans les langages KQML et ACL, la théorie des actes de langage considère que le sens des communications peut être traduit en termes d'actes mentaux. Par exemple, si un agent A, ayant le but que le monde soit dans l'état S envoie une requête à un agent B pour qu'il réalise l'action α , cela suppose d'abord que A croit que S n'est pas réalisé, sinon il n'aurait rien demandé à B, ensuite A croit que la réalisation de α produit l'état S et enfin que B sait faire α . Il en est de même si A informe B qu'une proposition p est vraie. Cela suppose que A croit que p est vrai et que A croit que B ne croit pas que p soit vrai. Le résultat espéré par A est bien évidemment que finalement B finisse par croire que p est vrai. A côté des travaux sur les actes de langages, les chercheurs se sont intéressés à la définition de protocoles d'interaction, c'est-à-dire à la description de la suite des envois de messages qui caractérisent une situation d'interaction. Par exemple, si A demande à B de faire α , il attend une réponse de la part de B indiquant s'il est d'accord ou non pour effectuer ce travail. Enfin, si B est d'accord, on suppose qu'il prévendra A lorsque le travail sera terminé. Cela signifie qu'il est possible de représenter des interactions entre agents sous la forme de diagrammes de communication UML ou AUML.

1.5.2. Interactions et AUML

Proposé par Odell, Bauer et Müller [BAU 00], AUML est un langage de description de SMA qui part de UML et qui le complète par des extensions pratiques et spécifiques aux SMA en supprimant les aspects trop spécifiquement objets.

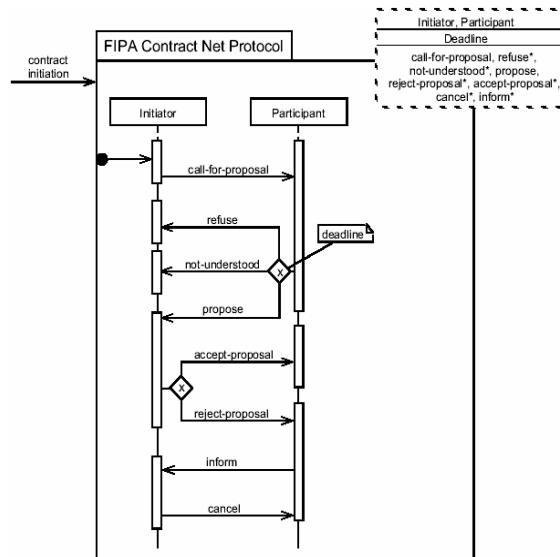


Figure 1.6. Le protocole de réseau contractuel décrit en AUML, tel qu'il a été établi par la FIPA, organisme de standardisation des SMA.

Les diagrammes d'interaction d'UML servent à capturer les patterns structurels d'interaction parmi les objets. Parmi ces diagrammes existent les diagrammes de séquences et les diagrammes de collaboration. Ces deux derniers contiennent la même information et ne diffèrent que par leur représentation graphique : les premiers portent l'importance sur la chronologie de la séquence de communication tandis que les seconds sur les associations parmi les agents.

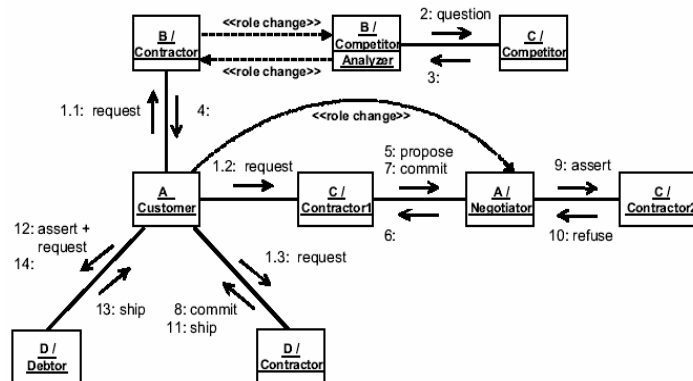


Figure 1.7. Un diagramme de collaboration écrit en AUML.

Dans les diagrammes de séquence un symbole en forme de diamant est ajouté à UML afin de représenter l'éventail des choix d'interaction possibles pour un agent à un moment précis de l'interaction. La figure 1.6 montre un diagramme de séquence décrivant un protocole d'appel d'offre qui s'appelle le « réseau contractuel » (ou Contract Net Protocol). Opposé au précédent dans ses objectifs, les diagrammes de collaboration présentent l'organisation du dialogue entre agents et place à un niveau secondaire la mise en valeur de la chronologie et du parallélisme. On voit rapidement apparaître avec qui un agent interagit directement et indirectement, mais retrouver l'historique d'un dialogue est peu aisé, comme le montre le diagramme de la figure 1.7.

1.5.3. Interactions par signaux

A côté des actes de langages et des standardisations des communications, il existe d'autres mécanismes de communication qui sont fondés sur l'usage de signaux et qui prennent leur source en biologie et en éthologie. On utilise essentiellement deux types de signaux : les marques et les champs. Les marques sont des traces que les agents laissent en se déplaçant. Comme le petit poucet, ils peuvent marquer leur chemin avec des signaux (phéromones, empreintes, objets de toutes natures), qui pourront ensuite être interprétés par d'autres agents. C'est le mécanisme qui donne lieu aux célèbres files de fourmis dont nous avons parlé plus haut. Les traces, sous la forme de phéromones, déposées par les fourmis en rentrant à la base, serviront de médium d'interaction pour indiquer aux autres fourmis où se trouve la nourriture (figure 1.8).



Figure 1.8. Les agents « fourmis », représentés sous la forme de robots, rapportent des ressources à la base, en déposant des marques.

Les signaux peuvent aussi être diffusés dans l'espace d'interaction. Dans ce cas, ils peuvent être utilisés pour indiquer, à distance, la présence d'obstacles, d'objets désirables, d'agents à aller aider ou d'agents à éviter. Ces signaux servent à

coordonner un ensemble d'agents agissant dans un espace commun. Il suffit de considérer l'intensité des signaux par rapport à la source. Si les signaux se propagent de manière uniforme et homogène, ils forment des champs de potentiel. Il est ensuite possible de définir des forces attractives et répulsives, à partir du gradient de ces champs [ARK 89]. Les buts sont alors représentés comme des champs attractifs et les obstacles par des champs répulsifs. Le mouvement est obtenu par une combinaison de champs attractifs et répulsifs, et il suffit pour un agent de suivre la ligne de plus grande pente (fig. 1.9). Lorsque les obstacles sont mobiles, c'est-à-dire lorsqu'on est en présence d'un ensemble d'agents, il faut ajouter des comportements d'évitements [ZEG 93] [SIM 99] [CHA 02].

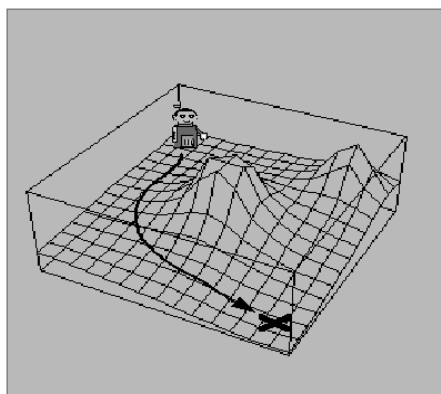


Figure 1.9. *Un agent se déplace dans un ensemble de champs en suivant la ligne de plus grande pente.*

Il faut noter que ces signaux peuvent être aussi bien réels, et faire partie effectivement de l'environnement, que virtuels, c'est-à-dire reconstruits par l'agent comme un moyen simple de coordonner ses propres mouvements dans l'espace.

1.6. L'aspect collectif-extérieur : l'organisation

Un système multi-agent n'est pas seulement un ensemble d'individus, mais doit être compris d'abord comme un ensemble d'interactions et de dépendances réciproques entre agents, évoluant selon des schémas plus ou moins réglés de coopération, compétition, coordination. De ce fait, il est possible de considérer une société d'agents comme un tout qui à la fois est issu des interactions entre ses éléments, mais qui, en retour, d'un côté favorise l'expression de certains comportements et d'un autre côté impose des contraintes sur l'ensemble des comportements possibles. En effet, si une société permet à un individu de réaliser des tâches qu'il n'aurait pu accomplir seul, elle impose des normes à ses membres qui, en

fonction de leur position au sein de cette société, orientent leurs comportements afin qu'ils soient acceptables par la société.

Dans le cadre des systèmes complexes et hétérogènes, les normes servent d'une part à réduire les conflits et les interférences possibles entre les actions locales. Et d'autre part à favoriser les comportements coopératifs. C'est la fonction de l'organisation de décrire les modalités de regroupement des agents, de leur assigner des positions (rôles) dans l'organisation et de définir les règles qu'ils doivent suivre, en imposant un contrôle *a priori*, lors de la conception des rôles et des interactions possibles, mais aussi *a posteriori* si un agent enfreint les contraintes qui lui ont été imposées. Cette notion d'organisation n'était pas très présente dans les premiers SMA, mais de nombreux travaux dans ce sens ont permis de mieux comprendre la place et l'intérêt des organisations pour structurer le comportement d'un ensemble d'agents. L'intérêt des approches organisationnelles est de ne pas s'intéresser à la structure interne des agents pour se concentrer uniquement sur les comportements acceptables en définissant des patterns institutionnalisés d'interaction. Ces approches se sont révélées très efficaces, notamment pour faire cohabiter des agents de nature hétérogène, puisque les patterns d'interaction ne prennent pas en compte la nature des états mentaux des agents. [FER 03b] énumère les principales caractéristiques d'une organisation. (1) Une organisation est constituée d'agents (individus) qui manifestent un comportement (2) l'organisation dans son entier peut être partitionnée, et les différentes partitions peuvent éventuellement se chevaucher. (3) Le comportement des agents est décrit par leur fonction ou rôle au sein de leur organisation. Ces rôles caractérisent les motifs (patterns) d'interaction qui les relient à d'autres rôles. Ils stipulent les obligations, interdictions et permissions qui s'appliquent aux agents qui jouent ces rôles. (4) L'aspect organisationnel d'un SMA se situe à deux niveaux : au niveau organisationnel (social), qui décrit ce qui persiste quand les agents entrent ou quittent l'organisation, et au niveau concret (ou agent) qui constitue une instanciation particulière de la structure organisationnelle.

1.6.1. AGR

De ce fait, les concepts de groupes et de rôles sont à la base de la pensée organisationnelle. Ils sont aussi à l'origine du modèle Agent-Groupe-Rôle ou AGR [FER 03a], [FER 98], sans doute la plus connue des approches organisationnelles actuelles pour les SMA, qui repose sur les assertions suivantes :

- Un agent peut intervenir dans plusieurs groupes à la fois.
- Il peut jouer dans chacun de ces groupes un ou plusieurs rôles correspondant à ses activités ou interactions. Ces rôles peuvent être portés par un nombre d'agents arbitraire, dépendant de la situation et des normes de l'organisation.

- La seule restriction apportée à ce modèle concerne les interactions : deux agents ne peuvent communiquer directement que s'ils appartiennent au même groupe. Ce que l'on peut exprimer par le diagramme UML suivant :

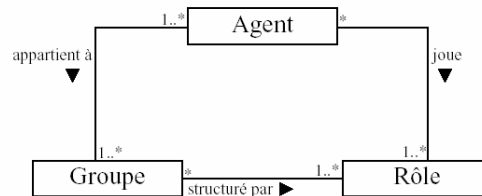


Figure 1.10. La représentation UML simplifiée de AGR.

La simplicité du modèle AGR résulte de la recherche d'une certaine minimalité : le but est de dégager un ensemble minimal de concepts permettant un discours sur les SMA organisationnels. Dans leur définition, une organisation peut être vue comme un cadre pour l'activité et l'interaction, par la définition de groupes, de rôles et de leurs relations. En évitant le point de vue orienté agent, une organisation peut être considérée comme une relation structurelle entre une collection d'agents. Donc, une organisation peut être décrite sur la base seule de sa structure, c'est à dire, la façon dont les groupes et rôles sont arrangés pour former un tout. Ainsi, le SMA pourra n'être analysé de l'extérieur que du point de vue des interactions. Plusieurs notations peuvent être utilisées pour représenter des organisations.

1.6.2. Le diagramme du « plateau à fromage »

Dans le diagramme appelé « plateau à fromage » à cause de sa forme, un groupe est représenté par un ovale qui ressemble à un plateau. Les agents sont visualisés sous la forme de « quilles » qui se placent sur le plateau à fromage, et parfois « traversent » le plateau lorsqu'un agent est membre de deux ou plusieurs groupes. Un rôle est représenté par un hexagone. La figure 1.11 représente, dans cette notation, une organisation classique de comité de programme. On notera que le « groupe des soumissions » est composé d'auteurs et d'un récepteur des soumissions qui se trouve être en même temps le président du comité de programme. Les membres du comité de programme définissent des groupes d'évaluation qu'ils gèrent. On notera que dans cette organisation les membres du comité de programme peuvent être aussi des auteurs et soumettre des papiers.

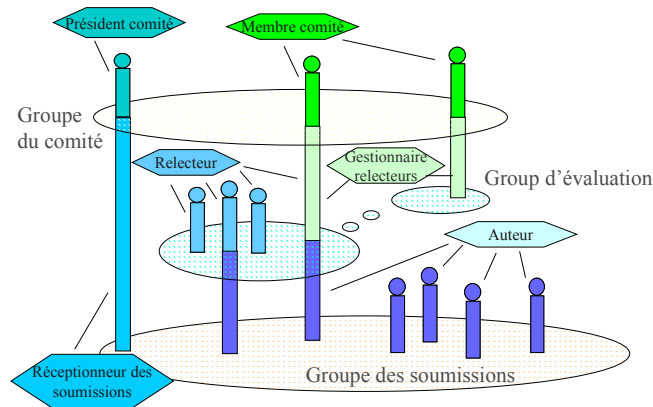


Figure 1.11. La notation "plateau à fromage" pour décrire des organisations concrètes.

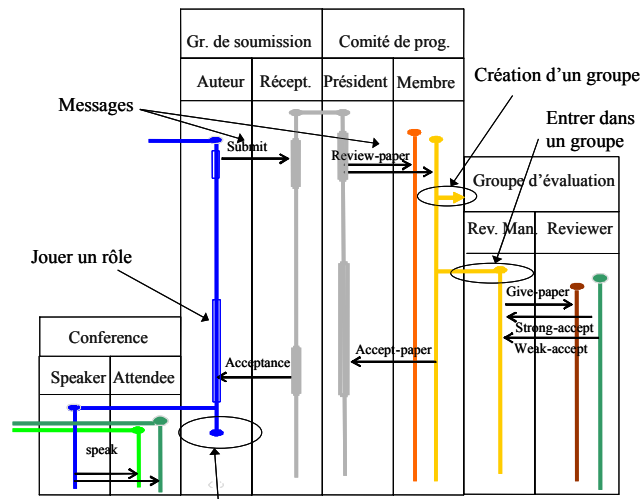


Figure 1.12. Un diagramme organisationnel de séquence issu de la notation AGR.

1.6.3. Décrire des activités organisationnelles

Pour décrire la dynamique des organisations, les relations temporelles qui s'expriment entre des événements organisationnels, tels que la création de groupes, l'entrée ou la sortie de membres d'un groupe, AGR propose une notation spécifique, intitulée diagramme organisationnel de séquence, qui s'exprime comme une variante notationnelle des diagrammes de séquence d'AUML. Les groupes sont représentés comme des cadres contenant de plus petits cadres, les rôles, qui contiennent la « ligne

de vie » des agents. La ligne de vie d'un agent est composée d'un ensemble de segments de la même couleur. Chaque segment décrit l'aspect qu'un agent prend lorsqu'il prend un rôle dans un groupe spécifique. En d'autres termes, on représente dans ce type de diagramme, toutes les « casquettes », tous les rôles que peut jouer un agent en même temps. Il est ainsi possible de visualiser l'appartenance d'un agent à plusieurs groupes, et le fait qu'il peut jouer plusieurs rôles en même temps (fig. 1.12). Les groupes dans AGR peuvent être construits à volonté. Un groupe est créé sur la requête d'un agent, à partir d'une structure de groupe prédéfinie. Eventuellement cette structure peut être vide et ainsi n'imposer aucune restriction sur le groupe ainsi créé, et le rendre ainsi totalement ouvert.

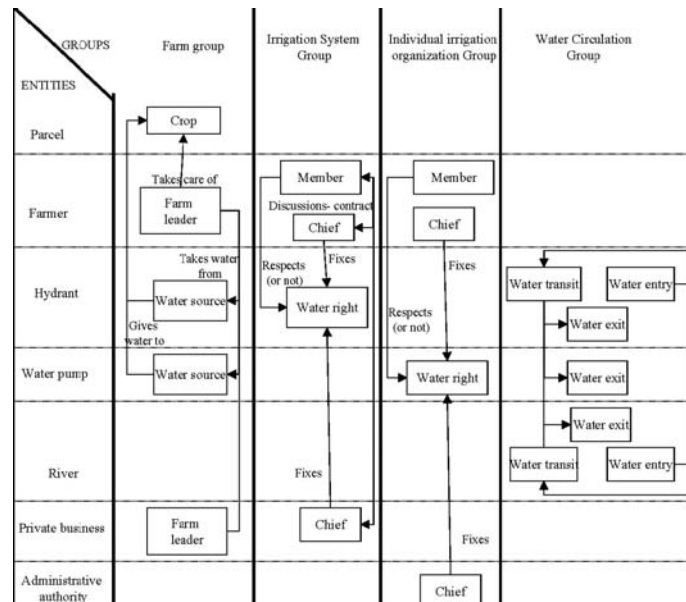


Figure 1.13. Le diagramme d'activité relie groupes, rôles et agents (entités).

Les diagrammes d'activité (*swimlane diagrams*), introduits par Abrami [ABR 04] à partir des travaux d'Odell et Parunak sur AUML, constituent une autre manière d'organiser les relations entre rôles. Ces diagrammes (fig. 1.13) mettent en relation les rôles, les agents (appelés entités ici) et les rôles qu'ils jouent. Les colonnes représentent les groupes et les lignes les entités. Les rôles sont placés sous la forme de rectangles à l'intérieur des cases du tableau. Les flèches indiquent les relations qui existent entre les rôles. Ce diagramme est très pratique pour voir globalement l'activité générale d'un SMA, alors que les diagrammes organisationnels de séquences sont plus centrés sur la modélisation des aspects temporels et événementiels des organisations.

1.7. Cassiopée

AGR n'est pas la seule méthodologie à proposer une approche organisationnelle. La méthode Cassiopée [COL 98] est définie comme un cadre méthodologique pour la conception de SMA permettant la mise en oeuvre de comportements collectifs. Dans Cassiopée, les agents sont dotés de trois niveaux de comportement :

1. Les comportements élémentaires, correspondant aux capacités de base de l'agent (les « primitives »).
2. Les comportements relationnels, permettant la coordination entre agents et la mise en place de comportements collectifs.
3. Les comportements organisationnels, constituant une sorte de niveau méta par rapport aux précédents, dans le sens où ils gèrent la mise en oeuvre ou l'inhibition de ces derniers.

La méthodologie se décompose alors en trois points correspondant au développement de ces trois types de comportements :

1. Expression des comportements élémentaires. Cette étape comporte aussi la définition des types d'agents qui comportent chacun un certain nombre de comportements élémentaires.
2. Étude des dépendances comportementales. Pour cela, on construit le graphe de couplage qui représente toutes les dépendances possibles entre les différents comportements élémentaires. Ce graphe est ensuite projeté sur chaque type d'agent, puis le résultat est épuré en retirant les dépendances jugées non pertinentes ; on obtient alors un graphe d'influence dont les chemins et circuits représentent les différentes possibilités de regroupement des agents. Il reste alors à décentraliser cette vue structurelle au niveau des agents : chaque type d'agent influent doit pouvoir envoyer un signe d'influence aux types d'agents influencés correspondants. Les comportements relationnels sont ensuite définis au niveau de l'agent influencé pour décrire leur réaction (en termes de comportements élémentaires) à la réception d'un signe d'influence.
3. Définition de la dynamique de l'organisation. Lorsque des agents collaborent selon les mécanismes mis en place au point 2, on dit qu'ils forment un groupe. Il faut maintenant définir des comportements de formation de groupes, qui permettent par exemple de déterminer quel groupe former lorsque plusieurs possibilités concurrentes se proposent, des comportements de participation, qui déterminent le comportement d'un agent suivant qu'il appartient ou non à un groupe donné, et enfin des comportements de dissolution, qui déterminent la manière de dissoudre un groupe existant.

La méthode Cassiopée a montré son intérêt dans la réalisation de nombreux systèmes multi-agents. En particulier elle a été utilisée pour formaliser des

comportements d'équipe dans le cadre du championnat de robots footballeurs. Malheureusement, peu de travaux ont été faits depuis sur cette méthode qui reste pourtant encore très intéressante et qui mériterait d'être poursuivie, notamment en l'appliquant dans le domaine des modèles de SHS.

1.8. Gaïa

Gaïa est une autre méthodologie qui tente d'intégrer une approche à base de rôle et les états mentaux des agents [WOO 00]. Elle est basée sur la constatation que les techniques classiques de génie logiciel, notamment les approches orientées objet, ne sont pas appropriées à une programmation orientée agent. En particulier, comme le signalent ces auteurs, les méthodologies objets ne savent pas prendre en compte la réelle qualité d'autonomie des SMA, les richesses d'interactions entre agents et la complexité de la structure organisationnelle des SMA. Ils proposent donc une méthodologie de conception de SMA qu'ils schématisent ainsi (fig. 1.14) :

Le niveau abstrait contient notamment les notions de rôle et d'interaction et correspond à l'étape d'analyse ; le niveau concret contient les notions classiques de type d'agent, de service et d'accointance et correspond à la conception. Un rôle est défini par quatre éléments :

1. Responsabilités. Elles représentent ce que l'agent doit être capable d'assurer dans le système, elles sont divisées en deux classes, les propriétés de vivacité et les propriétés de sûreté. Les premières sont exprimées sous forme d'expressions régulières dont les éléments constitutifs sont des activités ou des protocoles ; les secondes sont exprimées par une liste de prédicats.
2. Permissions. Elles représentent les ressources auxquelles le rôle a accès et consistent essentiellement en une liste de valeurs que le rôle a le droit de lire ou de modifier.
3. Activités. Elles décrivent les calculs pouvant être effectués par l'agent sans interaction avec l'extérieur, elles sont à ce stade considérées comme des éléments atomiques.
4. Protocoles. Précise les protocoles définis dans les modèles d'interaction.

Le modèle d'interaction définit une liste de protocoles qui précise les communications possibles entre les rôles. Chaque protocole est défini par un initiateur, un interlocuteur, des entrées, des sorties ainsi qu'une description textuelle sur le type d'interaction et son déroulement.

La phase d'analyse consiste en un aller-retour entre ces deux modèles pour obtenir un ensemble cohérent. Elle est suivie d'une phase de conception dont le but est de ramener la description du système à un niveau d'abstraction suffisamment bas pour

que les techniques traditionnelles de conception puissent être employées. Cette phase consiste en la mise au point : (a) d'un modèle d'agent constitué de types d'agents, lesquels consistent en un ensemble (généralement petit) de rôles ; (b) d'un modèle de services, décrivant comme on peut s'y attendre les services fournis par chaque type d'agents. La spécification des services est dérivée des protocoles, activités et responsabilités des rôles correspondants ; (c) d'un modèle d'accointance, décrivant les liens de communication existant dans le système sous la forme d'un graphe orienté. Il faut noter que dans Gaïa, le concept même d'organisation est absent de cette approche car les rôles ne sont reliés que par un réseau non structuré d'interactions.

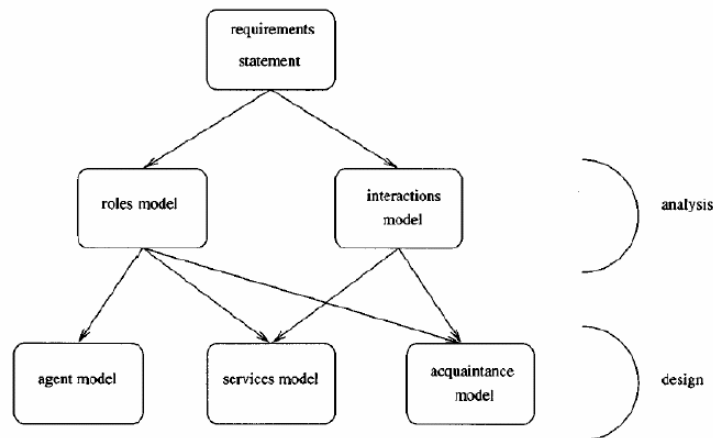


Figure 1.14. La structuration en deux niveaux de la méthodologie Gaïa.

1.9. Les extensions d'AGR

On a vu l'importance des concepts d'organisation et de rôles dans le domaine des SMA. Néanmoins, un autre concept très important et pratiquement absent des modèles présentés ci-dessus est celui d'environnement. Pourtant, comme nous l'avons vu dans l'exemple des fourmis et plus généralement dans tout ce qui a trait aux agents situés, l'environnement se situe au cœur des interactions entre agents et donc de la problématique des SMA. Plusieurs extensions d'AGR ont été proposées pour intégrer les environnements. La première, issue des travaux de Parunak et Odell, consiste à relier directement la notion d'environnement et celle de groupe [PAR 02] comme le montre la figure 1.16. Mais cette extension ne résout pas vraiment les problèmes liés à l'intégration des environnements d'une manière convaincante. De nombreuses questions demeurent sur la relation qui existe entre un agent et son environnement, c'est-à-dire entre ce qui lui permet d'agir dans un

environnement, son corps, et la détermination de son comportement par l'intermédiaire de son architecture.

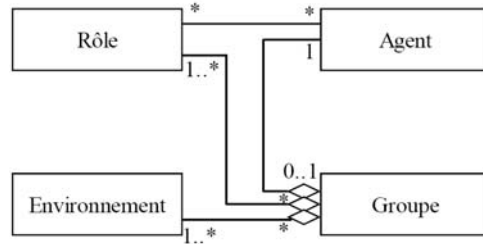


Figure 1.15. L'extension d'AGR avec environnement proposée par Parunak et Odell.

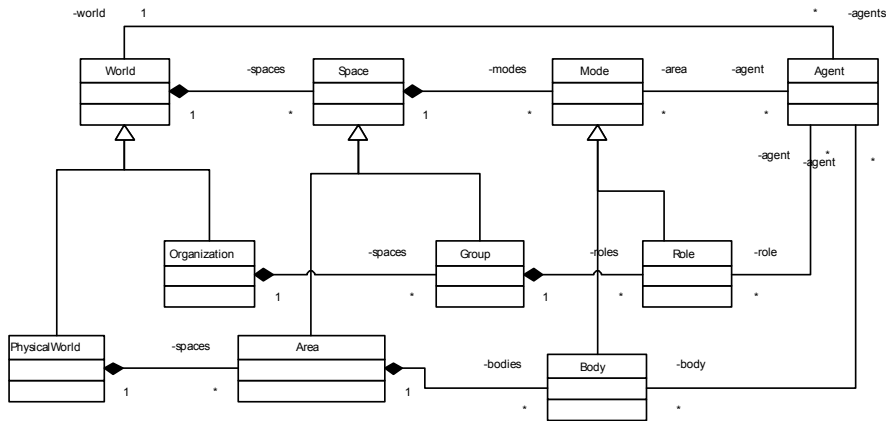


Figure 1.16. Le diagramme UML du modèle AGRE.

C'est pourquoi, il faut aller plus loin dans la représentation d'un agent que nous avons fait initialement. Un agent doit être pensé avec son corps « physique » dans un environnement et avec un corps « social » dans un groupe. C'est la démarche que propose [FER 05] avec AGRE, une extension de AGR qui intègre l'environnement en l'unifiant avec le modèle social. Le principe est le suivant : un agent possède un certain nombre de représentants, appelés *modes*, qui sont ses « interfaces », ses manières d'être et d'agir dans un monde. Il existe deux types de modes : les modes physiques que l'on appelle *corps* et les modes sociaux que l'on nomme *rôle* pour être cohérent avec AGR. Les rôles sont donc alors les manières sociales d'agir dans un groupe, alors que les corps sont les manières physiques d'agir dans une zone, c'est-à-dire une partie d'environnement.

1.10. Conclusion

Nous avons présenté un ensemble de concepts et de méthodologies permettant d'aborder les systèmes multi-agents par l'ensemble de ses aspects que nous avons décliné selon quatre points de vue : architectural, comportemental, interactionnel et organisationnel. Evidemment, nous n'avons pas pu faire le tour de l'ensemble des questions et réponses qui ont été proposées dans la littérature multi-agent sur ce domaine. De nombreux points n'ont pas été abordés dans ce chapitre : l'apprentissage multi-agent qu'il s'agisse d'apprentissage individuel dans un système collectif [Chapitre 13] ou d'apprentissage purement collectif, les ontologies et les systèmes de représentation de connaissances individuelles et communes, les mécanismes de coalition et de constitution émergente d'organisations multi-agents.

1.11. Bibliographie

- [ABR 04] ABRAMI G., Niveaux d'organisation dans la modélisation multi-agent pour la gestion de ressources renouvelables, Thèse Engref, Montpellier, 2004.
- [ARK 89] ARKIN R.C., "Motor Scheme-Based Mobile Robot Navigation", *The International Journal of Robotics Research*, p.92-112, 1989.
- [AUS 62] AUSTIN J.L., *How to Do Things With Words*, Clarendon Press, 1962. traduction française : *Quand dire, c'est faire*, Paris, Seuil 1970..
- [BAU 00] BAUER B., MÜLLER J.P., ODELL J., "Agent UML: A Formalism for Specifying Multiagent Software Systems", in *Agent-Oriented Software Engineering*, Springer, 2000.
- [BRO 86] BROOKS R.A., "A Robust Layered Control System for a Mobile Robot", *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol.2, n°1, 1986.
- [CHA 02] CHAPPELLE J., SIMONIN, O., FERBER J., "How Situated Agents can Learn to Cooperate by Monitoring their Neighbors'Satisfaction", in *ECAI'02: European Conference on Artificial Intelligence*, Lyon, France, p.68-78, 2002.
- [COL 98] COLLINOT A., DROGOUL A., "Using The Cassiopeia Method to Design a Soccer Robot Team", *Applied Artificial Intelligence Journal*, vol.12, n°2-3, p.127-147, 1998.
- [DEN 87] DENNETT D.C., *The Intentional Stance*, M.I.T. Press, Cambridge, Mass., 1987.
- [DRO 92] DROGOUL A., FERBER J., "From Tom Thumb to the Dockers: Some Experiments with Foraging Robots", in *From Animals To Animats: Second Conference on Simulation of Adaptive Behavior (SAB 92)*, (Hawaii, 1992), MIT Press.
- [DRO 93] DROGOUL A., De la simulation multi-agent à la résolution collective de problèmes. Une étude de l'émergence de structures d'organisation dans les systèmes multi-agents, Thèse de doctorat, Université Paris 6, 1993.
- [FER 92] FERGUSON I.A., "TouringMachines: an Architecture for Dynamic Rational Mobile Agents", University of Cambridge, 1992.

- [FER 95] FERBER J., *Les Systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective*, InterEditions, 1995.
- [FER 98] FERBER J., GUTKNECHT O., "Aalaadin: a meta-model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems", in *Third International Conference on Multi-Agent Systems*, (Paris, 1998), IEEE, p.128-135.
- [FER 03a] FERBER J., "Agent/Group/Roles: Simulating with Organizations", in *ABS'03: Agent Based Simulation*, Montpellier, France, 12p., 2003.
- [FER 03b] FERBER J., GUTKNECHT O., MICHEL F., "From Agents to Organizations: An Organizational View of Multi-Agent Systems", in *AOSE'03: Agent Oriented Software Engineering*, Melbourne, Australie, Springer, 14, 2003.
- [FER 05] FERBER J., MICHEL F., BAEZ J., "AGRE : Integrating Environments with Organizations", in *E4MAS'04: Environments for Multiagent Systems*, Melbourne, Australie, p.127-134, 2005.
- [HEI 01] HEINZE C., GOSS S., JOSEFSSON T., BENNETT K., WAUGH S., LLOYD I., MURRAY G., OLDFIELD J., "Interchanging agents and humans in military simulation", in *12th Innovative Applications of A.I. Conference*, 2001.
- [HEW 77] HEWITT C., "Viewing Control Structures as Patterns of Message Passing", *Artificial Intelligence*, vol. 8, n°3, p.323-374, 1977.
- [MCI 96] MCLROY D., HEINZE C., "Air combat tactics implementation in the Smart Whole Air Mission Model", in *First Int. SimTecT Conference*, Melbourne, 1996.
- [MOL 01] MOLYNEUX P., "Lionhead Studios' Black & White", *Game Developer*, 2001.
- [MUL 93] MÜLLER J.P., PISCHEL M., "InteRRaP: Integrating Reactive Behaviour and Rational Planning", 1993.
- [PAR 02] PARUNAK H.V.D., ODELL J., "Representing Social Structure in UML", in *Agent-Oriented Software Engineering II*, Montreal, Canada, Springer, p.1-16, 2002.
- [SEA 69] SEARLE J.R., *Speechs Acts*, Cambridge University Press, Cambridge, 1969. traduction française : *Les actes de langage, Essai de philosophie du langage*, Paris, Hermann, 1972.
- [SIM 99] SIMONIN O., "Le modèle satisfaction-altruisme : Coopération et résolution de conflits entre agents situés réactifs, application à la robotique", *LIRMM*, Montpellier II, 1999.
- [TYR 93] TYRRELL T., "The Use of Hierarchies for Action Selection", *Adaptive Behavior*, vol.1, n°4, p.387-420, 1993.
- [WIL 00] WILBER K., *A theory of everything*, Shambala, Boston, 2000.
- [WOO 00] WOOLDRIDGE M., JENNINGS N.R., DAVID K., "The Gaia Methodology for Agent-Oriented Analysis and Design", *Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol.3, n°3, p.285-312, 2000.
- [ZEG 93] ZEGHAL K., "Un modèle de coordination d'action pour agents mobiles", LAFORIA, Université Paris 6, 1993.

Chapitre 2

Introduction à la modélisation et à la simulation à événements discrets

2.1. Introduction

La modélisation est au cœur de la compréhension du monde et de la conception d'objets nouveaux. Elle devient au même titre que la simulation, une science à part entière où les questions restent nombreuses malgré plusieurs dizaines années de recherche dans le domaine. Des théories de la modélisation et des théories de la simulation sont nées et ont mis à la disposition des modélisateurs des outils de spécification formelle, de simulation, des démarches et des méthodes. Que reste-t-il à conceptualiser, à mettre au point ou à valider ? Pour répondre à cette question, nous allons décomposer l'activité de modélisation et de simulation en plusieurs actions :

- définir les questions que l'on se pose sur le système,
- définir ce qu'est le système, les éléments le composant et leurs relations, en fonction de la question posée,
- établir un plan d'expériences conformément à la question à résoudre,
- adopter un ou plusieurs paradigmes et le ou les formalismes associés pour construire un modèle du système,
- décomposer le système et modéliser chacune des parties avec le formalisme le plus adéquat,
- simuler le modèle en fonction du plan d'expériences,
- analyser les sorties des simulations.

Chapitre rédigé par Eric RAMAT.

Les trois premières étapes constituent le préalable indispensable à l'activité de modélisation et de simulation. La définition du système à étudier ou « système cible » est fonction des questions que l'on se pose. Mais pour aller plus loin, il est aussi nécessaire de poser clairement les protocoles expérimentaux avant toute opération de modélisation. Cette remarque peut paraître évidente dans le cadre de l'étude d'un phénomène empirique, c'est à dire lorsque le chercheur dispose du système cible construit à partir d'un phénomène réel et que les expériences se déroulent directement sur l'objet d'étude. L'approche par modélisation et simulation est légèrement différente : le système cible est vu par l'intermédiaire d'un modèle. Ce filtre peut faire oublier le but premier de l'activité de modélisation. Il ne faut pas penser que le but est d'offrir le modèle le plus complet et le plus "beau". Il faut construire le meilleur modèle avec le formalisme le plus adapté pour répondre à la question posée. En effet, la modélisation n'est qu'un maillon dans la chaîne de la construction de la Connaissance du Monde : on ne fait pas de la modélisation pour la modélisation mais pour comprendre le fonctionnement du Monde et comprendre les impacts de certaines perturbations sur ce Monde. L'exemple qui nous touche directement, de par nos collaborations, c'est le changement climatique : l'augmentation de la température va-t-elle perturber durable les écosystèmes ? Pour répondre à cette question, il faut comprendre les mécanismes gouvernant les écosystèmes et mettre en évidence les processus clés. Dans cette perspective, la modélisation est un outil de représentation du Monde et cette représentation est un objet sur lequel l'expérimentation va se dérouler.

Le système, les questions et le schéma d'expérimentations étant posés, le modélisateur doit procéder à des choix méthodologiques et d'approches qui sont très souvent gouvernés par les paradigmes accessibles au modélisateur. La notion d'accessibilité est synonyme ici de capacité du modélisateur à utiliser un formalisme plutôt qu'un autre. Ce point est important car dans beaucoup de cas, ce sont les connaissances en termes de techniques qui conditionnent le choix. Néanmoins, les paradigmes sont au cœur de l'activité de formalisation des modèles et ne sont donc pas à prendre à la légère. Il est vital de faire le bon choix et de ne pas chercher à adapter son paradigme ou son formalisme préféré au système à modéliser. Chaque formalisme est adapté à une famille de systèmes et chaque famille est caractérisée par un certain nombre de propriétés (déterministe ou stochastique, discret ou continu, ...). Nous tenterons dans ce chapitre de faire le point sur les formalismes et nous introduirons DEVS comme un cadre (*framework*) de modélisation dont l'objectif est de fédérer la majorité des formalismes disponibles.

La question de l'adéquation du paradigme et du formalisme au système nous paraît centrale mais, dans le cadre des systèmes complexes, cela conduit à une réflexion sur l'action de décomposition du système et par conséquence, au couplage des éléments du modèle qui peuvent avoir fait l'objet d'une formalisation de nature différente. Chaque élément du modèle peut alors être considéré comme un sous-modèle. Le couplage peut être perçu de plusieurs manières différentes selon la nature de la

décomposition et des relations entre les éléments du modèle. De nombreux travaux existent et notamment ceux de Fishwick [FIS 95] et de Zeigler [ZEI 73]. Nous allons nous intéresser à trois formes de couplage : le couplage faible, le couplage fort et le couplage hiérarchique. On peut déjà en donner une définition. Le couplage faible définit une relation unidirectionnelle entre deux modèles : un modèle influence un autre modèle mais la réciproque n'est pas vraie. On parle alors de paramétrage. Dans le cas du couplage fort ou de couplage dynamique, les deux modèles sont en interaction. Le couplage hiérarchique quant à lui définit une relation de décomposition. Un modèle est composé d'un ensemble de sous-modèles et les sous-modèles sont interconnectés. Ce que nous tenons à ajouter à ce sujet est que ces relations entre modèles posent des problèmes sémantiques. Par exemple, coupler dynamiquement deux modèles n'engendre-t-il pas dans certains cas des changements d'échelles ? On peut prendre le cas de l'interaction entre des phénomènes à l'échelle d'une cellule vivante et des processus à l'échelle du corps humain comme exemple.

Il nous reste à évoquer les derniers étages de l'activité de modélisation et de simulation : la simulation et l'analyse. La simulation est une mise en action d'un modèle qui s'accompagne de l'observation du comportement de ce dernier. On peut distinguer deux approches du calcul du comportement d'un modèle. Si le formalisme utilisé est apparenté aux équations différentielles et qu'il existe une méthode de calcul de la solution analytique des équations, alors le comportement peut être directement déduit du comportement mathématique de la solution. Ce cas de figure est un idéal difficile à atteindre dès que le système et donc le modèle est complexe. La deuxième approche est celle de la simulation (ou de la résolution par simulation). La construction d'une simulation se résume très souvent en la construction d'un programme informatique. Ce programme informatique est soit une mise en œuvre du modèle reposant totalement sur le formalisme soit un développement spécifique. Dans le premier cas, le formalisme est accompagné d'algorithmes de calcul du comportement et le modélisateur construit son simulateur en appliquant directement les algorithmes associés au formalisme. Cette approche n'est pas toujours la plus efficace. Il est important d'accompagner la mise en œuvre d'une phase d'optimisation et cette optimisation peut passer par une simplification du formalisme et des algorithmes. Le deuxième point de vue est de considérer le formalisme de modélisation comme uniquement un moyen de formaliser le modèle et le développement du simulateur est indépendant de la formalisation. Cette approche de la simulation a un avantage : il permet de définir un simulateur qui est dans la plupart des cas plus efficace. En revanche, on ne dispose plus alors de spécification formelle de l'implémentation du modèle. Si on désire savoir ce qui a été effectivement mis en œuvre, il faut se plonger dans le code du simulateur. Ce point de vue n'est pas acceptable et V. Grimm le dénonce dans [GRI 99] au sujet de la modélisation centrée individus en écologie. Nous pensons que malheureusement ce constat est vrai pour d'autres démarches de modélisation et dans bien d'autres domaines. Il est donc urgent de lutter contre ce manque de spécification formelle.

En conclusion de cette introduction à ce chapitre, nous pouvons dire que finalement l'activité de modélisation et de simulation reste un grand chantier et que les questions sont encore nombreuses. Pour restreindre un peu notre champ d'actions, on peut dire qu'aujourd'hui l'équipe tente d'apporter des réponses aux problèmes :

- de formalisation des modèles et du couplage de modèles hétérogènes,
- de formalisation des plans d'expériences et des simulateurs,
- de l'expression de ces formalisations,
- de concepts tels que le changement d'échelle, le couplage (faible, fort, ...),
- de démarche de couplage de modèles,
- de l'intégration de la modélisation centrée individus dans le processus de modélisation multi-paradigmes.

2.2. Définitions

Même si nous les avons déjà employés dans l'introduction de ce chapitre, il est important de définir clairement les termes suivants : système, système complexe, système spatio-temporels, modèle, niveau de spécification formelle des modèles, paradigme et formalisme. Ces définitions permettent de fixer les idées et surtout sont l'occasion de préciser notre point de vue sur les concepts de l'activité de modélisation et de simulation.

2.2.1. *Qu'est-ce qu'un système ?*

La notion de système est à associer aux objectifs de l'étude que l'on mène. En effet, étudier un système c'est se poser des questions. Le fait même de se poser des questions définit ce qu'est le système. Un système est donc l'ensemble des éléments concernés par l'interrogation. Dès lors que l'on s'intéresse à chaque chose pour en comprendre le fonctionnement (la dynamique), on doit être capable d'identifier les éléments qui constituent l'objet d'étude. Cette définition intègre l'idée que l'on doit être capable de se limiter aux éléments essentiels et de prendre en compte seulement les éléments susceptibles de répondre à la question posée. Cette opération n'est pas toujours simple et le chercheur doit souvent procéder par tâtonnements [LEM 77].

2.2.2. *Qu'est-ce qu'un système complexe ?*

La définition précédente nous dit qu'un système est un ensemble d'éléments ou d'entités. Ces entités possèdent des comportements ou des dynamiques propres qui par composition et interactions entre elles forment la dynamique du système. Si on étend cette définition, on peut définir un système complexe comme un ensemble composé

d'un grand nombre d'entités en interaction et le comportement global d'un système complexe émerge de l'interaction des entités composant le système. En systémique, on dit qu'une des caractéristiques des systèmes complexes est en effet d'être hiérarchisés et que chaque système est composé de sous-systèmes interconnectés et élément du super-système. Ce point de vue forme un courant fort chez les modélisateurs. Il est intéressant de se pencher sur la philosophie des Sciences pour comprendre cet état de fait. Plusieurs courants de pensées ont vu le jour au courant de l'histoire des sciences : le globalisme, le holisme, le réductionnisme,... Ces courants ont conduit à une perception des systèmes bien différents. En quelques mots, *le globalisme* ne croit pas nécessaire une vision d'un Monde décomposable en éléments plus petits et surtout ne croit pas en l'idée que le comportement global émerge des interactions des parties. Le globaliste pense qu'il n'y a pas de limite entre les choses et donc qu'une division du système en éléments n'est pas nécessaire. Un exemple simple permet d'illustrer ce précepte. Un martien trouve une calculatrice : pour comprendre ce que c'est, est-il nécessaire qu'il ouvre l'objet pour découvrir qu'elle est composée d'un circuit électronique et qu'il est lui-même composé d'éléments plus petits ? Le globaliste dit non. Ce qui est important c'est la fonction globale de l'objet. La connaissance des parties n'est pas nécessaire voire néfaste à la compréhension. Le *holisme*, autre courant de pensées, postule que le Tout précède ou transcende ses parties avec la célèbre définition : « le Tout est plus que la somme de ses parties ». Cette vision du Monde implique que le Tout n'est pas seulement la réunion d'éléments mais qu'il participe au comportement du Tout. Mais quelle est cette chose qui donne corps au Tout ? C'est la question que se pose un *réductionniste*. Pour lui, toute réalité se réduit en fin de compte à des constituants élémentaires. En biologie, on dira que le vivant se réduit à des molécules et à leurs interactions. Le monde est vu comme une hiérarchie de niveaux ordonnés suivant des échelles de complexité, d'espace et de temps, qui s'emboîtent. Le *réductionnisme ontologique* est tout à fait compatible avec l'idée que les systèmes complexes puissent posséder des propriétés spécifiques qui n'existeraient pas à un niveau inférieur. Du point de vue de la connaissance, le *réductionnisme épistémique* affirme que la connaissance d'un phénomène ne peut se faire qu'en réduisant ses multiples descriptions à un nombre de plus en plus restreint de principes, lois, théories ou concepts. La démarche scientifique réductionniste élimine ce qui ne paraît pas essentiel à sa compréhension, fait un choix de paramètres ou de variables d'états afin de déterminer la structure du système qu'il étudie. Il est difficile de procéder autrement sous peine de se voir dépasser par la quantité d'informations.

Par l'introduction de la notion d'interactions entre les parties, les réductionnistes prétendent assimiler le précepte des holistes : « le Tout est plus que la somme des parties ». En effet, les interactions auraient la propriété de faire émerger des propriétés au niveau du Tout qui ne sont pas décrites en tant que tel au niveau des parties. Cette idée est la pierre angulaire des approches multi-agents et centrées individus. Pour l'instant, nous ne tenons pas à prendre partie. Pour conclure sur la notion de systèmes, de systèmes complexes et d'approches de modélisation du Monde, Le Moigne dans [LEM 77] propose le nouveau discours de la Méthode et érige quatre préceptes :

- la *pertinence* : « ...convenir que tout objet que nous considérerons se définit par rapport aux intentions implicites ou explicites du modélisateur. Ne jamais s'interdire de mettre en doute cette définition si, nos intentions se modifiant, la perception que nous avons de cet objet se modifie...»; Le Moigne définit ici la notion de point de vue et de la pertinence par rapport à un point de vue (Que cherchons-nous à montrer ? Quelles sont nos intentions ?) ; Un modèle est pertinent (« vrai ») par rapport à nos intentions (hypothèses) ; on rejoint ici la notion de schémas d'expérimentation.
- *globalisme* : « ...considérer toujours l'objet à connaître par notre intelligence comme une partie immergée et active au sein d'un plus grand Tout. Le percevoir d'abord globalement, dans sa relation fonctionnelle avec son environnement sans se soucier outre mesure d'établir une image fidèle de sa structure interne, dont l'existence et l'unicité ne seront jamais tenues pour acquises... »
- *téléologique* : « ...interpréter l'objet non pas en lui-même, mais par son comportement, sans chercher à expliquer a priori ce comportement par quelque loi impliquée dans une éventuelle structure. Comprendre en revanche ce comportement et les ressources qu'il mobilise par rapport aux projets que, librement, le modélisateur attribue à l'objet.... »,
- *agrégativité* : « ...convenir que toute représentation est partisane, non pas par oubli du modélisateur, mais délibérément. Chercher en conséquence quelques recettes susceptibles de guider la sélection d'agrégats tenus pour pertinents et exclure l'illusoire objectivité d'un recensement exhaustif des éléments à considérer... ».

Ces quatre préceptes sont à méditer et tout modélisateur devrait avoir en tête ces préceptes fondamentaux. On pourrait ajouter un cinquième précepte celui dicté par les réductionnistes : « ...toute réalité se réduit en fin de compte à des constituants élémentaires ... ». Ce dernier précepte ouvre la porte à l'approche par décomposition qui aujourd'hui est l'approche dominante. Néanmoins, il est une fois encore important d'avoir en tête les 4 précédents préceptes.

2.2.3 . *Qu'est-ce qu'un système dynamique et un système spatio-temporel ?*

La définition générale d'un système ne fait pas apparaître explicitement la notion de temps et encore moins la notion d'espace. La théorie des systèmes distingue deux choses : la structure interne du système en termes d'éléments qui le compose et le comportement. Le comportement peut être vu comme le résultat de la dynamique interne du système. Le système peut alors être représenté comme une boîte noire composée uniquement d'entrées et de sorties. On ne s'intéresse pas à la compréhension de la dynamique interne. On observe seulement les manifestations

externes. Si le temps n'est pas exprimé alors les sorties sont mises en correspondance avec les entrées. Si on place X en entrée alors on a Y en sortie. On dispose alors d'une table de correspondance comme dans le cas d'un circuit logique. Nous reviendrons sur ce point de vue dans la hiérarchisation des niveaux de spécifications des systèmes. Un système dynamique est un système où la dynamique est définie par rapport à une base de temps, un état courant et une fonction d'évolution des états en fonction des entrées du système. Clairement, le temps est une composante forte des systèmes dynamiques. Les changements d'états du système s'inscrivent relativement au temps. On peut alors identifier sur un axe temporel l'évolution de l'état du système. La fonction d'évolution est alors appelée fonction de transition.

Un système spatio-temporel est par définition un système dynamique dans lequel les éléments et les processus sont définis relativement à un espace. L'espace est ici entendu comme l'espace dans lequel des entités peuvent évoluer. Les entités possèdent alors des coordonnées relatives à un repère absolu. De même, les processus sont décrits dans l'espace des entités. Les écosystèmes sont de parfaits exemples de systèmes spatio-temporels.

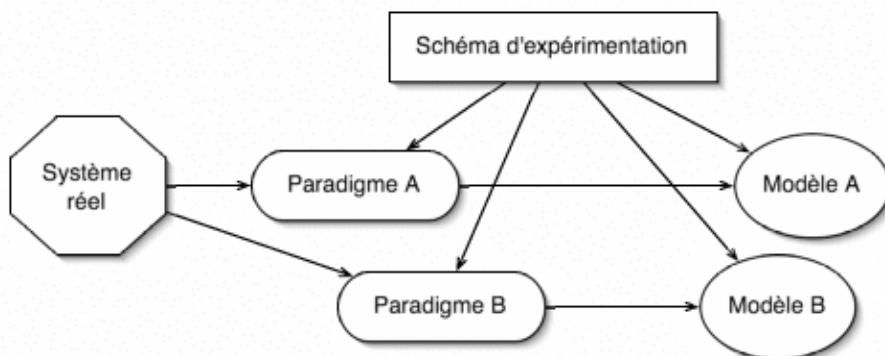


Figure 2.1. *L'activité de modélisation.*

2.2.4. *Qu'est-ce qu'un modèle ?*

L'étude d'un système implique son observation. Or observer un système, c'est avant tout construire (même inconsciemment) un modèle du système observé. Nos connaissances et les outils utilisés pour l'observation impliquent de fait un filtrage de la réalité par un modèle. Lorsque l'on regarde une chaise, notre œil en capte une image que l'on considère comme la réalité. Cette réalité est une construction physico-chimique d'une image mentale d'un objet réel. Une caméra infrarouge et une mouche auront sûrement une autre vision de la même chaise. Un modèle est donc un filtre conditionné par nos connaissances, nos vérités et nos capteurs. Si on restreint le discours à l'activité de modélisation, le modèle est le résultat de l'activité

de modélisation. Cette dernière implique un schéma expérimental, un ou des paradigmes et une méthodologie. La notion de paradigme se substitue ici à la notion de vérité dans le cadre général (voir figure 2.1. et [Chapitre 4]).

Avant d'aborder les notions de paradigme et de formalisme, attardons nous un instant sur la proposition de B. Zeigler dans [ZEI 73]. Un système peut être spécifié formellement et cette spécification dépend d'un certain niveau de description. Cette approche purement formelle permet de décrire un système sans aucune hypothèse liée à un paradigme ou à un formalisme. Le premier niveau de description d'un système diffère peu de la définition de boîtes noires telle que nous l'avons défini précédemment. Les entrées du système sont liées à un intervalle de temps que l'on parlera de segment et noté ω . On définit aussi la notion de segment d'entrée ω ou de trajectoire de sortie ρ qui met en relation un intervalle de temps et la sortie observée.

B. Zeigler nomme ce type de spécifications des *schémas d'observations*. Aucune relation n'est établie entre les entrées et les sorties. Nous sommes ici en présence d'une simple observation d'un phénomène. On ne recherche aucune interprétation au phénomène. Si on établit une relation entre les segments d'entrée et les segments de sortie alors on définit le deuxième niveau de spécification formelle d'un système. Ce niveau est appelé observation de la relation d'entrée-sortie. La relation a pour but de construire un ensemble de couples (ω, ρ) sachant que ω et ρ sont observés sur le même intervalle de temps. L'inconvénient majeur de cette spécification est d'être non-déterministe. En effet, pour un même segment d'entrée ω , il peut exister plusieurs segments de sortie ρ . On n'est donc pas capable de prévoir la sortie par simple observation de l'entrée du système. Il manque effectivement une notion essentielle pour les systèmes dynamiques dans les deux premiers niveaux de spécification : la notion d'état. Il suffit, en effet, d'ajouter la spécification de l'état initial du système pour rendre déterministe la relation d'entrée-sortie. On parle alors d'observation de la fonction d'entrée-sortie. Le quatrième niveau d'abstractions s'attache à définir la spécification formelle d'un système dynamique. A ce niveau, on va chercher à spécifier le comportement interne du système. Pour cela, on introduit la notion d'état interne S et de fonctions de transition.

$$S = \langle T, X, Y, \Omega, Q, \Delta, \Lambda \rangle \quad [2.1]$$

où Q est l'ensemble des états du système, Δ la fonction de transition ($\Delta : Q \rightarrow Q$) et Λ la fonction de sortie ($\Lambda : Q \rightarrow Y$). L'ensemble Ω est l'ensemble des segments d'entrée admissibles tandis que X est l'ensemble des valeurs d'entrée possibles. La différence réside dans le fait que définit des couples $(\langle t_1, t_2 \rangle, x)$ où $x \in X$. Cette formalisation des systèmes dynamiques permet de décrire le comportement du système en fonction de son état interne et des événements d'entrée. Or, dans cette vision, on considère que le système n'est pas autonome et qu'il n'a donc pas de dynamique propre puisque seuls des événements externes peuvent modifier l'état

interne du système. Nous verrons par la suite que B. Zeigler proposera un cadre formel de spécification de systèmes dynamiques généralisant ce niveau d'abstractions en ajoutant une fonction de transition interne. Cette dernière aura pour objectif de modéliser la dynamique interne.

Le cinquième et dernier niveau introduit le concept de couplage de modèles. Le modèle global est alors un ensemble de modèles interconnectés. Ces connexions déterminent les relations entre les modèles et les événements échangés entre les modèles. A ce niveau, on considère que le modélisateur connaît la structure interne de son système et qu'il est capable de le décomposer en sous-modèles.

2.2.5. *Qu'est-ce qu'un paradigme ?*

Sans le préciser lorsque B. Zeigler propose ses niveaux de spécifications, il exploite le paradigme de la modélisation à événements discrets. Un paradigme est un cadre de pensée composé par un ensemble d'hypothèses fondamentales, de lois et de moyens sur la base desquels des raisonnements, et donc en particulier des modèles, peuvent se développer. La notion de paradigme est difficilement dissociable de la notion de formalisme. En effet, les équations différentielles sont à la fois un paradigme et un outil de formalisme mathématique. En règle générale, le paradigme est utilisé au niveau sémantique (ou méta) tandis que le formalisme est l'outil opérationnel du paradigme : à un paradigme est associé un ou plusieurs formalismes. De plus, on peut concevoir des modèles en s'appuyant sur les concepts d'un paradigme et spécifier le modèle à l'aide d'un formalisme qui n'est pas obligatoirement issu du paradigme [Chapitre 11]. Si on prend l'exemple du paradigme multi-agents, la spécification de la structure du système peut être réalisée à l'aide d'UML (*Unified Modeling Language*) tandis que la dynamique des agents est spécifiée à l'aide de réseaux de Petri ou de règles d'inférences.

2.2.6. *Qu'est-ce qu'un formalisme ?*

Les définitions précédentes ont posé les bases de la modélisation en définissant ce qu'est un modèle. Nous avons vu aussi qu'il était possible de formaliser un système selon différents niveaux d'abstraction, niveaux qui dépendent la plupart du temps du niveau de connaissances sur le système. Revenons, par exemple, sur la notion de fonction de transition. Cette fonction a pour objectif de déterminer le nouvel état du système en fonction des événements d'entrée (ou externes). La question qui reste en suspens est comment spécifier cette fonction. Le formalisme est l'outil dédié à cette opération. C'est l'outil d'expression des paradigmes (voir "Qu'est-ce qu'un paradigme ?"). On peut utiliser, par exemple, les automates à états finis pour spécifier les changements d'états. Ce n'est pas la seule possibilité.

2.2.7. *Qu'est ce que le multi-formalisme ?*

Modéliser un système, c'est construire un objet abstrait représentant la structure et la dynamique du système observé. Pour un même système et pour des modélisateurs différents, l'activité de modélisation va donner naissance obligatoirement à des modèles différents. Essayons de comprendre ce que signifie l'adjectif "différent".

Le premier cas de figure est le plus simple : les deux modélisateurs ont le même objectif, ils veulent comprendre la même chose et ils en ont le même point de vue. La seule différence réside dans les outils utilisés. Le choix d'outils différents est très souvent gouverné soit par une méconnaissance des outils existants (et en plus, l'outil que l'on utilise est le sien, tout simplement), soit par la capacité de l'outil choisi pour exprimer la structure ou la dynamique (les deux outils choisis par les modélisateurs ont des capacités équivalentes mais les modélisateurs ont décidé de choisir celui avec lequel ils ont l'habitude de travailler). Dans ce cas, on cherche à vérifier que les deux modélisations sont équivalentes et on parle alors de *mapping*. Le *mapping* cherche à construire une bijection entre les éléments des deux modèles.

Le deuxième cas de figure met en jeu une démarche de hiérarchisation des modèles. Le système est décomposable en sous-systèmes et chaque sous-système fait l'objet d'une modélisation. La notion de décomposition est prise ici au sens large. La décomposition peut aussi s'appliquer sur les éléments de la dynamique du système. Dans ce cas, on peut, par exemple, décomposer un état du système en sous-états. Les formalismes et les paradigmes utilisés pour le système global (ou pour les états du système global) et les sous-systèmes (ou les sous-états) peuvent alors être différents : c'est le multi-formalisme. Ce point de vue est développé par P. A. Fishwick dans [FIS 95], [FIS 93]. Il parle alors de raffinement ou d'abstraction dans un cadre de multi-formalisme. Le pré requis à un tel type de multi-formalisme est que les paradigmes et les formalismes utilisés soient compatibles.

2.3. Une classification des formalismes

Chaque formalisme est spécialisé dans la spécification d'un aspect du système : la description de la structure ou du comportement, la description de l'espace, ..., etc. On peut donc établir une classification des formalismes en fonction des aspects à modéliser et des propriétés du système ou d'une partie du système. Cette classification a un seul objectif : montrer qu'il est fondamental de bien choisir son formalisme en fonction de son système. Cette démarche s'inscrit dans une approche par décomposition de son système en sous-systèmes et il est important d'adopter le formalisme le plus adéquat pour la représentation de chaque sous-système. Cette classification a aussi pour objectif de montrer que certains aspects ne sont pas pris en compte de la même façon selon les formalismes. Cette différence nous conduira à

nous poser certaines questions dans le cadre de la multi-modélisation. Un modèle qui manipule des changements d'états continu et un autre de manière discret peuvent-ils être couplés ? Si oui, quelles sont les précautions à prendre ?

Afin d'établir une classification, il est nécessaire de déterminer les propriétés les plus discriminantes des systèmes que l'on considère ou de leur modélisation :

- discret ou continu : cette propriété est à considérer selon plusieurs points de vue (changement d'états, espace, temps,...),
- les processus modélisés sont-ils déterministes ou stochastiques ?,
- l'espace est-il à prendre en compte ?
- le temps a-t-il une importance ?

La première propriété est probablement la plus importante. Pour les systèmes spatio-temporels où l'espace et temps font parti des modèles, le modélisateur doit faire un choix de représentation de l'espace et du temps. Il est bien évident que définir le temps comme une variable discrète ou continue n'implique pas les mêmes outils de modélisation. Typiquement, les automates cellulaires manipulent un temps discret (à chaque pas de temps, l'état de l'automate est calculé en fonction de l'automate à l'instant précédent) et les équations différentielles ordinaires manipulent un temps continu. Par exemple, la température évolue de manière continue dans le temps alors que le nombre de produits en fin de chaîne de production évolue de manière discrète. Les modèles construits autour de ces variables ne seront pas de la même nature et ne mettront pas en jeu les mêmes formalismes.

Comme le proposent les automates à états finis, il est possible de spécifier les transitions d'états soit de manière déterministe soit de manière stochastique. Ce choix n'est pas obligatoirement guidé par une propriété de stochasticité du système mais par l'approche adoptée pour la modélisation des processus. Si le niveau de connaissances sur le système n'est pas suffisant, les probabilités modélisent la proportion d'apparition de l'état suivant en fonction de l'état courant. Cette probabilité est déterminée par l'observation du phénomène.

Nous allons donc maintenant dresser une classification des formalismes dédiés à la spécification de la dynamique des systèmes en fonction de trois critères : la manipulation de variables continues ou discrètes, la représentation de l'espace continu ou discret et la présence du temps continu ou discret.

La figure 2.2 nous montrent de manière évidente la multitude des formalismes et l'adéquation aux hypothèses retenues pour le modèle. Dans le cadre de la multi-modélisation, cette diversité de formalismes va poser la question du couplage de modèles : comment coupler deux modèles exprimés dans des formalismes différents ?

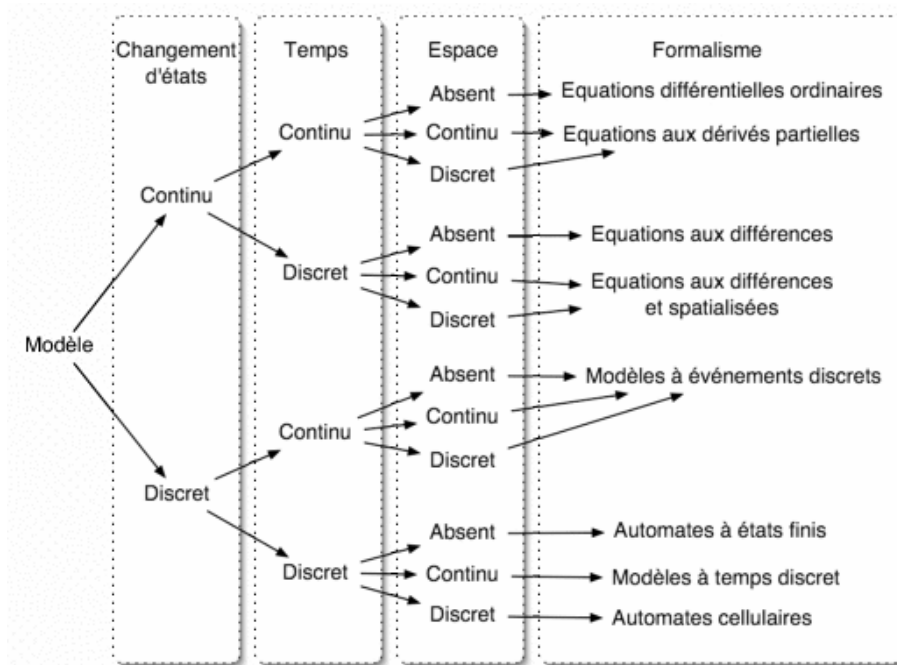


Figure 2.2. Classification des formalismes selon l'aspect continu ou discret des variables, du temps et de l'espace.

2.4. DEVS : intégration de modèles

Comme nous l'avons vu précédemment, on peut définir cinq niveaux de spécifications formelles d'un système dynamique [ZEI 73]. Il est bien évident que pour répondre au problème d'intégration de modèles ou de couplage de modèles, il faut répondre avant tout à la question : quel est le niveau le plus adéquat pour l'intégration de modèles ? La question sous-jacente est : quel est le niveau d'intégration que l'on désire ? Si le degré d'intégration est faible, on peut se contenter de spécifier tout modèle avec un niveau 0 (la boîte noire). Mais quel est alors le potentiel d'une telle intégration ? Depuis les années 1970, des travaux formels ont été menés pour développer les fondements théoriques de la modélisation et la simulation des systèmes dynamiques à événements discrets [ZEI 73]. B. Zeigler s'attache alors à travailler au niveau systèmes dynamiques et systèmes couplés. DEVS (*Discrete Event system Specification*) a été introduit comme un formalisme abstrait pour la modélisation à événements discrets. C'est un formalisme universel. Il s'abstrait totalement de la mise en œuvre des simulateurs mettant en œuvre la modélisation du système. Néanmoins, DEVS de par sa nature opérationnelle, propose des algorithmes pour le comportement dynamique des modèles.

2.4.1 DEVS atomique

Un modèle DEVS atomique possède la structure suivante :

$$\text{DEVS} = (X, Y, S, \delta_{\text{ext}}, \delta_{\text{int}}, \delta_{\text{con}}, \lambda, ta) \quad [2.2]$$

où :

X est l'ensemble des ports et des valeurs d'entrée,

Y l'ensemble des ports et des valeurs de sortie,

S l'ensemble des états du système,

δ_{ext} la fonction de transition externe,

δ_{int} la fonction de transition interne,

δ_{con} la fonction de transition "conflit",

λ la fonction de sortie,

ta la fonction d'avancement du temps.

Cette structure est plus complexe que celle proposée au niveau systèmes dynamiques. La seule différence réside dans la séparation de la fonction de transition en trois fonctions de transition. Un modèle DEVS peut être représenté graphiquement par une boîte avec un ensemble d'entrées appelées ports d'entrée et de sorties appelées ports de sortie. Les vecteurs d'entrée et sortie sont l'union de tous les ports du modèle.

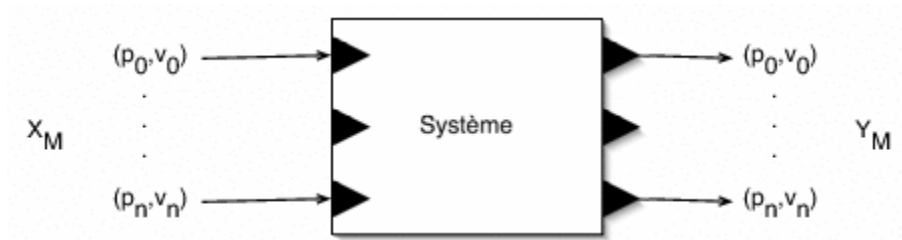


Figure 2.3. Représentation graphique d'un modèle atomique.

v_i est la valeur prise par un port d'entrée ou de sortie. Cette valeur appartient à l'ensemble des valeurs possibles du port p_i . Un port d'entrée prend une valeur lors de l'émission d'un événement attaché à ce port. Un port de sortie prend une valeur lorsque la fonction de sortie prend une valeur pour ce port.

S est l'ensemble des états du système. L'ensemble des valeurs pris par le vecteur d'états à un instant donné e est appelé état du système. L'ensemble ST des états totaux du système est : $ST = (s, e)$ où $s \in S, 0 < e < ta(s)$

e représente le temps écoulé dans l'état s . Ce concept d'état total (s, e) est fondamental car il permet de spécifier un état futur en fonction du temps écoulé dans

l'état présent. $ta(s_k)$ est le temps pendant lequel le modèle restera dans l'état s_k , si aucun événement externe ne survient. Un état s de S est dit passif si et seulement si sa durée de vie est infinie. Dans ce cas, évidemment, la fonction de transition interne n'est pas définie.

La fonction classique de transition est décomposée en deux fonctions, représentant respectivement les évolutions autonomes et celles dues à des événements externes. La fonction de transition interne, partie autonome de la fonction de transition, est définie par $\delta_{int} : S \rightarrow S$. Elle spécifie les états futurs des états actifs, états dont la durée de vie n'est pas infinie. Ces états correspondent à des régimes transitoires ou des états instables du système. La fonction de transition externe est $\delta_{ext} : S \times X \rightarrow S$. Elle représente la réponse du système aux événements d'entrée. Le système est dans un état (s, e) à un instant t . Si un événement externe survient, la fonction δ_{ext} indique quel est le nouvel état du système en fonction de s . Cette décomposition de la fonction de transition en deux fonctions constitue l'un des points forts du formalisme DEVS. En effet, elle autorise une spécification « propre » des évolutions autonomes du modèle, évolutions autonomes représentant des régimes transitoires ou des états instables du système cible.

La spécification des changements d'états est complétée par la fonction de transition 'conflit' δ_{con} qui permet de spécifier l'état futur dans le cas d'événements simultanés dans le monde du modèle. Cette fonction est présente seulement dans une variante de DEVS qui se nomme *parallelDEVS* [ZEI 00].

$$\delta_{con} : S \times X \rightarrow S \quad [2.3]$$

La fonction de sortie est une application de l'ensemble des états S dans l'ensemble des sorties Y .

$$\lambda : S \rightarrow Y \quad [2.4]$$

Cette fonction sera activée lorsque le temps écoulé dans un état donné sera égal à sa durée de vie. Par suite, λ n'est définie que pour des états actifs. Un système peut être autonome et donc ne recevoir aucun événement extérieur. La dynamique du système est alors le seul fait de la fonction de transition interne. Cette fonction de transition est définie pour spécifier les changements d'états dus exclusivement à l'état interne du système et au temps. Le système est entré à l'instant t dans l'état s_t . Si aucun événement extérieur survient alors le système changera d'état à $t+ta(s_t)$. La fonction ta donne la durée pendant laquelle le système sera dans un certain état. Si cette durée est nulle alors on l'appellera état transitoire. A l'inverse, si la durée est infinie alors on l'appellera état passif. Un événement extérieur peut survenir exactement à $t+ta(s_t)$. Le nouvel état est alors défini par la fonction de transition δ_{con} . Cette fonction règle les problèmes de conflit entre les transitions dues aux événements extérieurs et les transitions internes.

2.4.2. DEVS couplé

Un modèle couplé définit comment est couplé un ensemble de modèles entre eux pour former un nouveau modèle. Il peut lui-même faire parti d'un modèle couplé. On définit alors une construction hiérarchique de modèles. Un modèle couplé comprend les informations suivantes :

- l'ensemble des modèles qui le compose,
- l'ensemble des ports d'entrée qui recevront les événements externes,
- l'ensemble des ports de sortie qui émettront les événements,
- les couplages en ports d'entrée et ports de sortie des modèles composant le modèle couplé,

Un modèle couplé, aussi appelé réseau de modèles, possède la structure suivante :

$$N = \{X, Y, D, \{M_d/d \in D\}, EIC, EOC, IC\} \quad [2.5]$$

La définition de X et Y est identique à celle de X_M et Y_M d'un modèle atomique. Les entrées et sorties sont composées de ports, chaque port peut prendre des valeurs, chaque port possède son propre domaine de valeurs. D est l'ensemble des identifiants des modèles intervenants dans le modèle couplé. M_d est un modèle DEVS. Les variables représentant les entrées et les sorties du modèle seront indexées par l'identifiant du modèle. D'où la notation suivante :

$$M_d = (X_d, Y_d, S, \delta_{ext}, \delta_{int}, \delta_{con}, \lambda, ta) \quad [2.6]$$

Les entrées et les sorties du modèle couplé noté N sont connectées aux entrées et sorties des modèles composants le modèle couplé. EIC représente la liste de ports d'entrée du modèle couplé IPorts qui sont connectés aux ports d'entrée des sous-modèles IPortsd avec $d \in D$.

$$EIC = \{((N, a), (d, b))/a \in IPorts, b \in Iports_d\} \quad [2.7]$$

On a la même situation pour les ports de sortie où EOC représente la liste de ports de sortie du modèle couplé OPorts qui sont connectés aux ports de sortie des sous-modèles OPortsd avec $d \in D$.

$$EOC = \{((N, a), (d, b))/a \in OPorts, b \in Oports_d\} \quad [2.8]$$

A l'intérieur du modèle couplé, les sorties d'un modèle peuvent être couplées aux entrées des autres modèles. Une sortie d'un modèle ne peut pas être couplée à l'une de ses entrées.

$$IC = \{((i, a), (j, b)) / i, j \in D, i \neq j, a \in OPorts_i, b \in IPorts_j\} \quad [2.9]$$

Soit,

$$IPorts_N = \{in\} \text{ et } OPorts_N = \{out_1, out_2\} \quad [2.10a]$$

$$D = \{A, B\} \quad [2.10b]$$

$$EIC = \{(N, in), (A, in_1)\} \quad [2.10c]$$

$$EOC = \{(A, out), (N, out_1), (B, out), (N, out_2)\} \quad [2.10d]$$

$$IC = \{(A, out), (B, in), (B, out), (A, in_2)\} \quad [2.10e]$$

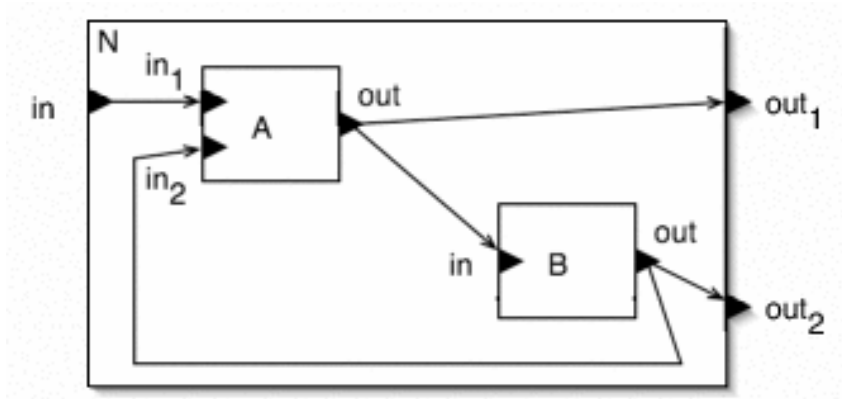


Figure 2.4. Représentation graphique d'un modèle couplé.

Si le modèle couplé fait partie lui-même d'un modèle couplé alors il faut définir les paramètres standards d'un modèle DEVS atomique. Le vecteur d'états du modèle couplé est le n-uplet composé des vecteurs d'états des modèles composants le modèle couplé.

$$S_N = \{S_d / d \in D\} \quad [2.11]$$

L'ensemble des valeurs de sortie du modèle couplé est définie par :

$$Y = \{(p, v) / p \in OPorts, v \in Y_p\} \quad [2.12]$$

On peut les exprimer en fonction des valeurs de sortie des modèles composants le modèle couplé en précisant Y_p . Y_p est l'ensemble des valeurs prises par le port de sortie p du modèle couplé.

$$Y_p = \{v / (p_0, v) \in Y_p, p_0 \in OPorts_d, d \in D, ((d, p_0), (N, p)) \in EOC\} \quad [2.13]$$

Les valeurs d'un port de sortie sont les valeurs du port qui lui est connecté soit un port de sortie d'un modèle le composant.

$$\delta\text{ext}_S(S_N, (p, v)) = \{S_{d_0}/d_0 \in D, d \neq d_0\} \cup \delta\text{ext}_d(S_d, (p_0, v)) \quad [2.14]$$

tel que : $((N, p), (d, p_0)) \in \text{EIC}$

2.4.3. Des extensions de DEVS

L'extension Cell-DEVS est née de la constatation suivante : de nombreux modèles font intervenir des espaces discrets et utilisent des formalismes tels que les automates cellulaires. En effet, dès lors que l'on doit représenter l'espace deux possibilités sont offertes :

- l'espace est continu ; on définit une origine et un repère par rapport auquel toute entité doit se repérer,
- l'espace est discret ; on divise l'espace en régions ; dans la majorité des cas, toute entité sera localisée sur une et une seule région,

Wainer et Giambiasi dans [WAI 01] développent l'extension Cell-DEVS. Cette extension doit pouvoir décrire et simuler des modèles à base d'automates cellulaires multidimensionnels et à événements discrets. La dynamique des cellules est temporisée c'est à dire que l'état d'une cellule sera modifiée en fonction de l'état de son voisinage mais il ne sera connu des cellules voisines qu'après un certain délai. L'idée de base est de fournir un mécanisme simple de définition de la synchronisation des cellules. Comme toute proposition d'extensions, les auteurs offrent à la fois l'extension du formalisme qui se résume à l'ajout de variables supplémentaires et de leur sémantique et le simulateur abstrait. Deux spécifications sont proposées : l'une pour la dynamique des cellules et l'autre pour la dynamique de l'automate complet. Un modèle Cell-DEVS est défini comme un espace composé de cellules qui peuvent être couplées afin de former un espace complet. La sémantique liée aux cellules n'est pas précisée, seule la dynamique du modèle couplé fait l'objet d'une description détaillée. Il est donc possible d'utiliser ce formalisme pour représenter un espace réel (un lieu de déplacement pour des entités) ou un espace plus abstrait (un espace comme un ensemble de lieux abstraits). La remarque concernant le découplage entre le formalisme et la sémantique reste vraie pour maints formalismes.

L'un des reproches fait à DEVS mais aussi à bien d'autres formalismes est leur incapacité à changer dynamiquement de structure. Les formalismes peuvent, en général, seulement représenter les changements d'états en fonction des événements d'entrée et de la dynamique interne. Les changements de structures sont alors possibles en les intégrant dans les variables descriptives du système. On mélange alors les aspects comportementaux avec des aspects de structure. Les exemples de changements de structures sont nombreux :

- un nouveau serveur qui apparaît dans un réseau complexe,
- le remplacement d'un composant défectueux par un autre,
- la transformation d'une particule en une autre particule,
- l'apparition et la disparition de produits dans un système de production,
- le changement de modèles dans une simulation en cours d'exécution,
- une entité avec un comportement dans un environnement d'entités communicantes (de type système multi-agents),

Dynamic Structure DEVS a été défini par F. J. Barros dans [BAR 95] afin de palier à cette insuffisance. Ce formalisme est basé sur DEVS (comme son nom le laisse supposé) et fournit tous les mécanismes pour le changement dynamique de la structure d'un modèle DEVS. DS-DEVS introduit une nouvelle spécification pour les modèles couplés mais n'effectue aucune modification de spécification des modèles atomiques. Nous allons donc faire le tour de ces modifications afin de comprendre quels sont les apports potentiels pour la formalisation des systèmes multi-agents et centrés individus.

2.5. Simulation à événements discrets

La simulation a pour objectif d'assurer la mise en œuvre de l'animation des modèles. L'algorithmique des simulateurs est, dans la majorité des cas, spécifiques au formalisme adopté pour la phase de modélisation. Ce constat peut s'avérer être un vrai problème pour deux raisons : la difficulté de démontrer l'adéquation entre le simulateur et le formalisme et de coupler différents modèles basés sur des formalismes différents. Nous allons illustrer une approche possible à l'aide des travaux de Zeigler [ZEI 73] et du formalisme DEVS. Comme nous l'avons déjà présenté dans la partie précédente, DEVS est un formalisme abstrait pour la modélisation à événements discrets. Ce formalisme a la prétention d'offrir à la fois l'encapsulation des autres formalismes et les simulateurs associés.

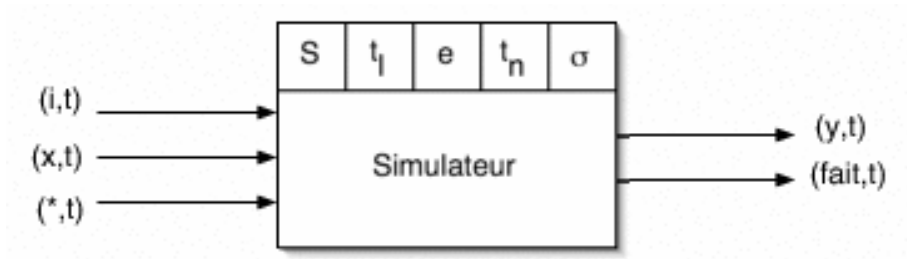


Figure 2.5. Le simulateur abstrait d'un modèle atomique

Attardons nous sur les simulateurs abstraits. En effet, DEVS propose non seulement une notation pour les modèles mais propose aussi les algorithmes de simulation. Voici les deux algorithmes de base de DEVS : l'un exprime le comportement d'un modèle atomique (voir figure 2.6) et l'autre celui d'un modèle couplé (voir figure 2.7). Un simulateur abstrait est vu comme une boîte noire (voir figure 2.5) acceptant en entrée trois types d'événements (conformément au formalisme DEVS) :

- initialisation (i,t) : l'état S du modèle est initialisé à l'instant t,
- externe (x,t) : un autre modèle a envoyé un événement à la date t, le modèle était dans son état S depuis t_l (e = t - t_l) et devait changer d'état à t_n (σ = t_n - t). Le modèle va le traiter en fonction de sa fonction de transition externe δ_{ext},
- interne (*,t) : le modèle a atteint la date de fin de l'état courant S et le modèle va changer d'état selon sa fonction de transition interne δ_{int},

```

Quand réception d'un événement d'initialisation (i, t)
  tl = t - e
  tn = tl + ta(s)
Fin Quand
Quand réception d'un événement externe : (x, t)
  Si tl ≤ t ≤ tn Alors
    e = t - tl
    s = δext(s, e, x)
    tl = t
    tn = tl + ta(s)
    Envoyer au simulateur père l'événement (fait, tn)
  Sinon "erreur"
Fin Si
Fin Quand
Quand reception d'un événement de fin d'état (*, t)
  Si t = tn Alors
    y = λ(s)
    Envoyer au père d'un événement externe (y, t)
    s = δint(s)
    tl = t
    tn = tl + ta(s)
    Envoyer au père fin de traitement (fait, tn)
  Sinon "erreur"
Fin Si
Fin Quand

```

Figure 2.6. *Simulateur abstrait d'un modèle atomique*

L'algorithme de la figure 2.6 présente les trois phases (initialisation, événement externe et fin d'état) de la dynamique d'un modèle DEVS. L'initialisation fixe l'état

initial du modèle et les variables t_1 et t_n . La réception d'un événement externe, mis à part la mise à jour des variables e , t_1 et t_n , fait appel à la fonction de transition externe δ_{ext} . Cette fonction ainsi que la fonction de transition interne et la fonction de sortie, sont naturellement spécifiques au modèle. La réception d'un événement de fin d'état débute par le calcul de la fonction de sortie λ et se poursuit par l'envoi des événements externes générés par la fonction de sortie au père. La notion de père est synonyme ici de modèle hiérarchiquement supérieur. Si le modèle génère des événements externes, c'est à destination d'un modèle avec lequel il est couplé dans un modèle couplé (le modèle père). Dans cette approche, le modèle père connaît les connexions entre les modèles qui le composent et non les modèles le composant. Cette phase se termine par le calcul de la fonction de transition interne afin de déterminer le nouvel état du modèle. Cet algorithme en trois phases constitue la base universelle des simulateurs de modèles atomiques basés sur le formalisme DEVS. Il reste normalement un dernier cas à traiter celui du conflit lorsqu'un événement externe arrive exactement au moment de la fin d'un état. Nous ne présentons pas ce cas.

Intéressons nous maintenant à l'algorithme d'un modèle couplé. L'algorithme de la dynamique d'un modèle couplé se décompose en quatre phases :

- l'initialisation : le modèle couplé transmet l'événement d'initialisation à tous les modèles qui le composent,
- la réception d'un événement externe en entrée : cet événement est envoyé à tous les sous-modèles récepteurs de cet événement,
- la réception d'un événement externe provenant d'un sous-modèle : cet événement est envoyé soit aux sous-modèles connectés au modèle qui a émit l'événement (connexion interne - IC) soit au modèle père si le sous-modèle émetteur est connecté à une sortie du modèle couplé (connexion en sortie - OIC),

la fin de traitement des sous-modèles : lorsqu'un modèle atomique reçoit un événement, il signale à son modèle père qu'il a fini de le traiter ; tant que pour une date donnée, tous les sous-modèles n'ont pas fini, le modèle couplé attend ; si tous les sous-modèles ont fini alors il y a calcul de la date du prochain événement.

Comme on peut le constater l'algorithme de la dynamique d'un modèle couplé s'articule autour de la notion de relai. On peut dire en effet qu'un modèle couplé est une sorte d'aiguillage d'événements et que cet aiguillage est réalisé grâce à la définition des connexions.

Quand réception d'un événement d'initialisation (i, t)
Envoyer à tous les modèles composant le modèle couplé
un événement d'initialisation (i, t)
active = \emptyset
Fin Quand

```

Quand réception d'un événement externe : (x, t)
   $\forall i \in EIC$ 
  Envoyer l'événement externe (x, t) à i
   $active = active \cup \{i\}$ 
Fin Quand
Quand réception d'un événement externe : (y, t) provenant du sous-modèle i
   $\forall (i, j) \in IC$ 
  Envoyer l'événement externe (y, t) à j
   $active = active \cup \{j\}$ 
  Si  $i \in OIC$  Alors
    Envoyer l'événement externe (y, t) au père
  Fin Si
Fin Quand
Quand réception d'un événement de fin d'état (*, t)
  I est l'ensemble des sous-modèles tel que leur date
  de fin d'état est égale à t
   $i^* = select(I)$ 
  Envoyer un événement de fin d'état (*, t) à  $i^*$ 
   $active = active \cup \{i^*\}$ 
Fin Quand
Quand réception d'un événement de fin d'état (fait, t)
  Retirer l'expéditeur du message de active
  Si  $active = \emptyset$  Alors
     $t_f = t$ 
     $t_n = \min(M_i, t_n \forall i \in D)$ 
    Envoyer l'événement (fait,  $t_n$ ) au père
  Fin Quand

```

Figure. 2.7. Simulateur abstrait d'un modèle couplé

2.6. Conclusion

Ce deuxième chapitre nous a permis de fixer les idées sur les concepts de base de la multi-modélisation, de la spécification formelle de systèmes dynamiques et la mise en œuvre de simulateur à événements discrets. Il était important de rappeler les notions de système, de système complexe, de schéma expérimental, de paradigme et de formalisme. Il était aussi important de les replacer dans leur contexte épistémologique avec un petit rappel sur l'histoire des Sciences. On oublie trop souvent que l'on est conditionné par notre vision des choses et par nos connaissances. Au travers ce discours, nous avons (enfin nous l'espérons) mis en évidence les problématiques sous-jacentes : l'adéquation du schéma expérimental par rapport aux interrogations sur le système, l'adéquation du formalisme au système et au paradigme, l'intégration d'une démarche au sein de l'activité de modélisation, la cohérence sémantique du couplage de modèles, ...

Ces différentes problématiques ont été abordées au travers de diverses définitions pour finalement aboutir à une proposition. Cette proposition s'inscrit à la fois dans les idées de Fishwick et de multi-modélisation et dans les idées de Zeigler et de spécifications formelles de systèmes. La multi-modélisation est vue comme un processus de modélisation mariant des idées de décomposition ou d'agrégation et des idées de couplage de paradigmes et de formalismes. Les processus de décomposition et d'agrégation sont inhérents à l'approche de modélisation adoptée : top-down ou bottom-up. Ces approches sont conformes à la vision dominante : le réductionnisme. Le fait d'adopter au sein des processus de décomposition et d'agrégation le postulat du multi-formalisme, on obtient alors la multi-modélisation. Pour être plus juste, il faut alors ajouter tous les problèmes liés à la cohérence du couplage de formalismes par décomposition et le point de vue du *mapping*. L'approche de Zeigler est alors complémentaire puisqu'elle s'abstrait des processus de décomposition et d'agrégation et propose la spécification formelle de systèmes dynamiques et de systèmes couplés avec DEVS. Notre proposition s'inspire d'une règle de bon sens : "il y a de bonnes idées dans les deux propositions, prenons les pour construire notre propre proposition". L'activité de modélisation doit s'inscrire dans une démarche et chaque niveau d'abstractions ou chaque élément du multi-modèles, il faut adopter un paradigme et un formalisme conformes aux propriétés du système ou du sous-système et compatibles formellement et sémantiquement avec les autres éléments du modèle. Pour conclure, DEVS nous offre en plus et propose des formalismes tels que Cell-DEVS de Wainer [WAI 01] pour les automates cellulaires et DS-DEVS de Barros [BAR 95] pour les structures dynamiques d'interactions.

2.7. Bibliographie.

- [BAR 95] BARROS F. J., "Dynamic Structure Discrete Event System Specification : A New Modeling and Simulation Formalism for Dynamic Structure Systems", *Proceedings of the 1995 Winter Simulation Conference*, p. 781-785, 1995.
- [BOL 02] BOLDUC J. S., VANGHELUWE H., "Expressing ODE models as DEVS : Quantization approaches", in BARROS F. GIAMBIASI N. eds., *Proceedings of the AIS'2002 Conference (AI, Simulation and Planning in High Autonomy Systems)*, Lisbonne, Portugal, Society for Modeling and Simulation International (SCS), p. 163 – 169, 2002.
- [BOO 97] BOOCH G., RUMBAUGH J., JACOBSON I., *Unified Modeling Language User Guide*, Reading, Ma., Addison Wesley, 1997.
- [BOR 03] BORLAND S., VANGHELUWE H., Transforming Statecharts to DEVS, dans A. BRUZZONE A., ITMI M. eds., *Summer Computer Simulation Conference, Student Workshop*, Montréal, Canada, Society for Computer Simulation International (SCS), p. S154 - S159, 2003.
- [BOU 98] BOUSQUET F., BAKAM I., PROTON H., LE PAGE C., Cormas : common-pool resources and multi-agent systems, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 1416, p. 826-838, 1998.
- [COQ 97] COQUILLARD P., HILL D., *Modélisation et simulation d'écosystèmes*, Paris, Masson, 1997.

- [DUB 01] DUBOZ R. RAMAT E., PREUX P., “Towards a coupling of continuous and discrete formalism in ecological modelling : influences of the choice of algorithms on results”, *ESS'01*, Marseille (France), p. 481–487, 2001.
- [DUB 03] DUBOZ R., RAMAT E., “Towards the simulation of scale transfert in ecological modelling using computational emergence : Parametrization of classical population model with reactive agent model”, *Systems Analysis Modelling Simulation*, Vol. 43, No. 6, p. 793-814, 2003.
- [ECU 98] L'ECUYER P., “Random Number Generation”, Chapter 4 de BANKS J. ed. *Handbook on Simulation*, Wiley, p. 93–137, 1998.
- [ECU 02] L'ECUYER P., SIMARD R., CHEN E. J., KELTON W. D., “An Objected-Oriented Random-Number Package with Many Long Streams and Substreams”, *Operations Research*, 50-6, p. 1073–1075, 2002..
- [FIL 02] FILIPPI J. B., BERNARDI F., DELHOM M., “The JDEVS environmental modeling and simulation environment”, *Proceedings of the the IEMSS 2002 conference on Integrated Assessment and Decision Support*, vol 3, p. 283-288, 2002.
- [FIS 93] FISHWICK P. A., “A Simulation Environment for Multimodeling”, *Discrete Event Dynamic Systems : Theory and Applications* 3, p. 151-171, 1993.
- [FIS 95] FISHWICK P. A., *Simulation Model Design and Execution : Building Digital Worlds*, Prentice Hall, 1995.
- [GIA 00] GIAMBIASI N., ESCUDE B., GHOSH S., “GDEVs : A generalized Discrete Event specification for accurate modeling of dynamic systems”, *Transactions of SCS*, Vol. 17 No. 3, p. 120-134, 2000.
- [GRI 99] GRIMM V., “Ten years of individual-based modelling in ecology: what we have learned and what could we learn in the futur”, *Ecological Modelling*, vol 115, p. 129-148, 1999.
- [JAC 02] JACQUES C., WAINER G. A., “Using the CD++ DEVs Toolkit to Develop Petri Nets”, *SCS Conference*, 2002.
- [JEF 85] JEFFERSON D. R., “Virtual time”, *ACM Transactions on Programming Languages and Systems*, vol 7(3), p. 404–425, 1985.
- [KIM 98] KIM Y. J., KIM T. G., “A heterogeneous simulation framework based on the DEVs bus and the high level architecture”, *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference*, pages 421-428, 1998.
- [KOF 01] KOFMAN E., LEE J. S. , ZEIGLER B., “DEVs Representation of Differential Equation Systems: Review of Recent Advances”, *DEVs Workshop, European Simulation Conference*, Marseille, 2001.
- [LAM 78] LAMPORT L., “Time, clocks and the ordering of events in a distributed system”, *Communications of the Association of the Computing Machinery*, 21(7), p. 558-565, 1978.
- [LEG 97] LEGAY J. M., *L'expérience et le modèle. Un discours sur la méthode*, INRA, 1997.
- [LEM 77] LE MOIGNE J. L., *La théorie du système général - Théorie de la modélisation*, Presses Universitaires de France, 1977.

- [MIS 86] MISRA S., "Distributed discrete-event simulation", *ACM Computing Surveys*, vol. 18, no. 1, p. 39-65, 1986.
- [PRA 96] PRAEHOFER H., "An Environment for DEVS-Based Multiformalism Modeling and Simulation in C++", *Proc of Annual Conference on AI, Simulation, and Planning in High Autonomy Systems*, San Diego, pages 415-422, 1996.
- [RAM 03] RAMAT E. ET PREUX P., "Virtual laboratory environment" (VLE) : a software environment oriented agent and object for modeling and simulation of complex systems", *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol 11, p. 45-55, 2003.
- [RES 96] RESNICK M., "Starlogo: An Environment for decentralized Modeling and decentralized Thinking", *CHI'96 conférence*, p. 11-12, 1996.
- [UHR 96] UHRMACHER A. M., "Variable Structure Modelling - Discrete Events in Simulation", *Proceeding of the 6th Annual Conference on Artificial Intelligence, Simulation and Planning in High Autonomy Systems*, p. 133-140, 1996.
- [UHR 01] UHRMACHER A. M., "Dynamic Structures in Modeling and Simulation - A Reflective Approach", *ACM Transactions on Modeling and Simulation*, vol 11-2, p. 206-232, 2001.
- [VAN 00a] VANGHELUWE H., "DEVS as a common denominator for multi-formalism hybrid systems modelling". in Varga A., ed., *IEEE International Symposium on Computer-Aided Control System Design*, Anchorage, IEEE Computer Society Press, p. 129-134, 2000.
- [VAN 00b] VANGHELUWE H., VANSTEENKISTE G. C., "The cellular automata formalism and its relationship to DEVS", in Van Landeghem R. ed., 14th European Simulation Multiconference (ESM), Ghent, Belgique, Society for Computer Simulation International (SCS), p. 800-810, 2000.
- [WAI 01] WAINER G. A., GIAMBIASI N., "Application of the Cell-DEVS Paradigm for Cell Spaces Modelling and Simulation", *Simulation* 76-1, p. 22-39, 2001.
- [ZEI 73] ZEIGLER B., *Theory of Modeling and Simulation*, New York, John Wiley, 1973. seconde édition par : ZEIGLER B., KIM T. G., PRAEHOFER H., N.Y., John Wiley 1999.
- [ZEI 95] ZEIGLER B., SONG H. S., KIM T. G., PRAEHOFER H., *DEVS Framework for Modelling, Simulation, Analysis, and Design of Hybrid Systems*, Lecture Notes in Computer Science, vol 999, pages 529-551, 1995.
- [ZEI 00] ZEIGLER B., SARJOUGHIAN H. S., Creating distributed simulation using DEVS M& S environment, *Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference*, page 158-160, 2000.
- [ZEI 00a] ZEIGLER B., SARJOUGHIAN H. S., H. PRAEHOFER, "Theory of Quantized Systems : DEVS Simulation of Perceiving Agents", *International Journal Cybernetics and Systems*, Vol. 31, No. 6., p. 611-648, 2000.

Chapitre 3

Explorer les modèles par simulation : application aux analyses de sensibilité

3.1. Explorer des modèles par simulation

Nous nous focaliserons dans ce chapitre sur les analyses de sensibilité. Mais avant de nous lancer, remarquons qu'il existe bien des raisons d'explorer le comportement de son modèle, que ce soit au cours de sa construction ou lors de son exploitation :

La cohérence numérique. Avant toutes choses, il faut s'assurer que les choix techniques liés à la résolution numérique n'influencent pas les résultats ou si c'est le cas, vérifier que ces choix ont un sens vis-à-vis de la question posée. Un exemple classique est le choix du pas de temps ou d'espace dans les modèles discrets, et les questions de synchronisation entre agents dans les systèmes multi-agents. Mais dans la pratique, l'analyse de la cohérence numérique est difficile car elle touche souvent à la structure même du modèle. Elle est donc, à tort, rarement menée.

Les analyses de sensibilité. Ce sont les analyses les plus pratiquées. Il s'agit de déterminer l'influence des paramètres sur les sorties du modèle. Les analyses de sensibilité apportent aussi de l'information sur l'identifiabilité du modèle, c'est à dire la possibilité de déterminer la valeur de certains paramètres en se calant sur des observations expérimentales. Ce sont elles que nous développerons dans ce chapitre car outre leur importance, elles sont la porte d'entrée à la plupart des autres analyses. Ce faisant, nous évoquerons également la notion de plan d'expérience.

Chapitre rédigé par Vincent GINOT et Hervé MONOD.

Les analyses d'incertitude. Compte tenu des incertitudes sur les paramètres, de la variabilité naturelle des variables d'entrée et des composantes stochastiques qui peuvent être incluses dans la structure du modèle, il s'agit de calculer l'incertitude associée aux variables de sorties. Les analyses d'incertitude sont très liées aux analyses de sensibilité dans la mesure où l'on souhaite en général connaître non seulement cette incertitude, mais également son origine. C'est pourquoi ces deux types d'analyses sont souvent menées en parallèle, voire confondues.

L'analyse des conditions initiales et de la propagation des erreurs. Quelle est l'influence des conditions initiales sur les résultats, et comment se propage dans le temps un éventuel décalage avec la réalité ? C'est un aspect important si le modèle est développé à des fins prédictives : un modèle sensible aux conditions initiales et pour lequel une erreur de prédiction est cumulative dans le temps aura nécessairement un horizon de prédiction assez court, ou pourra fournir des arguments pour dire que cet avenir est peut-être justement imprévisible.

Les analyses de stabilité. Existe-t-il des points d'équilibre (ou des cycles) dans l'espace des sorties du modèle, et quelle est leur stabilité : a-t-on tendance à s'en écarter ou à s'en approcher ? Ce type d'analyse est incontournable lorsqu'on s'intéresse à des modèles à portée théorique que l'on explore dans une large gamme de paramétrage. Il faut alors définir dans quelles conditions le système que l'on modélise a tendance à s'emballer ou à s'arrêter, ou s'il tend vers un mode de fonctionnement qui se stabilise. Elles sont moins pratiquées pour les modèles à portée plus opérationnelle qui s'intéressent plutôt aux phases transitoires et qui sont souvent contraints par des scénarios environnementaux. Pour ces derniers, les notions d'équilibre et de comportement à long terme ont donc moins de sens.

L'analyse qualitative du comportement. De manière plus générale on souhaiterait relier les grands traits du comportement du modèle à des partitions dans l'espace des paramètres. Il s'agit en fait d'une extension de l'analyse de stabilité, la stabilité étant ni plus ni moins qu'un comportement particulier.

La recherche des comportements "robustes". Et si tout ce qui a été étudié précédemment devient caduc lorsqu'on change légèrement la forme d'une fonction de croissance ou la manière de décrire une interaction ? Il s'agit donc d'une analyse de sensibilité un peu particulière, la sensibilité aux choix des équations. Mais s'il est relativement facile d'évaluer la sensibilité d'un modèle à ses paramètres, la chose est plus délicate vis-à-vis de sa structure. Remarquons cependant qu'un modèle est essentiellement formé d'équations et de paramètres, et que la limite entre les deux est finalement assez perméable lors de la conception du modèle. Il est donc parfois techniquement intéressant de prendre une formulation un peu plus générale pour paramétrer une certaine souplesse dans l'écriture du modèle. Par exemple utiliser une logistique généralisée plutôt qu'une logistique simple dans le cas d'une fonction

sigmoïde, ce qui permet de déplacer le point d'inflexion, et donc la forme de la courbe, avec un paramètre. On pourra ensuite tester la robustesse des sorties à ces paramètres "de structure" via une analyse de sensibilité classique.

La "méta" modélisation. Nous entendons ici par ce terme l'action de faire le modèle du modèle, c'est à dire d'émuler des modèles complexes et trop coûteux en temps calcul par des modèles simplifiés aussi fidèles que possible. Ceci pour pouvoir effectuer des analyses de sensibilité ou d'incertitude dans des délais raisonnables. Mais aussi parce que l'on commence à observer l'apparition de modèles très complexes, généralement obtenus par agrégation de sous-modèles fonctionnels, qui tendent à devenir en quelque sorte le paradigme de modélisation d'une communauté scientifique (modèle de culture, modèle de physiologie animale, modèle de circulation atmosphérique...). Se pose alors la question de la simplification de ces modèles, lorsqu'on souhaite les utiliser dans un contexte particulier.

Maintenant que nous sommes convaincus de l'importance de l'exploration, pourquoi le faire par simulation ? Car ce n'est certainement pas la meilleure manière de faire, et ceci pour deux raisons au moins :

1- *Le temps de calcul.* Par définition, il va falloir faire tourner le modèle, et de très nombreuses fois. Nous verrons plus loin qu'un plan d'expérience implique souvent plusieurs milliers de simulations, et ceci même pour des situations assez simples. Si une simulation nécessite quelques secondes, la chose est aisée. Il n'en est plus de même si elle prend plusieurs heures. Une solution, malheureusement non encore accessible à la plupart des utilisateurs, consiste alors à paralléliser les calculs sur des "fermes" de calculs de plusieurs dizaines voire plusieurs centaines de processeurs. Une autre solution est le recours à des plans d'expériences plus économes en nombres de simulations. Il en existe et nous en évoquerons. Mais ils impliquent de faire des hypothèses plus fortes sur le comportement a priori du modèle.

2- *L'absence de preuve formelle.* Comment s'assurer que tous les comportements du modèle ont bien été explorés ? Comment s'assurer, notamment dans le cas de modèles stochastiques, que certains événements rares, arrivant dans certaines configurations précises de paramétrage, ont bien été détectés ? En principe, il suffit de multiplier les simulations et de faire une hypothèse de linéarité entre deux paramétrisations proches : cette hypothèse sera d'autant plus réaliste que les points explorés seront proches. Mais elle est intenable dans la pratique. Pour s'en convaincre, il suffit de considérer le nombre de simulations nécessaires pour explorer systématiquement un espace multidimensionnel. Si vous discrétisez par exemple chacune des dimensions représentant un paramètre du modèle en trois classes (3 valeurs pour chaque paramètre), il vous faudra déjà 3^{10} soit plus de 59 000 simulations pour 10 paramètres, et 3^{20} soit près de 3,5 milliards de simulations pour 20 paramètres. Et si vous montez à cinq classes, ce qui reste une exploration grossière, vous passez respectivement à 10

millions pour 10 paramètres et 10 mille milliards de simulations pour 20 paramètres ! Et ceci pour un modèle déterministe. Il est donc impossible d'explorer toutes les configurations possibles d'un paramétrage, même sur des modèles assez simples.

Il est donc toujours préférable d'analyser un modèle analytiquement, c'est à dire en faisant appel aux mathématiques plutôt qu'aux simulations. Mais dans bien des cas cela n'est pas possible : soit parce que la complexité du modèle (nombre d'équations, nombre de paramètres) fait que la solution analytique n'existe pas ou devient trop difficile à calculer, soit parce que l'écriture même du modèle exclut toute solution analytique comme c'est le cas pour la plupart des systèmes multi-agents.

3.2. Présentation des exemples

Nous allons illustrer les techniques employées sur deux exemples très différents, tant dans leurs objectifs que dans leur structure. Le premier est individu-centré⁴ et stochastique, le deuxième à base d'équations différentielles ordinaires (EDO) et déterministe. Ceci pour montrer que les modèles étant considérés comme des boîtes noires, toutes les techniques de simulations peuvent a priori être employées indifféremment sur l'un ou l'autre.

Le modèle individu-centré calcule le devenir de gambusies (*Gambusia holbrooki*), un petit poisson à croissance rapide utilisé comme auxiliaire de lutte contre le moustique et comme poisson modèle dans les expérimentations en écotoxicologie. Dans ces expérimentations, quelques adultes sont introduits en mai dans des bassins extérieurs de 3 m³, et on laisse la population se développer en conditions naturelles jusqu'en octobre, date à laquelle tous les poissons sont pêchés et mesurés. Les poissons devenant adultes en quelques semaines et chaque femelle pouvant mettre bas tous les mois, ce sont plusieurs centaines d'individus qui sont récoltés, et l'on compare les structures de populations obtenues entre bassins témoins et bassins exposés aux pesticides. Le modèle a été développé sur Mobidyc⁵, un environnement de développement de modèles individus-centrés dédié au biologiste non-informaticien [GIN 02] et une description plus détaillée du modèle et de son analyse pourra être trouvée dans [GIN 06]. Dans sa version la plus simple le modèle comprend huit paramètres dont on trouvera les valeurs dans le tableau 3.1.

Le modèle déterministe est un modèle simplifié décrivant la croissance d'une culture de blé d'hiver [MAK 04], [MON 06]. Il comprend une variable d'état, la masse de matière sèche aérienne, notée $U(t)$ où t est le nombre de jours depuis le semis. Cette

⁴ Nous qualifions d'individu-centré un modèle qui simule individuellement le devenir des individus, sans nécessairement faire appel au paradigme informatique des systèmes multi-agents. Bien que dans ce cas, il s'agisse effectivement d'un modèle multi-agents.

⁵ <http://www.avignon.inra.fr/mobidyc> (librement téléchargeable)

variable est calculée quotidiennement par le modèle en fonction des degrés-jours cumulés $T(t)$ et de la radiation photosynthétiquement active $PAR(t)$. L'équation principale est :

$$U(t+1) = U(t) + E_b E_{i_{\max}} [1 - e^{-K \cdot LAI(t)}] PAR(t) \quad [3.1]$$

où $LAI(t)$ est l'indice de surface de feuille au jour t :

$$LAI(t) = L_{\max} \left\{ \frac{1}{1 + e^{-A[T(t)-T_1]}} - e^{B[T(t)-T_2]} \right\} \quad [3.2]$$

La matière sèche au semis ($t=1$) est considérée nulle : $U(1)=0$. De plus la contrainte

$$T_2 = \frac{1}{B} \log[1 + \exp(AT_1)] \quad [3.3]$$

est appliquée, d'où $LAI(1) = 0$. La sortie du modèle est la dynamique de la matière sèche $U(t)$ du semis ($t = 1$) à la récolte ($t = Ht$). Nous considérerons comme principale sortie $U(tH)$.

Paramètre	unité	Fourchette	référence	niveaux ANOVA
Taux de croissance	mois ⁻¹	0.10 – 0.4	0.25	0.15 ; 0.2 ; 0.25 ; 0.30
Taille maximale	Mm	40 – 70	60	50 ; 70
Seuil de métamorphose	Mm	12 – 18	15	13 ; 17
Survie adulte	mois ⁻¹	50 – 100 %	90	60 ; 90
Survie juvénile	mois ⁻¹	20 – 40 %	30	20 ; 40
Durée de gestation	Jour	25 – 35	30	25 ; 35
Seuil de fécondité	Mm	20 – 26	24	22 ; 26
Fécondité (pente)	alevins.mm ⁻¹	1 – 4	2	1.5 ; 3

Tableau 3.1. Paramètres du modèle gambusies : gamme biologiquement acceptable, valeurs de référence, et niveaux retenus pour l'analyse de variance.

3.3. Sensibilité locale

3.3.1. Définition

Mathématiquement, la sensibilité se définit comme la dérivée partielle de la sortie j du modèle M à un instant t par rapport au paramètre i :

$$s_{i,j,t} = \frac{\partial M_{j,t}}{\partial p_i} \quad [3.4]$$

Pour visualiser ce que représente la sensibilité, il suffit de dessiner le graphe reliant la sortie $M_{j,t}$ à une gamme de variation du paramètre p_i : la sensibilité est tout simplement la pente de cette courbe (voire par exemple la figure 3.2). On constatera aisément que la sensibilité dépend non seulement de la sortie et du paramètre considéré, mais aussi, et en particulier pour les modèles non linéaires, de la valeur précise du paramètre, de la valeur des autres paramètres et de l'instant de la simulation. C'est donc une valeur locale, valable uniquement pour un point de fonctionnement particulier du modèle. Explorer la sensibilité dans toutes ces dimensions est donc une entreprise difficile, et c'est tout l'enjeu des méthodes qui sont exposées ici. Notons que la sensibilité au sens mathématique, sensibilité locale donc, ne s'applique qu'aux paramètres et sorties à valeur continues et dérivables.

Pour comparer les sensibilités liées à différents paramètres, il est usuel de revenir à l'unité de la sortie en multipliant $s_{i,j,t}$ par une petite variation du paramètre :

$$cs_{i,j,t} = \frac{\partial M_{j,t}}{\partial p_i} \Delta p_i \quad [3.5]$$

Si Δp_i représente l'incertitude du paramètre i , alors $cs_{i,j,t}$ représente l'incertitude induite sur la sortie. Si l'on constate alors qu'une valeur de $cs_{i,j,t}$ est sensiblement plus grande que les autres, cela signifie qu'il serait utile de raffiner la valeur de ce paramètre pour améliorer la précision du modèle. En revanche, si tous les $cs_{i,j,t}$ sont comparables, améliorer la précision du modèle est difficile car nécessiterait d'améliorer la précision de tous les paramètres. Un des premiers usages d'une analyse de sensibilité locale est donc d'aider à définir si certains paramètres ont une valeur trop imprécise par rapport aux autres (analyse d'incertitude). Si $\Delta p_i = \alpha p_i$ (même petite variation relative pour chaque paramètre), alors l'expression devient équivalente à :

$$ns_{i,j,t} = \frac{\partial M_{j,t}}{\partial p_i} p_i = \frac{\partial M_{j,t}}{\partial \ln(p_i)} \quad [3.6]$$

où l'on voit tout l'inconvénient de cette normalisation : elle fait dépendre la sensibilité de la valeur de p_i , même si la sensibilité originelle [3.4] n'en dépend pas, et revient à calculer une sensibilité par rapport au logarithme de p_i . Pour comparer des sensibilités sur des sorties différentes, on calcule la sensibilité relative en divisant par la valeur de la sortie. Cette sensibilité relative est également appelée élasticité dans sa formulation logarithmique :

$$rs_{i,j,t} = \frac{\partial M_{j,t}}{\partial p_i} \frac{p_i}{M_{j,t}} = \frac{\partial \ln(M_{j,t})}{\partial \ln(p_i)} \quad [3.7]$$

Pour donner une note de sensibilité globale d'un modèle à un paramètre, toutes sorties confondues, on utilise en général l'analogie d'une distance. Une simple moyenne aurait en effet tendance à niveler les différences entre paramètres.

$$rs_{tot,i} = \sqrt{\sum_{j,t} (rs_{i,j,t})^2} \quad [3.8]$$

Si l'on ne dispose pas de solution analytique pour l'équation [3.4], il faut calculer les sensibilités numériquement. Une approximation (approximation aux différences finies) en est donnée par le ratio $\delta M / \delta p$ de la variation de la sortie pour une petite variation du paramètre autour de sa valeur courante, les autres paramètres étant fixés. Pour un modèle déterministe il suffit de faire la différence de la sortie pour $p-\delta p$ et $p+\delta p$. Pour un modèle stochastique $M_{j,t}$ représente une espérance qui doit être estimée en répétant les simulations. Une variante, souvent appelée sensibilité par échantillonnage Monte Carlo, est alors très utile pour les modèles stochastiques présentant de nombreux paramètres. Elle consiste à faire varier simultanément tous les paramètres entre leurs valeurs $p-\delta p$ et $p+\delta p$ et à estimer les coefficients de sensibilité par régression linéaire. Avantage, une seule série de simulations permet d'estimer les coefficients de sensibilité pour tous les paramètres. On obtient alors des coefficients moyens qui seront d'autant plus proches des coefficients réels que la valeur δp sera petite.

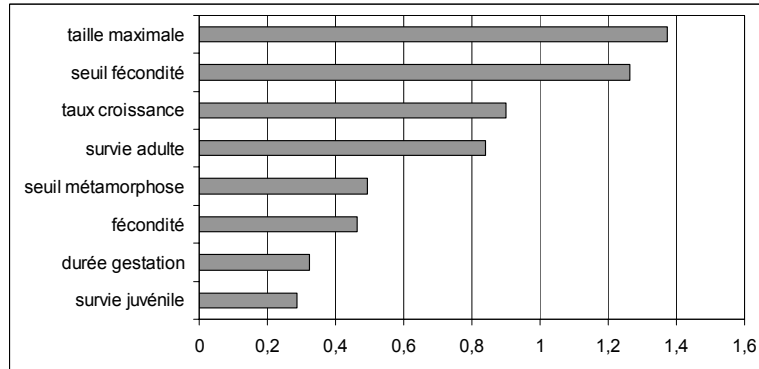


Figure 3.1. Sensibilités locales. Coefficients de sensibilité relative (eq.[3.7]) pour la sortie population totale au dernier pas de temps du modèle Gambusies.

La figure 3.1 donne les sensibilités relatives (eq. [3.7]) au dernier pas de temps de la sortie "population totale" du modèle gambusies. Remarquons qu'ici,

sensibilités relatives et normalisées sont identiques au facteur "taille de la population au dernier pas de temps" près. La taille maximale est en tête, suivie par le très inattendu seuil de fécondité. Le taux de croissance et la survie adulte viennent ensuite. Cela signifie que, autour de leur valeur de référence, ces paramètres ont une grande influence sur la sortie et doivent être déterminés avec soin. A l'opposé, la taille de la population est moins sensible à la fécondité et à la survie juvénile, ce qui était également surprenant pour les biologistes. Mais tout l'intérêt d'une analyse de sensibilité tient précisément dans ce genre de résultat : elle remet souvent en question les idées préconçues que l'on se fait sur le modèle !

3.3.2. *Signatures individuelles*

Nous avons vu que les coefficients de sensibilité ont une valeur locale et qu'il est important d'explorer leur évolution lorsqu'on s'éloigne du point de fonctionnement de référence du modèle. Une manière très simple est de s'intéresser à chaque paramètre à tour de rôle en construisant les graphes donnant la (les) sortie(s) du modèle en fonction de chaque paramètre, les autres paramètres étant fixés à leur valeur de référence. Et ceci pour une gamme assez large de valeurs pour chaque paramètre, bien souvent la gamme de valeurs biologiquement (ou sociologiquement) acceptables. Ce graphe représente ce que nous appellerons la signature individuelle du paramètre. Comme déjà dit, la sensibilité est alors donnée par la pente de la courbe (figure 3.2). Une courbe rectiligne indique que la sensibilité est indépendante de la valeur du paramètre. Le modèle étant stochastique, les répétitions donnent une mesure de la variabilité.

L'étude des signatures individuelles sert également à préparer les analyses globales que nous étudierons plus loin. Ces analyses seront d'autant plus faciles à conduire et à interpréter que les signatures individuelles seront plus linéaires et de variance constante. Il peut donc être intéressant de transformer les données pour améliorer ces propriétés, soit en transformant la sortie, soit, et on n'y pense pas toujours, en transformant l'échelle d'un paramètre. Dans la pratique, la transformation logarithmique (ou plus rarement exponentielle) est la plus utilisée, dans la mesure où elle s'interprète comme le passage d'une échelle multiplicative à une échelle additive (ou inversement). Sur le modèle Gambusies, nous verrons que la transformation logarithmique de la sortie est effectivement bien adaptée.

On peut ici aussi utiliser la variante de Monte Carlo qui consiste à faire varier tous les paramètres simultanément dans toute leur gamme de variation. La pente de la tendance donne alors la sensibilité moyenne, et la variabilité est due à l'effet des autres paramètres, en plus de la stochasticité éventuellement liée au modèle. Ceci permet de détecter d'éventuelles non-monotonies dans les interactions entre les paramètres. Remarquons qu'avec cette variante, on est déjà dans le domaine des analyses "globales" que nous étudierons plus spécifiquement plus loin.

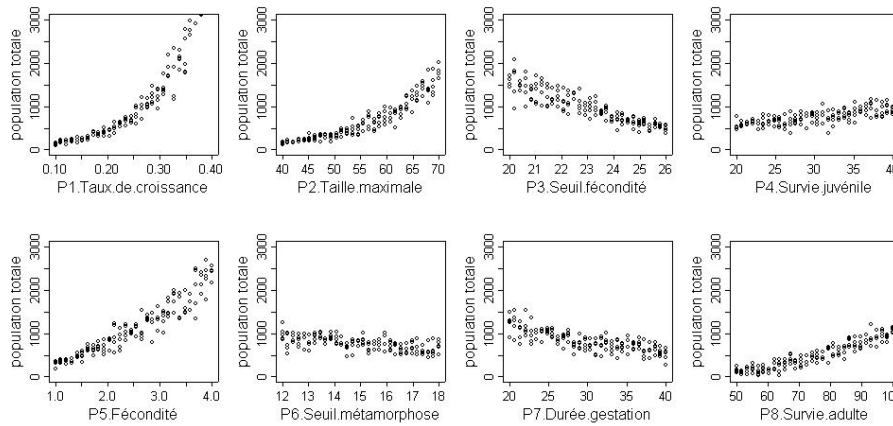


Figure 3.2. Sensibilités locales. Signatures individuelles des paramètres pour la sortie "population totale" au dernier pas de temps du modèle Gambusies.

3.3.3. Grand nombre de paramètres, grand nombre de variables

Lorsqu'on est en présence d'un grand nombre de paramètres ou de variables, il peut être utile de faire appel aux techniques d'analyses multivariées qui permettent notamment de regrouper les paramètres qui ont des comportements voisins. Un exemple en est donné par [VAN 02] sur un modèle individus-centré d'écosystème lacustre. Leur modèle est stochastique et comprend une quinzaine de variables et près de 400 paramètres. Ils ont donc opté pour un calcul de type Monte Carlo avec un tirage aléatoire de 10 000 jeux de paramètres, tous les paramètres fluctuant de $\pm 10\%$ autour de leur valeur de référence, puis ont calculé les sensibilités relatives selon [3.7] pour les 15 sorties à 12 pas de temps différents. Après avoir éliminé les paramètres qui n'ont que peu d'action sur leurs sorties, ils ont retenu 51 paramètres pour une classification hiérarchique (figure 3.3).

Il faut ensuite choisir un niveau de découpe pour regrouper les paramètres. Les auteurs ont retenu un niveau assez grossier conduisant à 5 classes de paramètres. Ils ont ensuite retenu un paramètre représentatif pour chaque groupe, et édité les graphes donnant les sensibilités des différentes sorties à ces paramètres pour chaque pas de temps (non figuré). On a ainsi une idée de l'effet de chaque paramètre sur les sorties du modèle, via le groupe auquel il appartient.

Une alternative à la classification, à laquelle on peut reprocher une certaine sensibilité au choix de la distance entre points et entre groupes, est l'analyse en composantes principales. Elle donne une représentation plus visuelle des proximités

entre paramètres, mais le découpage en classes est plus empirique. Vu leur pertinence pour résumer une grande masse de données, il est fort probable que les techniques d'analyses multidimensionnelles soient de plus en plus employées pour dépouiller les vastes tableaux générés par les analyses exploratoires des modèles. Le lecteur intéressé pourra se tourner vers les ouvrages très accessibles de [SAP 96] et [LEB 97] par exemple, qui ne traitent cependant pas directement de la modélisation.

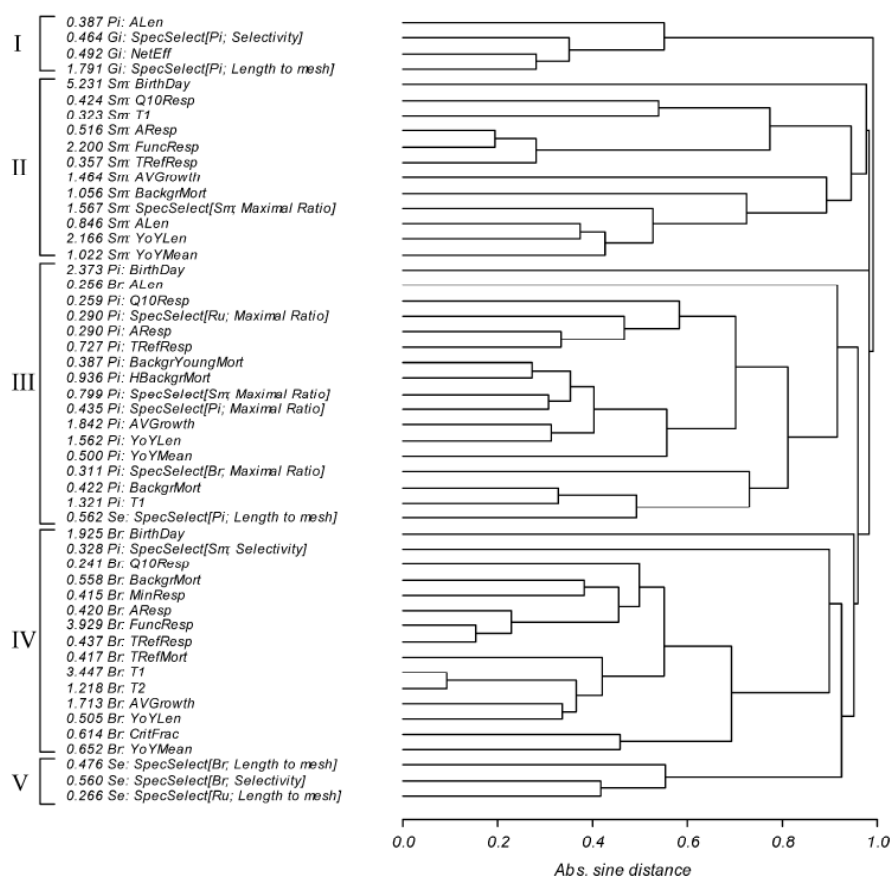


Figure 3.3. Sensibilité locale. Exploration par classification hiérarchique, [VAN 02]. Le chiffre devant chaque paramètre est la distance globale [3.8].

3.3.4. Sensibilité locale : exploration dans le temps et notion d'identifiabilité

La figure 3.4 haut et bas donne respectivement l'évolution dans le temps des coefficients de sensibilité normalisés et relatifs du modèle Gambusies. Ces courbes,

souvent appelées fonctions de sensibilité, permettent de localiser les instants où le modèle est particulièrement sensible à un paramètre. Les fonctions sont ici prises en valeurs absolues pour favoriser les comparaisons. Les sensibilités normalisées affichent des croissances exponentielles et il est plus discriminant de regarder les sensibilités relatives. Ces dernières, comme nous l'a montré l'équation [3.7], sont équivalentes aux sensibilités normalisées sur la transformation logarithmique de la sortie. Toutes les fonctions affichent des sensibilités nulles lors des premiers pas de temps exceptée la mortalité adulte (9). Ceci est attendu dans la mesure où les reproductions n'ont pas encore commencé. Les courbes croissent ensuite de manière sensiblement linéaire, à l'exception notable du seuil de fécondité (3) qui prend nettement la tête entre le 20^{ième} et le 50^{ième} jour. Ce comportement s'explique par le fait que cette période coïncide avec la première reproduction des femelles initiales. Avancer ou retarder cette reproduction à travers ce paramètre a donc un très fort impact sur la date d'apparition de la première cohorte de juvéniles, et donc sur l'effectif de la population à cette date. Après le 50^{ième} jour, les femelles initiales se sont toutes reproduites quel que soit leur seuil de fécondité, et tous les juvéniles sont nés. La sensibilité baisse donc. Mais elle n'est pas nulle car un fort seuil de fécondité implique un plus grand nombre de juvéniles car les femelles sont plus grosses et donc plus prolifiques. Après le 70^{ième} jour la sensibilité augmente à nouveau car les femelles initiales les plus précoces entament un deuxième cycle de reproduction et certains juvéniles peuvent également commencer à se reproduire.

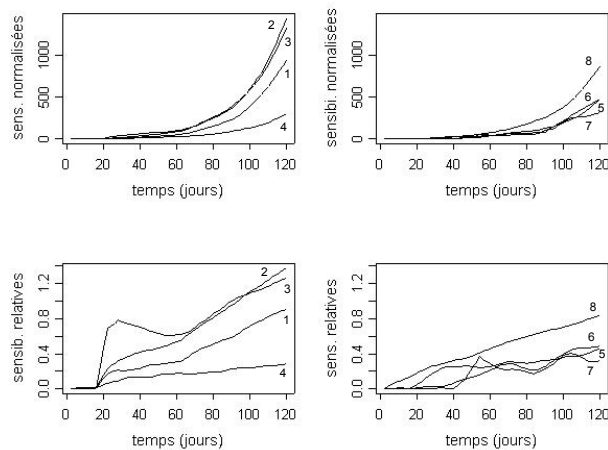


Figure 3.4. Fonctions de sensibilité (sensibilités locales dans le temps) normalisées (haut, eq. [3.6]) et relatives (bas, eq. [3.7]). 1- taux de croissance; 2- taille maximale; 3- seuil de fécondité; 4- survie juvénile; 5-fécondité; 6- seuil de métamorphose; 7- durée gestation; 8- survie adulte. Pour faciliter les comparaisons les courbes sont en valeurs absolues bien que (3) (6) et (7) affichent des valeurs négatives.

Les fonctions de sensibilité permettent aussi de poser la question de l'identifiabilité, souvent appelée problème inverse, c'est à dire la possibilité de définir la valeur des paramètres si l'on a mesuré les sorties du modèle. On comprend en effet que plus une sortie est sensible à un paramètre, plus la connaissance de cette sortie permettra de définir la valeur de ce paramètre. Une discussion complète sur l'identifiabilité est hors de portée de ce chapitre et le lecteur pourra se référer aux ouvrages de [BAR 74] ou de [WAL 94] par exemple. Mais le principe est que l'on peut identifier simultanément une série de paramètres sur une (ou des) variable(s) de sortie si l'action de chaque paramètre sur la sortie est non nulle, et si elle ne peut pas être reproduite par un autre paramètre ou par une combinaison linéaire des autres paramètres. Mathématiquement, cela signifie que la matrice des fonctions de sensibilité est de plein rang (non singulière). Si ce n'est pas le cas, on dira que le modèle est surparamétré vis-à-vis de ces sorties. Détecter une surparamétrisation est important car elle signifie que deux paramètres, ou des combinaisons de paramètres, ont la même action sur le modèle et que ce dernier pourrait probablement être écrit plus simplement. La figure 3.4 montre que les fonctions de sensibilité ne sont pas rigoureusement identiques. Mais ce constat n'est pas suffisant d'autant que dans la pratique il faut tenir compte du fait que les observations sont bruitées, non continues, et non toujours prises au bon moment. C'est ce qu'on appelle l'identifiabilité a posteriori. Il est donc utile de dresser le tableau des corrélations entre fonctions de sensibilité (non figuré) et d'en calculer éventuellement les valeurs propres. On constaterait par exemple que la corrélation entre le taux de croissance et la taille maximale atteint 0.99 et qu'elle est très élevée entre la plupart des paramètres, à l'exception du seuil de fécondité (3) et de la durée de gestation (7), cette dernière montrant une structure partiellement cyclique. On pourrait donc au mieux estimer 3 paramètres, le troisième devant être choisi parmi tous les autres. Mais ceci, à condition de mesurer très précisément l'évolution dans le temps de la population totale. Or les fonctions de sensibilité peuvent être utilisées pour optimiser cette prise de mesure : ici, on aura intérêt à échantillonner juste avant les premières reproductions ($j=15$ par exemple) afin d'essayer de séparer la mortalité adulte (mais la probabilité d'observer la mort d'une femelle initiale durant cette période est faible), puis de manière assez intensive entre le 20^{ième} et le 50^{ième} jour pour essayer de renseigner le seuil de fécondité, puis d'échantillonner régulièrement jusqu'à la fin de l'expérimentation pour séparer d'autres paramètres, en particulier la durée de gestation. Ces déductions peuvent être menées de façon plus formelle par des approches de plan optimal (voir [WAL 94]).

3.4. Sensibilité globale

Les méthodes d'analyses de sensibilités globales cherchent à couvrir plus largement l'espace des paramètres. Outre le fait de ne plus se limiter à un point de fonctionnement particulier du modèle, elles permettent de détecter les interactions

entre paramètres, c'est à dire les cas où la sensibilité à un paramètre dépend de la valeur des autres paramètres. Elles sont donc très complémentaires des méthodes locales et sont de plus en plus employées. Mais travailler à une échelle globale pose trois difficultés particulières : il va falloir résumer chaque signature individuelle, explorer un très vaste espace de combinaisons de valeurs de paramètres, et estimer les interactions entre paramètres.

3.4.1. Résumer les signatures individuelles

La figure 3.5 illustre différentes manières de résumer la sensibilité d'une réponse à un paramètre. La mesure locale est rappelée en 3.5a, c'est la pente de la courbe en chaque point. L'extension la plus logique à l'ensemble de la courbe est la pente moyenne. Elle peut représenter une bonne approximation dans certains cas, en particulier si la gamme de variations des paramètres n'est pas très étendue. Les deux autres mesures (figure 3.5b) ne font pas appel à une approximation de la courbe : on les qualifie de modèle-indépendantes au sens de [SAL 99]. La première semble intuitivement la plus pertinente, elle mesure la gamme de variation de la réponse lorsque le paramètre parcourt sa propre gamme de variations. Mais une difficulté pratique est qu'il faut échantillonner la courbe assez intensivement pour bien cerner cette gamme, ce qui multiplie les simulations. La deuxième est la mesure classique de variance : plus une réponse est sensible à un paramètre, plus la variance sera élevée, quelle que soit la forme de la courbe.

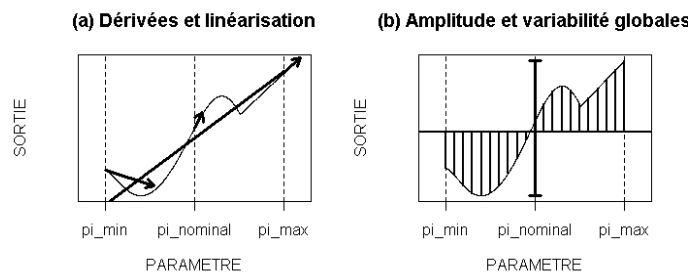


Figure 3.5. Représentation de différentes mesures de sensibilité d'une variable de sortie pour un paramètre et son intervalle d'incertitude: (a) dérivées et approximation linéaire ; (b) gamme de variation et variance de la réponse.

3.4.2. Explorer l'espace des paramètres – notion de plans d'expérience

Mesurer des sensibilités globales nécessite d'explorer l'espace des paramètres de manière intensive. Il faut en effet évaluer les signatures individuelles de chaque

paramètre, ce qui peut être assez coûteux si les réponses sont non linéaires. Et ceci pour des combinaisons variées des autres paramètres si l'on veut pouvoir évaluer les interactions entre paramètres et ne pas passer à côté de comportements particuliers du modèle. Il existe deux grandes familles de méthodes d'exploration de l'espace : les plans d'expériences factoriels et l'échantillonnage aléatoire.

La technique des plans factoriels consiste à choisir des valeurs bien particulières, appelées niveaux, pour chaque paramètre, appelé facteur de variation, puis à combiner les niveaux de manière plus ou moins complète. Le plan factoriel le plus simple et le plus informatif est le plan complet : il consiste à croiser tous les niveaux de tous les facteurs pour obtenir toutes les combinaisons possibles. Idéalement, pour être sûr de bien explorer tout l'espace, il faudrait faire un plan complet avec un assez grand nombre de niveaux par paramètre. Mais nous avons vu en section 3.1 que c'est rapidement impossible quand le nombre de facteurs augmente puisqu'un plan complet nécessite n^p simulations, n étant le nombre de niveaux et p le nombre de facteurs. Il faut donc souvent se résoudre à définir des plans incomplets. Parmi ceux-ci, la classe des plans dits fractionnaires réguliers sont les plus utilisés. L'astuce de ces plans consiste à ne pas retenir toutes les combinaisons possibles mais à s'assurer que toutes les combinaisons de paramètres pris 2 à 2, 3 à 3 etc. sont présentes, selon le degré d'interaction que l'on souhaite explorer. On fait alors l'hypothèse que la sensibilité du modèle à un paramètre particulier ne dépend que de la valeur de ce paramètre (pas d'interaction), ou de la valeur d'un autre paramètre (interaction d'ordre 2), ou de la valeur précise de deux paramètres (interaction d'ordre 3), et ainsi de suite jusqu'à l'ordre d'interaction retenu. Mais qu'elle ne dépend pas de la valeur précise d'un plus grand nombre de paramètres. C'est heureusement souvent le cas, mais il faut remarquer que la chose est difficile à prouver puisqu'il est en général justement impossible d'aller explorer les ordres d'interaction élevés.

Devoir construire des plans fractionnaires est donc fréquent. Il existe heureusement une théorie pour la construction de ces plans qui permet d'obtenir des plans de tailles réduites pour un nombre élevé de facteurs, sous l'hypothèse que certaines interactions sont négligeables. Par exemple, les plans pour effets principaux (toutes les interactions sont supposées négligeables) permettent de construire un plan pour n facteurs à p niveaux (p premier ou puissance d'un premier), en seulement $n(p-1)+1$ simulations. Les plans construits par ce type de méthodes sont en général équilibrés, c'est-à-dire que les combinaisons de niveaux d'un sous-ensemble de facteurs sont équi-répétées jusqu'à un certain ordre.

Comme son nom l'indique, l'échantillonnage aléatoire (ou de Monte Carlo) consiste à tirer les valeurs des paramètres aléatoirement. Ce faisant, si l'on échantillonne de manière assez intensive, on est à peu près sûr de bien explorer la forme de la réponse du modèle au paramètre, alors qu'avec un plan factoriel nous avons vu qu'on était en pratique forcé de se limiter à quelques niveaux bien choisis.

Mais lorsqu'on explore un espace de grande dimension avec cette méthode, on risque de se retrouver avec des zones sur-explorées et des zones non explorées. Une pratique courante est alors de "guider" l'échantillonnage, par exemple dans ce qu'on appelle les hyper-cubes latins. On divise la gamme de variation de chaque paramètre (facteur) en un nombre q d'intervalles ce qui conduit à découper le volume à explorer en q^n carrés, cubes ou hyper-cubes selon le nombre de paramètres. Puis on tire aléatoirement une combinaison de paramètres dans q de ces hypercubes. Ces q hypercubes sont eux-mêmes choisis aléatoirement, en s'assurant néanmoins que pour chaque paramètre, chacun des q intervalles est représenté une et une seule fois. On génère ensuite un grand nombre de cycles de ce type pour explorer aléatoirement un grand nombre de combinaisons de paramètres. Cette méthode garantit un échantillonnage bien équilibré sur la gamme de variation de chaque paramètre, mais n'est pas suffisante pour bien contrôler les interactions entre facteurs. Des variantes de cette méthode ont donc été développées

3.4.3. Hiérarchiser les sensibilités et estimer les interactions

Deux grandes approches permettent d'atteindre ces objectifs : la régression multiple et les méthodes fondées sur une décomposition de la variance. La régression multiple se base sur des approximations linéaires, ou plus rarement quadratiques, des signatures individuelles (figure 3.5a). Elle est surtout utilisée pour les analyses d'incertitudes sans que cette approximation soit toujours bien justifiée lorsque la gamme de variation des paramètres devient assez large. Nous n'évoquons donc ici que les méthodes qui se basent sur une décomposition de la variance de la sortie, et en particulier l'analyse de variance basée sur le modèle linéaire (ANOVA), la décomposition dite de Sobol, et la méthode FAST basée sur des décompositions en séries de Fourier.

3.4.3.1. Analyse globale par analyse de variance

L'analyse de variance a pour objet de décomposer la variabilité d'observations (généralement des observations expérimentales mais alternativement les sorties d'un modèle), en quantifiant les effets des facteurs d'entrée (généralement des facteurs expérimentaux mais alternativement les valeurs de paramètres ou autres composants d'un modèle), et les éventuelles interactions entre ces facteurs d'entrée. Elle est donc bien adaptée à l'analyse de sensibilité mais reste cependant peu utilisée dans ce cadre. Elle est en effet souvent perçue comme essentiellement destinée à l'étude de facteurs qualitatifs et limitée à une vue très globale de l'influence des facteurs. Pourtant, dans bien des cas, quelques niveaux bien choisis sont capables de rendre compte de manière fiable de la forme de la réponse du modèle à un facteur continu. Et il est possible de dépasser la limitation qualitative de l'ANOVA en utilisant une décomposition en polygones orthogonaux telle que décrite dans [CHR 87], [KOB

91], ou [KOB 97] : l'effet d'un facteur à n niveaux est alors décomposé en effets polynomiaux de degrés 1 à $n-1$ (effet linéaire, quadratique, etc.). L'ANOVA est en fait une méthode bien adaptée au mélange de facteurs qualitatifs et quantitatifs et elle permet, lorsqu'elle est prolongée par l'étude des moyennes, de connaître assez finement l'effet des facteurs et leurs interactions.

Pour le modèle gambusies, la transformation logarithmique des données conduit à des réponses sensiblement linéaires (non figurées). On se contente donc de deux niveaux par paramètre, sauf pour le taux de croissance qui affiche la plus grande non linéarité avant transformation et qui en reçoit quatre. Soit 7 paramètres à deux niveaux et un paramètre à quatre niveaux, $2^7 \cdot 4 = 512$ combinaisons. Le modèle étant stochastique chaque combinaison est répétée 10 fois et nous obtenons un total de 5120 simulations. La part de variance expliquée par les paramètres et leurs interactions est de 94%, en ne gardant que les interactions d'ordre 2. Cela signifie que les 512 combinaisons de paramètres du plan d'expérience peuvent être bien prédites sans tenir compte des interactions d'ordre supérieur. Outre le contrôle sur la part de variance expliquée, cette bonne prédiction doit être vérifiée en analysant le graphe des résidus, c'est à dire le graphe des écarts entre les 512 valeurs du modèle et celles prédites par l'ANOVA (non figuré). Remarquons qu'il est toujours possible d'améliorer à la fois la variance expliquée et la qualité des ajustements en augmentant l'ordre des interactions. Mais un ordre élevé signe presque toujours la présence de fortes non linéarités, non suffisamment réduites par les transformations éventuelles, et probablement mal décrites par les quelques niveaux retenus. On touche alors à la limite de l'ANOVA qui risque dans ce cas de donner des résultats biaisés.

Sur notre exemple, la figure 3.6 indique que l'interaction la plus élevée porte sur le couple taux de croissance / taille maximale et reste très modeste. Les paramètres ont donc un effet essentiellement additif sur le logarithme de la sortie (ou plus exactement sur son écart par rapport à la moyenne). Par ailleurs, sur cette même figure, le taux de croissance représente l'effet linéaire de ce paramètre. Les deux autres effets, quadratique et cubique, autorisés par le fait que nous avons pris quatre niveaux pour ce paramètre, sont insignifiants. Ce résultat confirme a posteriori l'efficacité de la transformation logarithmique. En définitive, cette analyse révèle que pour une réponse en échelle logarithmique, la liaison entre la réponse du modèle et les paramètres est sensiblement linéaire et peu sensible aux interactions. Une conséquence importante est que les résultats obtenus lors des analyses locales ont alors une portée beaucoup plus globale. La description plus complète de l'analyse du modèle gambusies pourra être trouvée dans [GIN 06].

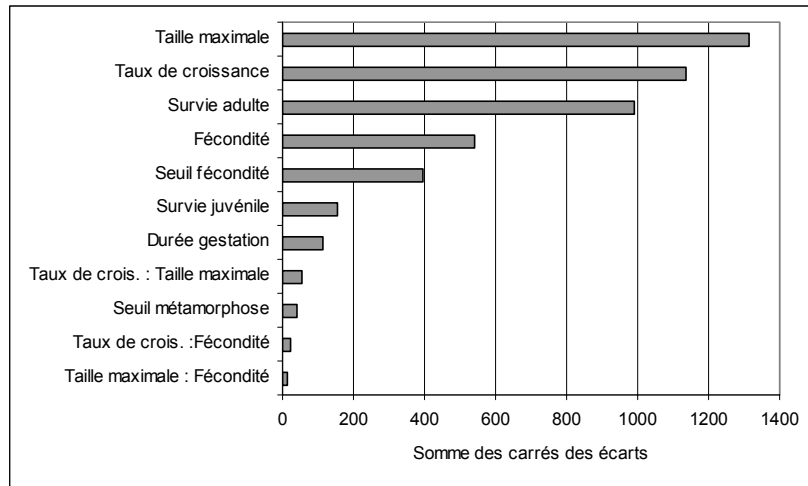


Figure 3.6. Analyse de variance du modèle gambusies. Somme des carrés des écarts à la moyenne expliquée par chaque facteur et par les principales interactions.

3.4.3.2. Décomposition de Sobol

La décomposition de Sobol est une décomposition orthogonale de la variance d'une fonction en termes d'effets principaux et d'interactions de ses facteurs d'entrée. Cette décomposition généralise celle de l'analyse de variance à des fonctions définies sur des supports continus. Il lui est associée une décomposition analogue (additive) de la variance :

$$D = Var(M) = \sum_{i=1}^s D_i + \sum_{i < j} D_{ij} + \dots + D_{1\dots s} \quad [3.9]$$

où M désigne la sortie considérée, D sa variance, D_i la part de l'effet principal du facteur i dans cette variance, et les D multi-indices les interactions. Le coefficient de sensibilité associé à l'effet principal du paramètre i est alors défini par D_i/D , de même pour les interactions. Outre l'effet principal et les interactions, on peut également définir la sensibilité totale d'un paramètre comme la somme des coefficients de sensibilité associés à tous les effets factoriels dans lesquels ce paramètre intervient. Ce sont les mêmes notions que dans l'ANOVA.

Pour estimer sans biais l'effet principal d'un paramètre, le principe est d'effectuer des paires de simulations en tirant aléatoirement, pour ce paramètre, une valeur commune aux deux simulations, et en tirant aléatoirement et indépendamment des

valeurs a priori différentes pour tous les autres paramètres. Si z représente une valeur et z' une autre valeur les deux composantes de la paire sont alors :

$$cp_a = (z_1, \dots, z_{i-1}, z_i, z_{i+1}, \dots, z_s) \quad cp_b = (z'_1, \dots, z'_{i-1}, z'_i, z'_{i+1}, \dots, z'_s)$$

Si l'on note $f(cp)$ la réponse du modèle pour le jeu de paramètres cp , et que l'on effectue N paires de simulations, alors on peut écrire les expressions [SAL 00] :

$$\hat{f}_0 = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N [f(cp_{a,k}) + f(cp_{b,k})] \quad [3.10]$$

$$\hat{D} = \frac{1}{2N} \sum_{k=1}^N [f(cp_{a,k})^2 + f(cp_{b,k})^2] - \hat{f}_0^2 \quad [3.11]$$

$$\hat{D}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [f(cp_{a,k}) * f(cp_{b,k})] - \hat{f}_0^2 \quad [3.12]$$

qui donnent respectivement des estimations non biaisées de la moyenne de la réponse du modèle, de sa variance, et de l'effet principal du paramètre i . Il faut donc $2N$ simulations pour estimer chaque effet principal, mais on peut baisser ce nombre à $(s+1)N$ simulations pour les s paramètres en conservant une base commune de N simulations. Il existe des algorithmes d'échantillonnage qui permettent de réduire encore ce nombre, tel que l'algorithme "winding stairs" (escalier en colimaçon) [JAN 94]. Ce principe se généralise aux interactions d'ordres plus élevés : pour quantifier une interaction entre deux paramètres i et j par exemple, cp_b gardera les mêmes valeurs que cp_a pour i et j , toutes les autres valeurs étant tirées aléatoirement. Et ainsi de suite pour les ordres plus élevés. Pour évaluer l'effet total du paramètre i , cp_a et cp_b doivent posséder des valeurs identiques sauf pour i . Notons que l'algorithme "winding stairs" permet d'estimer les sensibilités principales et totales.

3.4.3.3. Fourier Amplitude Sensitivity Test (FAST)

La méthode FAST, originellement proposée par [CUK 73], effectue la même décomposition de variance en s'inspirant des décompositions de Fourier des séries temporelles. Le principe est d'explorer l'espace des paramètres non plus de manière aléatoire, mais de manière systématique et cyclique, de façon à faire monter et descendre la valeur de chaque paramètre selon un rythme propre, ce qui conduit à ré-échantillonner une même valeur de paramètre à intervalle régulier.

La figure 3.7a illustre cet échantillonnage dans un plan à deux paramètres, p_1 et p_2 : chaque valeur de p_1 est retrouvée tous les 50 points d'échantillonnage, et chaque valeur de p_2 est retrouvée tous les 20 points, la totalité du plan étant explorée en 100

points. p_1 est donc échantillonné 2 fois (100/50) et p_2 5 fois (100/20). Puis on fait la décomposition en séries de Fourier de cette série de 100 simulations. Si un des facteurs a une influence sur la sortie, il impulsera une réponse cyclique à cette dernière (figure 3.7c), dont la fréquence correspondra à sa fréquence d'échantillonnage et à ses multiples (harmoniques). La figure 3.7c illustre le résultat de la décomposition de Fourier : la fréquence la plus active est 5, associée à p_2 , avec ses harmoniques 10 et 15. La fréquence 2, associée à p_1 , est également marquée avec ses harmoniques 4 et 8. Le lecteur pourra se référer aux articles de [CUK 73] ou [SAL 99] pour plus de détails sur la manière de construire ces plans d'échantillonnage. Mais on constatera aisément que le nombre minimum de simulations dépend du nombre de paramètres et des fréquences choisies, ces dernières devant avoir des harmoniques distinctes. Pour 2 paramètres, nous avons vu que l'on peut prendre les fréquences 2 et 5, conduisant à $2 \times 5 = 10$ simulations au minimum, que l'on a re-segmentées en 10 pour obtenir les 100 simulations de la figure 3.7. Avec 8 paramètres, les fréquences proposées par Cukier sont 23, 55, 77, 97, 107, 113, 121 et 125, conduisant à $8 \times 125 = 1000$ simulations. Des paramètres de déphasage (un par paramètre) permettent de générer des séries de simulations dont les valeurs sont différentes car légèrement décalées. L'échantillonnage étant systématique et les paramètres n'étant pas explorés avec la même intensité, il est en effet recommandé de générer plusieurs séries en changeant la fréquence et le déphasage des paramètres et de comparer les résultats.

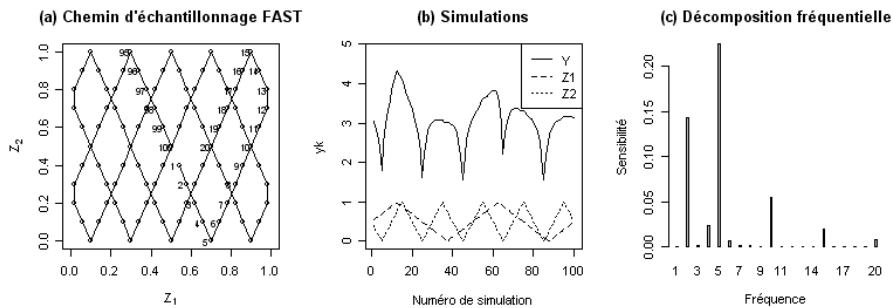


Figure 3.7. Principe de la méthode FAST avec 2 facteurs d'entrée Z_1 et Z_2 .

La variance associée à une fréquence ω , s'écrit comme la somme des carrés des coefficients de Fourier :

$$\hat{D}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [f(cp_{a,k}) * f(cp_{b,k})] - \hat{f}_0^2 \quad [3.13]$$

avec

$$A_{\omega} = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=1}^N f_k \cos(w u_k) \quad [3.14]$$

$$B_{\omega} = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=1}^N f_k \sin(w u_k) \quad [3.15]$$

N représentant le nombre de simulations de la série et

$$u_k = -\pi + \frac{2\pi k}{N} \quad [3.16]$$

représentant la coordonnée de l'échantillon k dans l'intervalle $[-\pi, +\pi]$. Il suffit ensuite de sommer D_{ω} (ou sa valeur relative en la divisant par la somme de toutes les valeurs de D à toutes les fréquences) sur toutes les harmoniques d'une fréquence ω pour obtenir un indice de sensibilité du paramètre associé à ω . Telle que définie originellement, la méthode ne donne qu'une estimation de l'effet principal des paramètres. Une extension proposée par [SAL 99], appelée méthode FAST étendue, permet de calculer l'effet total des paramètres toutes interactions confondues. Elle est plus coûteuse en simulations, nécessitant de faire autant d'échantillonnages FAST qu'il y a de paramètres. Si le modèle est stochastique, on peut facilement répliquer le plan d'échantillonnage : la série à analyser sera simplement n fois plus longue, n étant le nombre de réplicats.

3.4.3.4. Comparaison des trois méthodes

La figure 3.8 illustre les résultats de ces trois méthodes sur le modèle de croissance du blé d'hiver. Ne sont figurés que les résultats communs aux trois méthodes, c'est à dire l'effet principal et l'effet total de chaque paramètre. Les gammes de variation des paramètres recouvrent l'incertitude associée aux paramètres, évaluée par des collègues de l'INRA-Grignon à une échelle régionale.

La figure 3.8a concerne l'ANOVA. Ce modèle est déterministe et les signatures individuelles des 7 paramètres (non figurées) sont sensiblement linéaires, ce qui est assez courant lorsque la gamme de variation n'est pas trop grande comme ici. Deux niveaux sont donc suffisants pour les caractériser. Le 8ème paramètre est un paramètre qualitatif qui donne le numéro de la série climatique utilisée. Il y a 14 séries climatiques, ce paramètre a donc 14 niveaux. Avec ce nombre de niveaux et de paramètres, le plan complet ne nécessite que $2^7 * 14 = 1792$ simulations et il n'est pas utile de rechercher des plans fractionnaires.

La figure 3.8b illustre la méthode dite de Sobol. Avec 8 paramètres (dont l'année climatique traitée comme une variable continue variant entre 0 et 1 par paliers de longueur 1/14) il faut 8N simulations. Ici la valeur de N est égale à 1000 pour rester

comparable avec la méthode FAST qui nécessite ce nombre minimum pour 8 paramètres. Les tirages ont été réalisés par un échantillonnage combinant les principes de l'hypercube latin et du winding stairs. La procédure étant aléatoire, elle a été répétée 20 fois afin d'en montrer la variabilité, soit $20 \times 8 \times 1000 = 160\,000$ simulations au total. Le graphe donne la valeur moyenne et les moustaches les valeurs extrêmes.

La figure 3.8c donne les résultats pour la méthode FAST étendue qui nécessite donc 8×1000 simulations. La procédure est également répétée 20 fois, en tirant aléatoirement les fréquences des paramètres et les paramètres de déphasage afin que chaque paramètre soit échantillonné avec la même intensité. La procédure a donc nécessité 160 000 simulations.

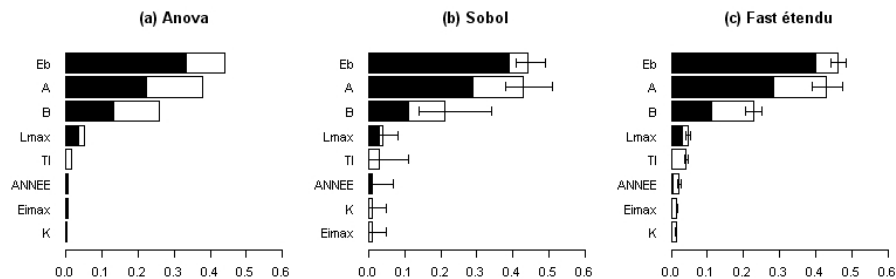


Figure 3.8. Comparaison des méthodes ANOVA, Sobol et FAST. La partie sombre des histogrammes donne l'effet principal du paramètre, la partie sombre + claire l'effet total. Pour Sobol et FAST, les barres donnent les valeurs extrêmes obtenues sur les 20 répétitions.

Les résultats des trois méthodes sont extrêmement proches. Les 8 paramètres sont classés de la même manière, sauf par la méthode SOBOL qui inverse en toute queue de classement les deux derniers paramètres. Mais compte tenu de l'incertitude de cette méthode pour les paramètres peu actifs, le classement inverse serait tout autant possible. Les 3 méthodes donnent sensiblement les mêmes valeurs relatives, et pratiquement les mêmes proportions entre effet principal et effet total. Cette concordance est attendue et rassurante : elle indique que si les conditions d'utilisation sont respectées, ces trois méthodes sont équivalentes pour ces critères d'effets principaux et totaux.

Des trois méthodes l'ANOVA semble de loin la plus parcimonieuse, nécessitant 100 fois moins de simulations que les autres méthodes sur cet exemple. Et cet écart serait plus grand si on avait utilisé un plan fractionnaire. C'est aussi la méthode qui donne le plus d'information : en plus des effets principaux et totaux elle permet de quantifier précisément les interactions (non figuré ici), et ici toutes les interactions

puisqu'on a utilisé un plan complet. En outre, si on utilise la décomposition des facteurs en polynômes orthogonaux, elle permet de contrôler si l'effet d'un facteur quantitatif est linéaire, ou d'un ordre polynomial plus élevé. Dernier intérêt, elle permet d'associer des facteurs quantitatifs et qualitatifs et peut traiter aussi bien les modèles déterministes que stochastiques. Avec tant d'avantages l'ANOVA mériterait d'être plus utilisée dans le contexte des analyses de sensibilité globales. Mais il faut reconnaître qu'elle n'explore la gamme de variation des facteurs d'entrée qu'en quelques points : la principale difficulté consiste donc à bien choisir le nombre et la position des niveaux et à vérifier qu'un modèle avec un ordre d'interaction pas trop élevé s'ajuste bien à toutes les combinaisons. Dans la négative, les résultats ne seront pas corrects, les estimations des effets, même principaux, pouvant être biaisées.

Par rapport à l'ANOVA la méthode de Sobol est en principe aussi informative puisqu'elle permet théoriquement de quantifier les interactions. Certes, elle ne dit rien sur la forme de la liaison entre un paramètre et la réponse du modèle. Mais cette information est facile à obtenir en utilisant les simulations dans ce que nous avons appelé la variante globale des signatures individuelles (figure 3.2). Son grand intérêt est de ne pas être biaisée et de ne faire aucune hypothèse sur la forme des liaisons entre paramètres et réponse. Son application aux modèles stochastiques ne pose pas de difficulté, et il est possible de traiter les variables qualitatives moyennant la petite astuce vue plus haut avec le facteur année. Comme elle est en outre facile à mettre en œuvre on conçoit qu'elle puisse être préférée à l'ANOVA. Mais sa grande contrainte est d'être gourmande en simulations. Nous avons utilisé 160 000 simulations en utilisant un échantillonnage aléatoire performant, et cela semble un minimum compte tenu de la variabilité des résultats. Et ceci pour un modèle déterministe et 8 paramètres seulement, et sachant qu'avec ce nombre de simulations seuls les effets principaux et totaux des paramètres ont pu être quantifiés. On conçoit donc qu'identifier des interactions d'ordre 2 ou 3 sur un modèle stochastique pour obtenir une information comparable à celle de l'ANOVA puisse être souvent hors de portée de la méthode.

La méthode FAST, même dans sa variante étendue, est moins informative puisqu'elle ne permet de quantifier au mieux que les effets principaux et totaux. Tout comme Sobol elle est non biaisée et ne fait pas d'hypothèse sur la liaison entre les paramètres et la sortie du modèle. Elle s'applique aussi bien aux modèles déterministes qu'aux modèles stochastiques. Comme la méthode de Sobol elle ne traite en principe que des paramètres à valeurs continues, mais on peut néanmoins inclure des variables qualitatives moyennant la même astuce. A nombre de simulations égal elle semble donner des résultats plus précis que la méthode de Sobol. Elle est également facile à mettre en œuvre si l'on dispose d'un logiciel adapté. Elle pourra donc lui être préférée si on ne souhaite pas détailler les interactions (au moins dans un premier temps), et que l'on traite principalement des paramètres quantitatifs.

3.5. Conclusion

Nous espérons avoir montré sur ces quelques exemples que les méthodes locales et globales sont très complémentaires en analyse de sensibilité. Les méthodes locales permettent de hiérarchiser les sensibilités au voisinage d'un point particulier, de décider si un paramètre doit être renseigné avec plus de précision, et de discuter de l'importante question des conditions d'identifiabilité. Faciles à mettre en œuvre, elles ne sont pas très gourmandes en simulations et permettent de traiter simultanément des dizaines voire des centaines de paramètres. Mais elles ne concernent que les paramètres et sorties à valeurs continues. Les méthodes globales offrent des mesures de sensibilité intégrées sur tout l'espace des paramètres et permettent de quantifier les interactions. Selon la gamme de variation choisie pour les paramètres, l'incertitude sur ces paramètres ou variabilité biologique, elle permet de définir soit les paramètres les plus responsables de l'incertitude de sortie soit les processus globalement les plus influents sur la (les) sortie(s). Sauf cas très particuliers, elles sont donc indispensables à la bonne compréhension du modèle.

Ce chapitre visait aussi à montrer que bien des méthodes existent (et nous sommes loin d'avoir été exhaustifs), qu'elles sont souvent complémentaires, et que pour la plupart elles sont assez faciles à mettre en œuvre en ne demandant que des compétences modérées en statistiques. On aurait donc tort de s'en priver. De bons ouvrages traitant de ces méthodes et présentant de nombreux exemples sont par exemple [BAN 98], [KLE 87], [SAC 89], [SAN 03] ou [SAL 04]. Concernant plus spécifiquement les plans d'expériences, le lecteur pourra également se tourner vers [BOX 87], [BOX 05] ou [DRO 97]. Ceci dit, programmer soi-même les algorithmes et les appliquer sans discernement à toute situation rencontrée peut exposer à des surprises. Il est donc préférable d'utiliser des logiciels ou des bibliothèques spécialisées. Le lecteur pourra trouver une liste d'une quinzaine de logiciels spécialisés dans [SAL 00]. Mais la plupart ne traitent que des méthodes locales et sont plutôt spécialisés pour le monde de la chimie et de la cinétique. En pratique, un des rares logiciels vraiment généraliste et suffisamment accessible et documenté semble SimLab (JRC/ISPRA, [SAL 04]), qui met en particulier en œuvre les méthodes Sobol et Fast. Vous trouverez également la bibliothèque ASSA de l'Université de Wageningen, ou le logiciel MCAT de l'Imperial College d'Oxford qui propose diverses visualisations graphiques à partir d'échantillonnages aléatoires. Dans tous les cas, il est encore difficile de trouver des générateurs de plans d'expérience un peu sophistiqués à l'exception peut-être de Sample2 [AND 98]. Nous pensons cependant qu'à côté de ces logiciels spécialisés, l'usage de logiciels statistiques généralistes et programmables comme SASTM, STM, ou son homologue libre RTM est à encourager car ils intègrent déjà nombre de méthodes ou d'algorithmes utiles proprement programmés et validés. Par ailleurs ce sont des outils qu'un chercheur a tout intérêt à savoir manipuler. Mais même dans le cas de méthodes courantes comme l'ANOVA, les spécificités de leur utilisation à l'analyse

de sensibilité, et en particulier la génération des plans d'expériences associés, ne sont pas toujours prises en compte.

Si l'on regarde plus spécifiquement le domaine couvert par les simulations multi-agents dans le domaine des sciences humaines et sociales, on constatera qu'il se caractérise par une forte présence de paramètres et de variables qualitatives. Les études locales ne sont donc pas applicables, n'ayant de fait aucun sens sur des variables discrètes. Les études seront donc par nature globales. Parmi les méthodes globales, nous avons vu que l'analyse de variance est souvent bien adaptée, traitant simultanément les variables discrètes et continues pour des modèles déterministes ou stochastiques. Une autre caractéristique des modèles multi-agents est que les variables de sorties ne sont généralement pas scalaires, mais vectorielles ou matricielles : on ne s'intéresse plus seulement à une population totale en fin de simulation par exemple, mais à des distributions d'âges, de richesses, d'activités etc., qui sont souvent elles-mêmes distribuées dans un espace, qu'il soit physique ou social. Nous avons vu que les méthodes multi-variées commencent à être utilisées dans le cadre de l'analyse des sorties de simulations. Mais il faut reconnaître que cette question de l'analyse de sensibilité de variables vectorielles et/ou distribuées, et plus généralement de l'exploration systématique du comportement de ce type de modèle, n'a encore reçu que peu de réponse.

C'est pourquoi des initiatives sont en cours, et en particulier trois projets en étroite interaction animés par des coauteurs de cet ouvrage. Le premier concerne le réseau "exploration numérique des modèles", en cours de constitution à l'INRA et animé par les auteurs de ce chapitre. Ce réseau souhaite faire se rencontrer statisticiens, biologistes et modélisateurs pour d'une part identifier des questions de recherche en statistiques à partir des questions des modélisateurs telles celles que nous venons de soulever dans le domaine des sorties multi-variées et spatialisées, et d'autre part jeter les bases d'une programmable de méthodes sous RTM. Le projet SimExplorer du Cemagref/LISC de Clermont-Ferrand, animé par T. Faure et G. Deffuant, vise à fournir un moteur de plans d'expériences et de traitement de ces plans en utilisant en particulier la bibliothèque développée dans le premier projet, et en permettant si nécessaire de distribuer les simulations sur une batterie de processeurs afin de réduire les temps de calculs. Le projet TEAMSS (Tools and methods for numerical Experimentation on Agent-based Models in ecology and Social sciences), en cours de montage à l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse sous l'impulsion de F. Amblard, intègre les deux premiers projets et rassemble d'autres laboratoires nationaux pour proposer à terme un ensemble cohérent d'outils et de méthodes de construction, d'exploration, de calibration et de validation des modèles multi-agents. Les lecteurs intéressés par cette question de l'exploration numérique des propriétés de leurs modèles sont donc invités à suivre, ou mieux à participer à ces différentes initiatives.

3.6. Bibliographie

- [AND 98] ANDRES T.H., "SAMPLE2: Software to Generate Experimental Design for Large Sensitivity Analysis Experiments", *Proceedings of the Second International Symposium on Sensitivity Analysis of Model Output*, Venice, Ca'Dolfino, avril 1998.
- [BAN 98] BANKS J. (ed.), *Handbook of Simulation. Principles, Methodology, Advances, Applications, and Practice*, New-York, Wiley & Sons, 1998.
- [BAR 74] BARD Y., *Nonlinear parameter estimation*, Academic Press, 1974.
- [BOX 87] BOX G.E.P., DRAPER N.R., *Empirical Model Building and Response Surfaces*, New York, Wiley, 1987.
- [BOX 05] BOX G.E.P., HUNTER J.S., HUNTER W.T., *Statistics for experimenters*, 2nd Edition, New York, Wiley, 2005.
- [CHR 87] CHRISTENSEN R., *Plane answers to complex questions: the theory of linear models*, Berlin, Springer-Verlag, 1987.
- [CUK 73] CUKIER R. I., FORTUIN C. M., SHULER, K. E., PETSCHKE A. G., SCHAIBLY J. H., "Study of the sensitivity of coupled reaction systems to uncertainties in rate coefficients I. Theory", *Journal of Chemical Physics*, vol.59, p. 3873-3878, 1973.
- [DRO 97] DROESBEKE J.-J., FINE J., SAPORTA G. (Eds.), *Plans d'Expériences, Applications à l'Entreprise*, Paris, Editions Technip, 1997.
- [GIN 02] GINOT V., LE PAGE Ch., SOUSSI S., "A multi-agents architecture to enhance end-user individual based modelling", *Ecological Modelling*, vol.157, p. 23-41, 2002.
- [GIN 06] GINOT V., GABA S., BEAUDOUIN R., ARIÈS F., MONOD H., "Combined use of local and ANOVA-based global sensitivity analyses for the investigation of a stochastic dynamic model: Application to the case study of an individual-based model of a fish population", *Ecological Modelling* (in press).
- [JAN 94] JANSEN M.J.W., ROSSING W.A.H., DAAMEN R.A., "Monte Carlo estimation of uncertainty contributions from several independent multivariate sources", in *Predictability and Non-Linear Modelling in Natural Sciences and Economics*, Gasman J., van Straten G. (eds.), Dordrecht, Kluwer, p. 334-343, 1994.
- [KLE 87] KLEIJNEN J.P.C., *Statistical tools for simulation practitioners*, New York, Marcel Dekker inc., 1987.
- [KOB 91] KOBILINSKY A., MONOD H., "Experimental design generated by group morphisms: an introduction", *Scandinavian Journal of Statistics*, vol.18, p. 119-134, 1991.
- [KOB 97] KOBILINSKY A., « Les plans factoriels », in *Plans d'Expériences, Applications à l'Entreprise*, J.-J. Droesbeke, J. Fine et G. Saporta (eds.), Paris, Editions Technip, p.69-209, 1997.
- [LEB 97] LEBART L., MORINEAU A., PIRON M., *Statistique exploratoire multidimensionnelle*, Paris, Dunod, 2^e édition, 1997.
- [MAK 04] MAKOWSKI D., NAUD C., MONOD H., JEUFFROY M.-H., BARBOTTIN A., "Global sensitivity analysis for calculating the contribution of genetic parameters to the variance of

crop model prediction”, in *Proceedings of the Fourth International Conference on Sensitivity Analysis of Model Output (SAMO)*, Santa Fe, USA, mars 2004.

[MON 06] MONOD H., MAKOWSKI D., NAUD C., “Sensitivity and uncertainty analysis”, in *Working with Dynamic Crop Models: evaluating, analysing, parameterizing and using them*, D. Wallach, D. Makowskiet J.W. Jones (eds.), Amsterdam, Elsevier, sous presse.

[SAC 89] SACKS J., WELCH W.J., MITCHELL T.J., WYNN H.P., “Design and analysis of computer experiments”, *Statistical Science*, vol.4, n°4, p. 409-435, 1989.

[SAL 99] SALTELLI A., TANRANTOLA S., CHAN K., “A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output”, *Technometrics*, vol.41, p. 39-56, 1999.

[SAL 00] SALTELLI A., CHAN K., SCOTT E.M. (eds.), *Sensitivity Analysis*, New-York, Wiley, 2000.

[SAL 04] SALTELLI A., TARANTOLA S., CAMPOLONGO F., RATTO M., *Sensitivity Analysis in Practice. A Guide to Assessing Scientific Models*, New-York, Wiley, 2004.

[SAN 03] SANTNER T.J., WILLIAMS B.J., NOTZ W.I., *The design and analysis of computer experiments*, Berlin, Springer, 2003.

[SAP 96] SAPORTA G., LAVALLARD F., *L'analyse des données évolutives. Méthodes et applications*, Groupe d'étude et de réflexion interrégional, Paris, Editions technip, 1996.

[VAN 02] VAN NES E.H., LAMMENS E.H.R., SCHEFFER M., “Piscator, an individual-based model to analyze the dynamics of lake fish communities”, *Ecological ModelLing*, vol.152, p. 261-278, 2002.

[WAL 94] WALTER E., PRONZATO L., *Identification de Modèles Paramétriques à Partir de Données Expérimentales*, Paris, Masson, 1994.

Remerciements. Le modèle Gambusie est une version simplifiée d'un modèle actuellement développé par Rémy Beaudouin et Gilles Monod de l'INRA de Rennes. Nous remercions chaleureusement Claude Bruchou (INRA Avignon) pour sa relecture attentive et la proposition de références bibliographiques.

Chapitre 4

Evaluation et validation de modèles multi-agents

4.1. Introduction

Une critique récurrente faite aux modèles multi-agents porte sur leur « validation ». Il est ainsi fréquent, lors de l'exposé d'un modèle, que la question de la validation, qui se veut être *la* question piège dans ce domaine, soit posée, plongeant le conférencier dans un embarras bien visible. Il est alors souvent répondu que le travail présenté est inachevé et que la phase de validation doit être abordée prochainement ou que le modèle est pour l'instant trop abstrait et devrait être raffiné avant que de s'intéresser à la validation (Cette dernière réponse, même si elle n'est pas toujours sincère, est une fuite en avant, si celui qui l'adopte espère atteindre un jour un modèle réduit parfait des phénomènes observés). La meilleure réponse consisterait à retourner la question : « Qu'entendez-vous par validation ? », « Quels sont, selon vous, les critères qui permettraient d'affirmer qu'un modèle multi-agents est validé ? ». Il sera alors régulièrement répondu qu'un modèle est validé lorsque ses valeurs de sortie sont « proches » des données observées, en reprenant une méthode de validation classique des modèles descriptifs, par exemple en économétrie. Certes la comparaison des résultats de simulation avec des jeux de données empiriques constitue un exercice important qui s'inscrit dans le processus de modélisation. Mais est-ce suffisant pour conclure à la validité d'un modèle ? Sans parler des corrélations accidentelles, un grand nombre de problèmes, logiques, théoriques ou pratiques se posent lorsque l'on veut comparer les « prédictions » d'un modèle à des données empiriques. Un modèle peut

Chapitre rédigé par Frédéric AMBLARD, Juliette ROUCHIER, et Pierre BOMMEL
Annexe rédigée par Franck VARENNE et Denis PHAN.

par exemple exhiber des résultats cohérents avec des données empiriques alors même que son contenu est clairement éloigné des dynamiques qu'il est supposé représenter. De plus, si l'on retient ce critère de validation, la quantité de données nécessaires pour évaluer la validité d'un modèle multi-agents pose problème [chapitre 5] et d'autant plus si l'on considère l'application de ces modèles en sciences humaines et sociales où les expérimentations sont difficiles à réaliser, les données collectées sujettes à caution et les campagnes de collectes, quand elles sont possibles, extrêmement coûteuses. Mais ces questions liées à la validation s'appliquent autant aux modèles multi-agents qu'aux modèles mathématiques standards. Ainsi, le modèle de Schaefer [SCH 57] qui décrit l'évolution des captures de pêche en fonction de l'état et de la dynamique des stocks de poissons, a montré ses limites [GIL 89] et peut être considéré comme non-valide. Malgré cela, il est utilisé par de nombreux planificateurs pour estimer le niveau optimal d'exploitation [NAT 99] et son extension au modèle de Gordon-Schaefer est utilisée pour décider de mesures conservatoires et de politiques économiques de pêche (quotas de production, taxes sur la production ou sur l'investissement). Les questions concernant la validation des modèles ne devraient pas être dissociées de celles relatives à leurs usages. Conclure à la validité d'un modèle, autorise-t-il sur la base de ce seul modèle à prendre des décisions qui peuvent avoir des conséquences importantes ? Et même l'hypothétique modèle parfait porterait-il en lui une vérité à laquelle se vouer sans défiance ? Son explication juste du monde permettrait-elle de prédire le futur, tel le démon de Laplace ? Si la majorité des scientifiques concède que la portée des modèles est limitée et qu'il n'existe pas de validation parfaite, encore moins définitive, le grand public pourrait ne pas prendre les mêmes précautions face à des résultats produits par un modèle validé (scientifiquement cela va de soit). Dans ce chapitre, nous aborderons donc différents critères mobilisables selon plusieurs aspects, allant de la conception à l'usage du modèle, pour *évaluer*, plutôt que valider, un modèle donné. Une discussion de la question de l'évaluation de la connaissance d'un point de vue épistémologique plus général est proposée dans l'annexe à ce chapitre, qui aborde aussi la question de la simulation comme « expérimentation ».

4.2. Qu'est-ce que modéliser, que sont les modèles ?

4.2.1. Le projet du modélisateur

La première définition que nous retenons pour la notion de modèle est celle qu'en donne Minsky [MIN 65] : « *To an observer B, an object A* is a model of an object A to the extent that B can use A* to answer questions that interest him about A* ». Cette définition très simple permet de revenir sur des concepts clés de la modélisation en général, concepts qui sont peu connus ou du moins peu pris en compte dans la modélisation en sciences sociales. A partir d'un domaine regroupant un ensemble d'entités et de phénomènes empiriques que l'on nomme le « domaine d'objet » ou le « système-cible », Minsky nous invite à définir un cadre et une question que l'on se

pose relativement à cet objet. La modélisation correspond alors à une activité d'abstraction compte tenu de la question posée. L'idée est que pour rendre compte de certains phénomènes du système cible A et répondre à la question posée par B, il est « suffisant » d'étudier une abstraction de A, le modèle A*. Cette vision introduit la notion de *frontière* du modèle : pour répondre à cette question, quelles entités et relations du système-cible doit-on prendre en compte et quelles sont celles considérées comme extérieures ou exogènes au modèle A* ? Cette délimitation concerne également les processus en jeu : lesquels doivent être pris en compte ou mis de côté, pour que le modèle, au moins dans sa première version soit suffisamment pertinent pour répondre à la question donnée ? La conception d'un modèle en vue de sa simulation implique ainsi de se focaliser sur les processus dynamiques et de réaliser formellement des hypothèses concernant ses changements d'état.

Pour définir une notion opérationnelle de modèle dans le cas des sciences humaines et sociales, nous pouvons ainsi dire de manière synthétique que le modèle auquel nous nous intéressons ici est *une abstraction du domaine d'objet* formalisée à l'aide d'un langage non ambigu. L'abstraction est réalisée en fonction d'un but, d'une question ou d'un aspect particulier du système que l'on cherche à étudier. La modélisation multi-agents peut être définie dans ce cadre comme partant d'un phénomène collectif à étudier ou à comprendre, et sur lequel on émet des hypothèses à l'échelle individuelle et collective. En somme, à partir d'hypothèses et de simplifications que l'on dérive du système cible, nous essayons de mieux comprendre l'apparition de phénomènes collectifs. Contrairement aux modèles classiques, ces hypothèses sont posées à plusieurs niveaux. Elles sont dérivées en (1) un modèle des entités considérées comme appartenant au système, et une forme de traduction en un modèle comportemental au niveau individuel ; (2) un modèle de l'organisation (par exemple sous forme de réseau social) de ces entités et son évolution ; (3) un modèle de l'environnement et de son évolution ; (4) un modèle des interactions entre ces individus mais également entre ces individus et l'environnement ou entre ces individus et l'organisation ; (5) des hypothèses réalisées sur les conditions initiales de la simulation (l'état du système à l'instant t_0 auquel démarre la simulation). L'ensemble de ces hypothèses traduites en modèles et initialisées (une valeur étant affectée à chaque variable), nous permet de définir précisément une *expérience de simulation*. Cette expérience de simulation peut être alors réalisée, c'est à dire exécutée ou calculée par un ordinateur. Cette expérience doit de plus être complétée par la définition des observables de la simulation, i.e. les variables ou attributs dont on souhaite observer l'évolution au cours de la simulation ou des variables agrégées, indicateurs, construits à partir de celles-ci. Le modélisateur se transforme ainsi progressivement en expérimentateur, réalisant des mesures dans des conditions expérimentales sur un objet virtuel. Pour boucler le processus de modélisation, ces observations réalisées au cours de l'expérience de modélisation sont alors rapprochées des hypothèses réalisées initialement ou éventuellement comparées à des données collectées sur le système-cible. L'issue de cette comparaison permet souvent d'entrevoir de nouvelles pistes

pour réaliser de nouvelles expériences, pour affiner ou simplifier davantage le modèle, voire pour le remodeler totalement. Véritable démarche d'apprentissage, ce processus entraîne une remise en cause des connaissances et des représentations.

Il nous faut dès maintenant éclaircir un peu la spécificité d'usage des modèles multi-agents par rapport aux modèles classiques. La représentation que l'on a souvent du modèle scientifique est typiquement le modèle de statistique descriptive, c'est-à-dire un modèle construit avant tout pour décrire le plus simplement possible un phénomène sans chercher nécessairement à en proposer une explication. La validation de ces modèles passe donc généralement par la mesure de l'écart qu'il peut y avoir entre le modèle et les données empiriques collectées sur le phénomène par des observations directes ou des expériences. Le modèle de type multi-agents appartient selon nous à une autre catégorie qui regroupe les modèles construits pour expliquer et comprendre. A partir d'hypothèses réalisées sur les mécanismes générateurs [MAN 05] au niveau individuel, le modélisateur cherche à évaluer la portée explicative de ces hypothèses et essaie d'identifier les comportements individuels possibles qui peuvent donner naissance au phénomène collectif considéré. Dans ce cadre, la recherche de *similitudes* avec les données⁶, si elle peut être utile, ne peut absolument pas être un critère unique et définitif de validation.

4.2.2. Des modèles dans tous leurs états

A ces différentes finalités viennent s'ajouter différents états du modèle en cours d'élaboration, voir même des modèles qualitativement assez différents. Ainsi, lors de l'élaboration de modèles agents pour la simulation, on peut identifier plusieurs étapes de construction, qui font que plusieurs "modèles" sont de fait construits au cours du temps.

Une première étape débouche sur un modèle théorique, qui décrit avec une approche agent le système considéré, produisant une description schématique du système. Souvent, on représente ce modèle grâce à la formalisation UML (Unified Modelling Language), qui permet de présenter un même modèle sous différents angles appelés vues. L'une des plus classiques est le diagramme de classes qui montre les types d'entités du système (agents et objets), leurs caractéristiques et leurs relations. Le déroulement temporel du système est représenté par d'autres vues telles que des diagrammes de séquence, des diagrammes d'états-transition ou des diagrammes d'activités qui permettent par exemple de décrire le comportement des agents. Ce *modèle-papier* doit idéalement contenir toutes les informations concernant les détails de la simulation, afin de rendre possible l'implémentation du modèle dans n'importe quel langage sans avoir besoin de faire de supposition supplémentaire. Dans les faits, les langages de spécification comme UML sont partiellement ambigus (toujours

⁶ Le lecteur trouvera [Chapitre 8] une discussion plus détaillée des différents rapports de similitude.

beaucoup moins qu'une forme discursive) mais donnent cependant une bonne description de l'implémentation à réaliser [Chapitre 1].

Le second modèle que l'on peut considérer est le modèle implémenté, appelé aussi le "code" et exprimé dans un langage de programmation souvent de haut niveau (SmallTalk, Java, C++). C'est le programme, traduction du modèle-papier agent, qui est utilisé pour exécuter des simulations. En sus du code du modèle lui-même, il est nécessaire de l'instrumenter pour se donner les moyens de l'observer, par exemple visualiser certaines données de la simulation pour permettre à l'utilisateur de se représenter la dynamique de son système. En effet, une simulation crée un univers dans lequel les agents interagissent selon le modèle implémenté. Ainsi à l'initialisation de la simulation, il y a création d'agents et d'objets, entités informatiques qui contiennent des données et des capacités de calcul. Intervient ensuite un enchaînement de processus qui suivent le déroulement temporel défini, que l'ordinateur calcule sans intervention extérieure et qui occasionnent un changement d'état des agents et des objets. Mais la machine, si elle utilise les données pour ses calculs et si elle en génère, ne fournit à l'utilisateur que celles qu'il lui demande, en particulier sous la forme (souvent agrégée) d'indicateurs qu'il considère comme importants. Il y a donc également nécessité d'avoir un modèle d'observation du système (un système épiphyte selon les termes de [GIR 94]). Cette tâche est facilitée par l'emploi de plateformes de simulation. La plateforme Cormas permet par exemple la définition d'indicateurs et fournit des graphes qui aident l'utilisateur à suivre l'évolution de sa simulation ; dans SDML, l'intégralité des informations (interactions entre les agents et états internes de ceux-ci) est conservée en mémoire, ce qui, malgré un ralentissement, permet une compréhension très exhaustive du déroulement de la simulation.

Finalement, on peut considérer que le résultat du travail implique que l'utilisateur du modèle forme un *modèle du modèle*, à savoir une compréhension de son fonctionnement qui s'abstrait de l'exécution particulière d'une expérience et organise la connaissance retenue au cours de la phase d'expérimentation [DEF 03]. C'est cette connaissance qu'il pourra transmettre textuellement à la communauté scientifique, proposant les éléments essentiels du modèle et de son fonctionnement. Mais la connaissance exprimée par le modèle doit être suffisamment lisible pour s'exposer à la critique et être discutée. Sans même encore parler de mise à l'épreuve empirique, la description du modèle doit être suffisante pour rendre possible la reproduction du modèle informatique par les lecteurs [EDM 03]. On peut dire que cette parfaite explicitation du modèle reste encore un idéal, car de nombreuses expériences de réécriture de modèles se sont soldées par des échecs. Nous attribuons la principale cause de ces échecs à la non-complétude de la description, en particulier concernant les aspects opérationnels mais également encore trop souvent les aspects fonctionnels [HAL 03]. Il s'en suit qu'une bonne spécification du modèle constitue maintenant un critère indispensable d'évaluation, non pas du modèle, mais du travail de modélisation réalisé.

4.2.3. Les différents usages de la modélisation agent

4.2.3.1. La modélisation est un processus d'apprentissage

Ce qui caractérise un bon modèle c'est qu'une fois son implémentation réalisée et son comportement étudié, le modélisateur n'en a plus besoin. Telle est, présentée de manière un peu provocante la thèse de Grimm [GRI 99] qui attribue à la modélisation ou plus exactement à la phase de construction du modèle une finalité d'apprentissage. Au-delà de son caractère extrême, Grimm a raison de souligner cette usage essentiel des modèles. Le modélisateur, en construisant un modèle de son objet d'étude, met ainsi en jeu des capacités cognitives en sélectionnant les points essentiels à prendre en compte pour expliquer le phénomène étudié. En construisant son modèle, il pose également des hypothèses qualitatives sur les mécanismes générateurs des observations qu'il porte sur le système cible. En simulant ce modèle, il peut tester ces hypothèses et les discuter. Il extrait de l'artefact *in silico* les propriétés de son modèle et les conséquences de ses hypothèses. L'ensemble des tâches du processus de modélisation permet ainsi de se construire une représentation du fonctionnement du système-cible qui pour Grimm est l'intérêt premier du recours à la modélisation. Un critère d'évaluation de cet apprentissage semble difficile à mettre en place et très subjectif : Comment évaluer le fait que le modélisateur ait appris du modèle ? Malgré cela, c'est un critère qu'il faut prendre en compte et qui recouvre partiellement le critère de connaissance produite de Legay [LEG 73].

4.2.3.2. Modèle pour prédire, pour comprendre ou pour agir ?

En pratique, il est possible de poser une distinction entre des modèles construits pour prédire ou pour décrire et les modèles construits pour comprendre. Cette différence de finalité dans l'activité de modélisation ne relève pas de considérations théoriques : on voit mal ce qui empêcherait un modèle construit pour comprendre d'être utilisé à des fins de prédiction. Une différence peut cependant être observée dans la méthode de construction du modèle. Dans le cadre d'une recherche menant à la description, la reproduction des données observées est mise au premier plan. Il s'agira par exemple dans un cadre de modélisation classique de trouver une fonction décrivant l'évolution du pouvoir d'achat d'une population. Aucun effort explicatif n'est réalisé pour comprendre le pourquoi de cette forme et l'utilisation du modèle construit à des fins de prédiction pourra correspondre à extrapoler les résultats à une échelle de temps raisonnable. La question de la validation pour ce type de modèle peut se réduire à une simple confrontation aux données puisque le but premier est bien de reproduire des séries empiriques. Malheureusement, ce modèle ne peut guère être utilisé pour explorer des situations alternatives sur la base d'une même situation sociale, puisque les facteurs influençant la situation sociale ne sont même pas explicités.

Les modèles construits pour comprendre un phénomène donné ou l'évolution d'un système sont construits sur des hypothèses parmi un ensemble d'hypothèses possibles qui concernent, dans le cas particulier des modèles multi-agents, les comportements individuels, les interactions entre ces individus ou entre les individus et l'environnement. Ce type de finalité correspond en l'occurrence à la majorité des modèles multi-agents développés. Le travail de formalisation puis d'exploration des simulations permet de construire une explication à partir des hypothèses et de leurs implications telles que calculées par la simulation. Dans ce cadre, on voit sans doute plus clairement que la confrontation du modèle aux données, si elle peut apporter beaucoup d'information et de connaissance pour l'évaluation du modèle, ne peut constituer le critère unique de décision concernant la validité du modèle en question. Dans ce cadre, il est nécessaire d'évaluer non seulement les résultats qui peuvent être comparés à des données qualitatives extérieures, mais il faut également prendre soin de vérifier les comportements individuels des agents, qui doivent être qualitativement en adéquation avec les connaissances sur le système social, de même que les paramètres influant doivent pouvoir être interprétés dans le cadre du système modélisé.

Une troisième catégorie d'usage des modèles pour laquelle se distinguent particulièrement les modèles multi-agents regroupe les modèles construits pour l'action ou plus exactement pour aider à la concertation autour de choix de gestion. Dans ce cadre, le modèle est considéré comme un artefact, un support visuel, partagé par tous pour aider à l'élaboration de règles de gestion, par exemple d'une ressource renouvelable. Ce type d'usage est largement abordé ailleurs dans cet ouvrage (approche *Companion Modelling* des [Chapitre 9], [Chapitre 10]).

4.2.4. Les différentes pratiques de la modélisation

Concernant la pratique de la modélisation multi-agents, ce domaine a vu l'émergence de plusieurs règles « paradigmatiques » de « bonne pratique » pour la conception et l'élaboration de modèles. Ces règles, souvent résumées à un leitmotiv, influencent fortement la construction des modèles et reprennent des critères assez classiques d'évaluation des modèles. Il nous semble donc important de les présenter brièvement ici.

Un premier courant, qui est une application directe du rasoir d'Occam, aussi appelé principe de parcimonie, le mouvement KISS (*Keep It Simple, Stupid !*) recommande de construire des modèles qui soient analysables par la suite, suffisamment simples pour être disséqués par un humain qui observe les simulations attentivement [AXE 97]. Le positionnement de ce courant peut se résumer ainsi : rien ne sert de concevoir des modèles dont on ne pourrait étudier sérieusement les propriétés et oublier ainsi la validation interne, définie comme l'existence des bonnes propriétés du modèle dans le cadre formel de ce dernier. La validation externe est comprise également pour des modèles trop importants qui demanderaient soit des données trop volumineuses pour juger de

son adéquation au phénomène réel, ou bien qui seraient surdéterminés par rapport aux données disponibles, le nombre de paramètres de tels modèles permettant de s'ajuster à n'importe quelle série de données collectées. L'application systématique du principe de parcimonie présente pour certains des dérives comme celle qui consiste à introduire dans les modèles multi-agents à but explicatif, des éléments de modélisation descriptive (voire analogique) au niveau des comportements individuels. L'utilisation à outrance de lois probabilistes pour modéliser les choix d'un agent en est un exemple ; l'utilisation d'heuristiques comme les algorithmes génétiques pour rendre compte d'un comportement optimisateur [Chapitre 13] en est un autre. Ces problèmes ont conduit certains concepteurs à proposer l'approche KIDS (*Keep It Descriptive, Stupid!*). Il s'agit alors de conserver autant que possible une approche explicative, et de tâcher de rendre toute partie du modèle isomorphe (similaire de structure) aux phénomènes que l'on cherche à modéliser.

L'approche *Companion Modelling (ComMod)* [Chapitre 10] ne pose pas de limite systématique de la forme KISS ou KIDS, même si la plupart de ceux qui l'appliquent ont tendance à se tourner vers KISS pour supporter la lecture de la complexité étudiée. Dans cette approche, il n'est pas rare que l'environnement et les relations sociales soient modélisés de façon assez précise, tandis que les relations sociales sont elles aussi précisément décrites. Néanmoins, comme le modèle est en général construit en plusieurs étapes et avec des non-professionnels de la modélisation, on assiste à une simplification des différents modèles au cours du temps, passant d'un modèle de forme KIDS à un modèle de forme KISS, dont la construction démontre en général l'avancée du processus.

4.3. Validations interne et externe pour les simulations multi-agents

Il est classique de différencier deux étapes dans la validation : « interne » et « externe ». La phase de vérification ou validation interne comprend d'abord une vérification de conformité entre les spécifications et le programme implémenté et pose la question : est-ce que le modèle implémenté est bien celui que je voulais implémenter ? (en particulier dans le cas où le modélisateur n'est pas celui qui a développé le modèle [MEU 01]). Ensuite la validation interne concerne la recherche et l'identification des propriétés du modèle. Dans le cas des simulations multi-agents des preuves logiques ne peuvent être obtenues et se pose alors la question : « est-ce que mon modèle possède les propriétés attendues ? » Parmi ces bonnes propriétés, on considère par exemple la robustesse [Chapitre 12] ou des études de sensibilité pour vérifier si les réponses sont bien différenciées sur l'espace des paramètres. Cette phase de validation interne concerne de fait une validation dans le contexte ou la logique propre du modèle. La deuxième phase de validation, la *validation externe*, correspond à l'évaluation de l'adéquation entre le modèle et le phénomène réel dont il est censé rendre compte. Pour cette dernière phase, la comparaison aux données empiriques ou le fait que le modèle soit capable d'exhiber des faits stylisés identifiés sur le système modélisé sont des critères clés. Ainsi, ce qui est étudié au travers des

simulations, ce sont tout d'abord les propriétés systémiques (structurelles et dynamiques) du modèle, les formes qui peuvent apparaître du fait des hypothèses posées (validation interne) ; ensuite est évaluée la pertinence du modèle vis-à-vis de situations que l'on souhaite représenter ou prévoir (validation externe). Ces deux étapes peuvent boucler itérativement entre elles. Elles demandent une certaine forme de lisibilité dans la description du modèle, afin que les différentes méthodes d'évaluation puissent être appliquées.

4.3.1. Pré-requis à la validation

Avant même d'entrer dans le détail de la validation des modèles, il apparaît essentiel que le modèle soit en quelque sorte *validable*, i.e. qu'il ait été construit en respectant un certain nombre de critères qui assurent au minimum la reproductibilité des expériences qui ont été conduites. Une modélisation conduite dans un cadre où les expériences de simulation ne sont pas reproductibles ne peut pas être considérée sérieusement. Cela reviendrait à accorder une confiance aveugle en la parole donnée, ce qui est contraire aux principes de base d'une démarche scientifique. De manière à s'assurer de la reproductibilité des expériences ou à minima des résultats d'expériences, il faut donc s'assurer que le modèle est décrit formellement avec les détails suffisants qui en permettent la réplique. En particulier, il est important de mentionner très explicitement les points sur lesquels il pourrait y avoir une ambiguïté et donc le risque d'une implémentation avec des propriétés qui peuvent être très différentes (c'est par exemple le cas de la méthode de mise à jour, synchrone ou asynchrone, dans les simulations à temps discret). Comme nous le verrons plus loin, une méthode pour bien identifier ces points peut être de faire reprogrammer le modèle par une autre personne.

On peut distinguer les expériences qui sont répliquables statistiquement des expériences répliquables unitairement. Les expériences réalisées dans les sciences expérimentales sont reproductibles statistiquement au sens où une expérience singulière ne peut être répliquée exactement mais où statistiquement si l'on se place dans les mêmes conditions expérimentales les résultats sont similaires. Pour s'assurer de la répliquabilité unitaire de ces expériences, qui est possible dans le cadre des simulations (l'algorithme exécuté étant au final déterministe), il faut prendre certaines précautions : le fait de choisir un langage multi-plateforme (Java ou SmallTalk) dont l'exécution des programmes ne dépend pas de la machine sur laquelle on l'exécute ; le fait de contrôler dans la simulation l'ordre d'exécution des différents processus ; et enfin le fait de pouvoir bloquer la graine du générateur de nombres pseudo-aléatoire (il est donc important de spécifier le type de générateur utilisé). Cet ensemble de critères permet de s'assurer que quiconque peut reproduire exactement la même expérience et ainsi tester ou simplement visualiser des éléments singuliers du modèle qui sont propres à une expérience particulière : « pourquoi à l'itération 15, l'agent n°134 décide d'acheter 120 actions de l'entreprise 28 ?... ». Les simulations multi-agents revêtant parfois cette forme de

processus historique *in silico* [AXE 97], le fait de pouvoir reproduire à volonté le même processus à l'identique et par exemple changer le type de mesures réalisées peut aider grandement à la compréhension d'un phénomène.

4.3.2. *Validation interne*

Comme nous l'avons précisé en introduction à cette partie, la première étape identifiée dans la validation interne se scinde en deux points : la délimitation des propriétés du modèle dans sa dynamique et la vérification du travail d'implémentation. La vérification est un travail habituel en informatique, dès lors qu'un système formel est transformé en programme, on vérifie que le programme exécute effectivement le modèle théorique tel qu'il a été décrit - les algorithmes de décision, l'enchaînement des communications, les évolutions internes des objets et agents. Outre la correction d'erreurs d'implémentation pour lesquelles des outils de vérifications (méthode B ou méthode Z) peuvent être sollicités (mais le sont peu en pratique), il existe clairement des erreurs qui ne peuvent être déterminées qu'à l'exécution lors par exemple de l'identification et de l'analyse en détail de comportements inattendus dans le modèle. Dans ce cas, c'est par l'étude de la cohérence logique que l'on peut savoir si des erreurs ont été introduites dans le code, ce qui implique une bonne connaissance du modèle et une seconde étape d'observation.

La deuxième étape, essentielle dans la validation interne, tout autant que dans la connaissance et la communication de la structure dynamique du modèle, consiste en l'identification des propriétés du modèle dans le seul contexte de sa logique propre. Certaines de ces propriétés, comme la possibilité de parcourir tous les états ou l'identification de phénomènes d'interblocage dans les processus parallèles, sont étudiables par des méthodes de vérification formelle comme les réseaux de Petri mais sont assez peu utilisées en simulation multi-agents [BAK 03], souvent en raison du coût important de mise en place de ces techniques sur de gros programmes comme le sont les modèles multi-agents. Les propriétés liées à la robustesse des modèles, évaluées en général par l'utilisation d'*analyses de sensibilité* [Chapitre 3 et 12], sont en pratique plus souvent réalisées. Cela tient sans doute au fait qu'une des premières utilités des analyses de sensibilité consiste à identifier les paramètres qui jouent le plus sur la dynamique d'un modèle, ce qui permet de faire un tri raisonnable et de focaliser son attention sur les paramètres importants du modèle multi-agents où l'on doit évaluer un grand nombre de paramètres. Les analyses de sensibilité permettent de plus de qualifier la *qualité de filtre du modèle*, critère que l'on retrouve dans [LEG 73]. Ainsi, une propriété intéressante d'un modèle est sa qualité classificatoire ou discriminatoire des éléments qu'il reçoit en entrée (les paramètres) en éléments de sortie différents. Un modèle, même construit avec des hypothèses comportementales raisonnables et qui sur des variations des paramètres en entrée du modèle aurait un comportement des variables de sortie qui serait assimilable à celui d'un générateur aléatoire, n'aurait au final

que peu d'utilité. Cette capacité à discriminer une entrée donnée du modèle doit cependant être relativisée au regard de la variable de sortie retenue, cette variable étant souvent un indicateur construit par le modélisateur. Le fait d'observer un bruit important sur cette variable en sortie peut remettre en cause certes le modèle lui-même, mais également l'indicateur retenu. L'analyse de sensibilité, si elle peut s'appliquer pour tester la robustesse des résultats d'un modèle, peut également être utilisée pour tester la robustesse de la structure du modèle. En modifiant les hypothèses réalisées dans le modèle, par exemple en modifiant les structures organisationnelles, le modélisateur obtient des indices relatifs à la stabilité de son modèle et de ses hypothèses. Ces indices lui permettent précisément de jauger l'importance du choix d'une hypothèse et l'influence de son remplacement par une autre sur un aspect particulier du modèle.

Une autre propriété importante qu'il s'agit d'étudier au cours de cette étape de validation interne concerne les classes de comportements produites par le modèle. Les simulations multi-agents produisent ce qui est assez communément appelé des *comportements émergents* [Chapitres 14, 16, 17], c'est-à-dire des comportements qui ne sont pas exprimables en utilisant uniquement les hypothèses réalisées sur les comportements individuels. Si l'on prend pour exemple le modèle de dynamique d'opinion de [DEF 02], les trois classes qualitatives en présence d'extrémistes de ce modèle sont la convergence centrale (le fait que tous les individus convergent au centre de la distribution d'opinion), la convergence vers les deux extrêmes de la distribution d'opinions et la convergence vers un seul des deux extrêmes. L'identification de ces classes résulte bien évidemment d'un certain nombre d'expérimentations réalisées sur le modèle. Nous verrons dans la partie suivante comment l'identification de ces classes de comportements à des faits stylisés est un type de validation externe très utilisé pour les simulations multi-agents.

Une fois l'identification des classes de comportements réalisée, un dernier point à soulever concerne l'identification de leurs conditions de survenance ; à savoir essayer d'identifier sous quelles conditions et pour quelles valeurs de paramètres telle ou telle forme émergente tend à apparaître. Cette étape, ajoutée à l'étude plus poussée des mécanismes générateurs des formes émergentes (« qu'est-ce qui fait dans le programme qu'en choisissant telle valeur de paramètre en entrée j'obtienne telle autre en sortie ? ») est sans aucun doute une des étapes les plus difficiles à mettre en place concernant les modèles multi-agents. Mais c'est une étape indispensable car contrôler son modèle, c'est pouvoir expliquer les raisons de chaque phénomène révélé par la simulation. Plusieurs tentatives, pour rendre cette étape opérationnelle, ont été proposées et sont en cours d'élaboration soit sous forme d'outils et de méthodes assistant cette recherche [AMB 03a], [AMB 03b] soit sous forme d'outils permettant une détection automatique des règles de production de comportements émergents identifiés [YAH 05].

Parmi toutes ces données sur la robustesse du système, un ensemble important doit être fourni avec la description du système, afin que la contre-vérification puisse être

faite par un autre programmeur. C'est en effet sur la base de la description du modèle et d'un ensemble conséquent de connaissances sur ses propriétés dynamiques et les émergences pertinentes produites que sera rendu possible le travail de répliation [AXE 97]. Cet exercice de validation supplémentaire est en passe de devenir un exercice de base pour établir la validité des modèles (et peut même constituer un exercice simple dans le contexte de l'enseignement universitaire [BIG 05]). Pour répliquer un modèle, on écrit une nouvelle fois le code en partant du modèle théorique d'origine, en général avec un autre logiciel, afin de vérifier que les résultats structuraux décrits plus haut ne sont pas des biais dus à l'implémentation mais bien des résultats fiables qui sont effectivement la conséquence directe des hypothèses théoriques. Cet exercice a été pratiqué abondamment lors des ateliers M2M ("*Model to model*", dont nous reparlons plus loin) et a permis de démontrer que de nombreux articles ne fournissaient pas d'informations suffisantes pour que le modèle soit répliqué (et donc pour que leur dynamique propre soit vérifiée) [ROU 03] et que parfois les résultats avancés étaient impossibles à reproduire [EDM 03].

4.3.3. *Validation externe*

La validation externe, seconde phase de la validation, pose en revanche la question de l'adéquation entre le modèle et le système représenté compte-tenu des finalités ou de l'usage du modèle. Le but de cette phase consiste donc à mettre en parallèle le modèle et ses résultats avec des observations ou des expériences réalisées sur le système cible. La vision, certes un peu réductrice, qui consisterait à assimiler cette étape à la seule comparaison quantitative à des données empiriques, donne cependant une vision des méthodes qui sont usuellement sollicitées dans ce cadre. Comme nous l'avons souligné en introduction, c'est souvent ce qui est désigné lorsque l'on évoque la validation de modèles (voir les discussions sur les inférences inductives et le falsificationnisme en annexe de ce chapitre).

Une méthode employée dans le cadre des simulations multi-agents consiste à rapprocher les *classes de comportements* (identifiées lors de la validation interne) à des comportements saillants du système cible : les *faits stylisés*. Ce rapprochement, s'il peut être fait avec des faits stylisés identifiés a posteriori (permettant par exemple de découvrir dans les phénomènes empiriques, des comportements stylisés qui auraient pu passer inaperçus), possède, on le sent bien, plus de force lorsque les faits stylisés sont déterminés avant même la modélisation comme des comportements que l'on cherche à reproduire par le modèle ou dont on se servira comme un critère de validation parmi d'autres (rétro-diction). Cette capacité de production de faits stylisés, souvent au niveau macroscopique ou global, par émergence à partir d'hypothèses individuelles, est une des caractéristiques, et il faut le dire une des principales motivations du recours à l'approche multi-agents. Une question qui peut se poser ici, et que l'on discutera un peu plus loin est de se demander si ce n'est pas le seul mode de

validation externe envisageable pour ce type de modèle, compte tenu des difficultés liées à la comparaison quantitative à des données empiriques. Ainsi, ce mode qualitatif de comparaison entre les sorties, les productions du modèle et le système cible, aussi insatisfaisant soit-il pour le modélisateur, permet malgré tout de se rendre compte que le modèle produit qualitativement des effets proches de ceux que l'on cherche à obtenir. Ce critère d'adéquation empirique, s'il est loin d'être définitif, permet néanmoins de poser que la *structure* du modèle possède certaines propriétés, sous ces hypothèses, qui engagent le modélisateur à conserver ces dernières là où d'autres hypothèses qui ne reproduiraient pas de manière aussi adéquate ces comportements qualitatifs pourraient être écartées⁷. Néanmoins, on pourrait reprocher la faillibilité de cette méthode : c'est par observation humaine que l'on rapproche deux faits stylisés l'un produit par le modèle, l'autre tiré des phénomènes empiriques. Et cette porte ouverte à la *faillibilité de l'observateur* ajoutée à la seule comparaison qualitative aux données, est souvent reprochée à une telle démarche. Cependant, cette observation est de plus en plus fréquemment assistée par l'utilisation d'indicateurs sur le système cible comme sur le modèle qui soient comparables. Il est clair que cette seconde étape de validation nécessite, pour être sérieusement menée, une bonne expertise du domaine par celui qui manipule le modèle. En effet, la pertinence des indicateurs pour caractériser la situation de façon significative doit montrer la similarité fonctionnelle entre le modèle et le terrain. Pour certains, la création des indicateurs et ce qui les rend satisfaisants et suffisants, est en soi un travail très complexe et fondamental à justifier dans le travail de modélisation [ROU 00], [DEF 03]. On voit de moins en moins d'interprétations de modèles qui se traduisent par des histoires qui pourraient être plausibles et rappellent souvent le système cible modélisé et de plus en plus de comparaison de formes entre les sorties du système virtuel et les données de l'observation empirique.

La comparaison quantitative aux données ne doit pas pour autant être abandonnée, d'une part parce que le courant mentionné juste au-dessus tend à glisser doucement vers le qualitatif et d'autre part parce que le modélisateur qui aurait collecté des données sur son terrain peut vouloir avec raison les comparer aux sorties de son modèle. Cependant, il nous faut souligner que cette tâche est délicate, au moins pour deux points principaux. Le premier concerne le manque de données ou l'impossibilité de répéter de nombreuses fois des expériences de terrain. Le second qui est lié, concerne la surdétermination des données par les paramètres du modèle⁸. A propos de cette comparaison, nous pouvons identifier plusieurs critères pour la qualifier, notamment le niveau d'organisation à laquelle la comparaison a lieu et le fait qu'elle soit temporelle ou pas. Concernant le niveau d'organisation, nous pouvons ainsi vouloir comparer des données collectées à des indicateurs du modèle définis au niveau individuel (il s'agira

⁷ Cf. le critère d'adéquation structurel de Poincaré en annexe, par exemple.

⁸ A ne pas confondre avec la thèse de la « surdétermination des faits par les théories » (les faits sont « chargés de théorie ») ou la thèse de la sous-détermination des théories par l'expérience (plusieurs théories compatibles avec les mêmes faits) – voir annexe à ce chapitre.

par exemple de comparer des trajectoires individuelles dans le modèle à des données individuelles du système), ou définis au niveau macroscopique (l'on cherchera alors à comparer un indicateur global comme la taille de la population à un indicateur global du système considéré), voire à des niveaux intermédiaires [JEA 03] (à l'échelle d'une cohorte ou d'un petit groupe d'individus par exemple). Le fait que les données collectées soient des séries temporelles ou des données collectées à un temps donné permet également de cerner le type de comparaison réalisable ; inutile par exemple de comparer des trajectoires individuelles du modèle si l'on n'a pas de données collectées dans le temps sur des individus particuliers. Cependant, il faut se satisfaire dans ce cadre de comparaisons partielles aux données, les données en sciences sociales étant difficiles et coûteuses à obtenir, et le lien entre ces données et les variables du modèle n'étant pas toujours aussi automatique qu'il y paraîtrait. Pour évaluer le saut quantitatif qui existe entre le modèle et les données, considérons un modèle où 1000 agents ont initialement une opinion, codée sous forme continue, et une incertitude. Ces individus sont situés sur un réseau social et changent d'opinions en fonction de leur état et de l'état de leurs voisins. Idéalement il nous faudrait donc posséder des données concernant l'évolution de l'opinion de ces 1000 individus dans le temps, des données permettant de déterminer l'état du réseau social au départ et concernant le lien aux données. Il faudrait pouvoir, de manière aussi fiable que possible, relier les opinions collectées à une valeur réelle comprise entre -1 et 1. Il faut ainsi renoncer à obtenir les données suffisantes qui correspondraient aux données qu'il est possible de produire dans le temps par une série d'expériences de simulations et se satisfaire de comparaisons partielles, soit au niveau macroscopique, soit au niveau des trajectoires individuelles qui déjà apportent des éléments, même s'ils sont loin d'être définitifs, pour la validation.

L'autre problème soulevé par la comparaison aux données (principalement macroscopiques) porte sur la surdétermination des paramètres du modèle. Le problème se pose classiquement pour des modèles descriptifs possédant plus de paramètres (ou de degrés de liberté) que de données disponibles. Ce problème est rarement soulevé pour la simulation multi-agents mais mérite pourtant que l'on s'y attarde. Si par exemple on dispose d'une vingtaine de points empiriques permettant de qualifier l'évolution du système cible de manière globale à vingt instants différents et si notre modèle multi-agents est composé d'une centaine d'agents dont l'état initial de chacun de même que l'organisation initiale les uns par rapport aux autres influencent les résultats de la simulation, nous nous retrouvons alors devant un nombre impressionnant de degrés de liberté sur lesquels jouer et l'on pourrait presque dire que quelque soit le nombre de données disponibles, le modèle peut sous certaines conditions produire des données très proches des données empiriques. Même si l'on se retrouve rarement dans le cas caricatural d'avoir un modèle qui permette de s'ajuster à n'importe quelle série de données, ce qui remettrait en cause sa capacité à jouer le rôle de *filtre discriminant* sur les entrées, il est fréquent que le modèle multi-agents ait suffisamment de souplesse pour pouvoir localement s'ajuster à une courbe de même forme. Ce problème est évidemment à traiter au cas par cas, mais pour un modèle

assez souple, il serait raisonnable de ne conduire qu'une comparaison qualitative puisqu'en définitive c'est la seule comparaison qui soit possible.

D'un point de vue formel, la validation externe consiste à apporter des indices qui permettent de dire que le modèle est effectivement adéquat aux phénomènes observés. Elle permet de tirer plusieurs types de conclusions utiles : explications sur le fonctionnement en précisant les paramètres qui influent de façon centrale ; indications sur l'influence de plusieurs institutions pour résoudre un problème ou organiser une situation ; démonstration du fonctionnement de la rationalité des acteurs ; prévisions sur l'évolution de la situation au regard du contexte présent. Selon l'objectif et les données d'origine, les éléments pour évaluer la pertinence du modèle peuvent être purement quantitatifs - on fait correspondre les valeurs d'un indicateur de la simulation avec les valeurs obtenues dans la situation réelle ; ces données peuvent être qualitatives, et l'on fait alors une évaluation de la pertinence des comportements du système en identifiant des classes qualitatives de phénomènes. Les éléments observés peuvent être uniquement globaux, ou alors concerner aussi la logique des comportements des agents individuels et des communications qu'ils effectuent.

4.3.4. Comparaison de modèles

La comparaison de modèles est également une des activités mobilisables lorsqu'il s'agit d'évaluer un modèle. Grimm [GRI 99] en préconise l'usage dans une acception un peu plus restrictive que les travaux qui ont été développés autour de la série de workshops Model-to-Model dont nous parlons ensuite. Ainsi, pour Grimm, les modèles descriptifs globaux existants doivent être comparés aux simulations *individus-centrée*⁹ en apportant des éléments explicatifs constitutifs des phénomènes. Ce positionnement de Grimm est à resituer dans son domaine d'étude, l'écologie, pour laquelle il existe une tradition de modèles globaux, descriptifs qui ont été travaillés et comparés avec succès à de nombreuses séries empiriques. Ces modèles descriptifs qui rendent compte de phénomènes particuliers qui sont abordés dans les simulations individus-centrées étudiées par Grimm, peuvent être utilisés dès lors comme substituts à un phénomène réel. Ces modèles classiques qui tendent à expliquer des phénomènes globaux, sont généralement construits en utilisant des formalismes comme les équations aux dérivées partielles ou des modèles à compartiments. Ils constituent pour Grimm un cadre robuste de référence pour la construction de simulations individus-centrées. Ce positionnement de Grimm, s'il est séduisant est difficilement applicable aux sciences sociales où la tradition de modélisation si elle existe dans certains domaines (l'économie mathématique par exemple), n'a pas produit de modèles descriptifs suffisamment convaincants pour qu'ils fassent l'unanimité, contrairement à la situation en écologie. Les travaux entrepris autour de la série de workshops *Model*

⁹ Dénomination des simulations multi-agents utilisée en écologie et parfois en sciences sociales

to Model (M2M) [HAL 03], s'ils sont plus récents, proposent un cadre plus adapté à la situation des sciences sociales en listant un certain nombre d'approches pour l'évaluation des modèles par la comparaison, en particulier les modèles de la littérature. Parmi celles-ci, nous pouvons citer par exemple :

- La réplication, dont il est fait mention plus haut, dans un nouveau langage de programmation de modèles publiés permet d'en comprendre toutes les subtilités et de reproduire les résultats publiés [AXE 97], [BIG 05]. Ce point permet essentiellement de vérifier la reproductibilité des modèles et des résultats et montre souvent que les informations fournies dans les articles publiés sont incomplètes [ROU 03] (ce qui est même vrai pour le modèle maintenant classique d'Epstein et Axtell [EPS 96] [BIG 05]) ou concernent des résultats faux [EDM 03].

- Le couplage des modèles où les différentes échelles (de temps ou d'espace) sont interconnectées- les résultats d'un modèle étant utilisés par un autre. L'interconnexion permet, outre l'extension d'un modèle, de traiter des données correspondant davantage à une réalité, là où par exemple des distributions théoriques ont été utilisées pour la validation interne.

- La comparaison de différents modèles qui annoncent le même type de résultats en essayant d'identifier s'ils produisent effectivement des résultats similaires, voire identiques. Cette méthode est parfois désignée sous l'appellation « reconnue sous le terme alignement de modèles » [AXT 96] et permet parmi un ensemble de modèles soit de comparer les effets d'hypothèses différentes soit, si les résultats sont similaires, de sélectionner le modèle le plus simple ou le plus facilement interprétable en suivant le principe de parcimonie.

- La comparaison de différents modèles relativement à leur adéquation à une série de données. Cette technique, plus connue sous le terme de *docking*, permet de juger essentiellement de la reproduction qualitative de données empiriques mais ne constitue pas un critère définitif de validation des modèles, comme nous l'avons déjà souligné.

- L'utilisation d'un modèle plus simple comme un résumé a posteriori ou une abstraction des résultats d'un autre modèle. Cet exercice permet à la fois de construire le modèle du modèle en facilitant la compréhension du premier ou facilite son utilisation, le deuxième modèle étant typiquement un modèle descriptif des résultats produits par le premier.

- L'utilisation des modèles en changeant les structures et les hypothèses pour tester la robustesse structurelle du modèle.

4.4. Conclusion : comment rendre valide un système de simulation complexe ?

Arrivé au terme de cet article, le lecteur pourrait au fond être déçu de ne pas avoir de critère définitif de validité qui lui permette de répondre catégoriquement à la question « mon modèle est-il valide ? ». Il pourrait d'autant plus ressentir cette frustration s'il avait au préalable une idée de la validation telle qu'elle se pratique

pour les modèles statistiques et descriptifs où la validité semble n'être jaugée en pratique que par la comparaison aux données que le modèle est censé décrire. Ce serait oublier un peu rapidement que la validation reste un jugement humain subjectif : une décision appuyée par des critères fournis par le chercheur. Vu sous cet angle, il semble que le travail principal dans la modélisation n'est pas de fournir des réponses clé en main, mais bien de fournir de manière aussi claire et détaillée que possible, les critères qui permettront sinon de valider le modèle en question, du moins de l'évaluer, de le jauger. L'impossible validation formelle d'un modèle multi-agents force à une réflexion sur l'usage du modèle pour le rendre valable, l'interprétation des résultats étant réalisée relativement à un contexte.

Parmi ces critères, et nous en avons listé un certain nombre au cours du texte, tous étant utiles à notre sens mais non absolument nécessaires, nous pouvons retenir également ceux que propose Jean-Marie Legay [LEG 73], en parlant d'autres types de modèles et d'autres types de systèmes. Jean-Marie Legay articule son discours sur la validation sur trois points essentiels : (1) Les modèles sont toujours imparfaits, (2) La valeur que l'on peut accorder aux modèles est nécessairement relative à leur but, un modèle étant avant tout un outil. (3) La validation est une décision, un jugement, qui s'appuie sur des critères de validité dont aucun, pris isolément n'a de valeur décisive et l'ensemble des critères permet de décrire un profil du modèle étudié et de prendre la décision concernant sa validité. A partir de ces éléments, Legay donne alors une description précise de différents critères dont certains peuvent être pris en compte pour prendre cette décision de validation du modèle :

- *Utilité du modèle* : entendue comme l'ensemble des résultats et succès produits par le modèle. En simulation multi-agents, on peut placer la posture de ComMod [Chapitre 10] comme donnant une réponse pour une mise en contexte qui rend le modèle utile. C'est l'idée de modèle comme objet de médiation [MOR 99].

- *Simplicité* : critère de parcimonie que nous avons évoqué. Il faut noter que Legay précise bien que la simplicité n'est pas une qualité en soi et que la modélisation requiert une prise en compte nécessaire de la complexité de la réalité. La question de l'équilibre entre simplicité et complexité est, on l'a vu, au centre de la dispute entre tenants du KISS et du KIDS.

- *Non-contradiction* : Le modèle doit respecter les relations observées. A cette fin, de nombreuses techniques statistiques peuvent être mobilisées, comme par exemple le test du χ^2 pour tester la correspondance entre les productions du modèle, les observables des expériences de simulations et les données empiriques collectées sur le système-cible. La non-contradiction signifie simplement que le modèle n'est pas à repousser, mais cela est insuffisant pour penser qu'il est adéquat et encore moins qu'il est le meilleur. Dans le cadre des simulations multi-agents, on a vu que la question se pose à la fois au niveau des résultats macroscopiques et des trajectoires individuelles [JAN 03] : on peut facilement obtenir de bons résultats pour de mauvaises raisons.

- *Fécondité* : critère qui prend en compte les conséquences non prévues que le modèle entraîne, quand l'utilité concernait uniquement les conséquences prévues.

- *Convergence* : La validité d'un modèle croît avec son usage, i.e. le nombre d'expériences indépendantes qui le confirment. Par exemple, quand sont reproduits certains équilibres du modèle de Epstein et Axtell [EPS 96], on peut considérer que le modèle gagne en solidité [BIG 05].

- *Stabilité* : le fait que le modèle soit insensible aux facteurs secondaires, qui ne concernent pas directement les hypothèses importantes de modélisation, mais qu'il soit sensible aux facteurs primaires. C'est cette sensibilité sélective qui fait du modèle un bon instrument d'exploration et de mesure. On a vu que le travail d'étude de la dynamique du modèle est principalement une recherche de ces facteurs primaires, et de la détermination de l'espace des paramètres à l'intérieur duquel ils peuvent varier tout en conservant la structure du système.

- *Non-identité* : Un modèle est efficace parce qu'il diffère de son objet, et en particulier parce qu'il est plus simple et plus mobilisable pour obtenir de la connaissance.

Aussi pertinents qu'ils soient, ces critères ont encore besoin, pour devenir opérationnels, d'être associés à des méthodes d'évaluation (en particulier techniques) éprouvées. Considérant que la simulation au sens large est assez récente, il n'est guère étonnant que la validation de simulations multi-agents, qui en est une des plus jeunes émanations, ne propose pas encore d'outils fiables et utilisés par tous. Néanmoins, la structuration autour d'équipes à compétences multiples, mobilisant tout à la fois informaticiens, statisticiens et thématiciens, commence à produire ou à adapter des outils pour l'étude des systèmes complexes que sont les simulations multi-agents. Néanmoins, une caractéristique de la communauté multi-agents depuis son origine est sa grande conscience qu'aussi loin qu'on aille dans la validation d'un modèle, celui-ci ne sera connu que de façon limitée, tout autant que le système cible qu'il représente. Dans ce contexte, les questions concernant la validation des modèles ne sont pas dissociées de celles relatives à leur usage et l'évaluation positive du modèle n'en fait pas un outil abstrait de son contexte social.

4. Annexe - épistémologie dans une coquille de noix : concevoir et expérimenter

Dans la tradition occidentale, depuis le 14^{ème} siècle au moins, la philosophie de la connaissance s'est construite autour de l'idée de la *connaissance comme représentation* [BOU 99]. La question de *l'évaluation de la connaissance* renvoie alors à la fois à l'*objet* représenté (que représente-t-on ?), au *processus de formation des connaissances*, en particulier au rôle du *sujet* connaissant (qui représente et comment représente-t-on ?) et enfin au *rapport* entre la représentation et l'objet qu'elle représente. C'est par rapport à ces trois dimensions que les critères d'évaluation de type « validité », « adéquation » ou « vérité » prennent sens. L'*évaluation* peut donc porter aussi bien sur les rapports entre sujet et objet, y compris sur les structures (cognitives, sociales) qui l'organisent, que sur

les rapports de *similarité* entre l'objet et sa représentation. Elle dépend également de la nature ontologique de l'objet de connaissance. Les critères pertinents d'évaluation dépendent donc des *points de vue* adoptés sur ces questions. Comme il y a effectivement pluralité dans ce domaine, le but de cette annexe est de résumer aussi brièvement que possible les différentes postures adoptées par les philosophes et de renvoyer à des textes de référence pour plus d'information (pour un premier aperçu, voir les ouvrages signalés dans l'introduction de ce livre). La seconde partie, plus exploratoire, introduit une approche de la simulation comme « expérimentation ». Elle suggère qu'une telle perspective, souvent évoquée dans la littérature, peut, en certains cas, conduire à remettre en cause la conception non seulement représentationnelle mais aussi langagière de la simulation. Pour des raisons de place, les épistémologies spécifiques aux sciences humaines et sociales ne sont pas abordées ici, mais le lecteur trouvera des informations à ce sujet dans [BER 01].

4.A.1. Concevoir : la représentation et au-delà...

Pour le sens commun, les « objets » du monde tels qu'ils sont donnés à nos sens ont bien une existence « réelle ». Mais pour connaître le monde, l'homme utilise des entités, classifications et théories qui vont bien au delà de ce qui apparaît à nos sens et de ce que l'on peut donc directement représenter. Au-delà de ce qui est représentable se trouve ce qui est concevable, ou conceptualisable. Mais la « réalité » de ces inobservables est problématique : existent-ils effectivement en dehors de nous, ou sont-ils de simples constructions de l'esprit ? Par extension, la nature même de la réalité apparaît problématique. Dans quelle mesure les objets du monde sensible ne sont-ils pas eux-mêmes une construction de l'esprit ? En philosophie, ces questions de nature *ontologique* sont abordées par la question du *réalisme*.

Le Moyen-âge a opposé le *réalisme*, pour lequel les entités abstraites (universaux) que nous utilisons dans nos opérations de classification existent effectivement dans la nature, au *nominalisme*, pour lequel ces entités ne sont que le produit de la pensée. En logique, le réalisme est la thèse selon laquelle une propriété est vraie ou fausse indépendamment des moyens que nous avons de la vérifier. A l'époque moderne, le *réalisme* que l'on qualifiera avec Zwirn [ZWI 00] de « *métaphysique* » s'oppose à l'*idéalisme* et désigne une thèse (Z1) selon laquelle il existe une réalité extérieure (ou réalité « en soi ») indépendante de l'existence d'observateurs et de la connaissance qu'ils pourraient en avoir. Pour définir une position réaliste en philosophie de la connaissance, Zwirn introduit une thèse intermédiaire sur l'*intelligibilité du réel* (Z2) : la réalité en soi est constituée d'entités intelligibles réglées par des mécanismes qui nous sont (totalement ou partiellement) accessibles. Le *réalisme épistémique* (Z3) est alors la thèse selon laquelle les théories scientifiques acceptées sont « vraies » si leurs objets se réfèrent à des entités réelles et que leurs mécanismes se déroulent effectivement dans la réalité. *Pour un réaliste épistémique, la validation d'une théorie est donc liée à son adéquation avec la réalité.* Si l'on n'adopte pas le point de vue Z3, la connaissance vue

comme représentation pose alors la question des « *styles de représentation* » [HAC 83]. Des représentations peuvent ainsi différer par la perception qu'en a le sujet (l'*expérience* sensible), par la manière dont son esprit procède (la *rationalité*), ou encore par le savoir-faire technique (la *pratique* de représentation). Des études historiques suggèrent que ces trois dimensions sont inter-dépendantes et ont varié dans le temps. Mais curieusement, la volonté de produire des critères « objectifs » et intemporels de l'activité scientifique a longtemps occulté ces interdépendances.

4.A.1.1. A l'origine des connaissances : l'expérience ou la raison ?

La proposition selon laquelle notre connaissance provient à la fois de notre expérience sensible et de nos raisonnements semble aller de soi. L'accent mis sur l'un ou l'autre de ces pôles a cependant donné naissance à deux traditions philosophiques initialement antagonistes : le *rationalisme* et l'*empirisme*. La position épistémologique empiriste, selon laquelle « toute connaissance dérive de notre expérience sensible » s'est en effet développée contre l'épistémologie rationaliste de Descartes pour laquelle « la connaissance est d'abord fondée sur la raison ». La combinaison du réalisme et de l'empirisme (comme chez Locke) est problématique. Elle pose en particulier la question de la « vérité » des connaissances (au sens Z3) lorsque celles-ci sont dérivées de l'expérience sensible par une démarche inductive. Ce « problème de l'induction » a été mis en évidence par Hume, un des fondateurs de la tradition empiriste anglo-saxonne.

La *démarche inductive* pose le problème du passage d'un énoncé d'observation singulier à un énoncé général de type nomologique (« loi empirique »). Ce passage s'effectue par une *inférence inductive* qui procède par généralisation à partir d'un certain nombre d'observations. D'un *point de vue logique*, cette inférence est incorrecte, car quel que soit le nombre d'observations auquel on procède, une observation ultérieure pourrait toujours venir contredire cette généralisation. Cependant, d'un *point de vue pratique*, cette généralisation correspond bien à un mécanisme cognitif effectif : la répétition observée engendre l'attente d'une répétition. Ce mécanisme cognitif est qualifié « d'induction selon le sens commun » par Popper [POP 72]. Pour Hume, c'est l'habitude qui est le cadre cognitif dans lequel le principe de causalité, loin d'être une nécessité inscrite dans les choses, vient se construire dans une raison acquise. Il a également proposé de distinguer, à partir d'un *critère empirique de vérifiabilité*, les discours empiriquement « dotés de sens » de ceux qui ne l'étaient pas (métaphysiques). C'est donc à partir de considérations pratiques que Hume a cherché à fonder une épistémologie empiriste qui utilise un principe de vérifiabilité fondé sur l'inférence inductive dont il avait montré lui-même la nature problématique d'un point de vue logique.

Les fondements logiques de l'induction restent aujourd'hui encore une question problématique pour les épistémologies empiristes, même dans les versions probabilistes [BOU 72], [HAC 01]. Dans ces conditions, combiner un réalisme épistémique (Z3) avec une version naïve du principe épistémologique empiriste selon laquelle « il n'y a rien

dans notre entendement qui n'y soit entré auparavant par les sens » conduit au paradoxe. Une « loi empirique » obtenue par la méthode inductive ne pourrait être réputée « vraie » que si elle « reflète » la réalité (ce serait le « miroir de la réalité »), alors qu'il n'existe pas de critère logiquement valide pour s'en assurer. Devant l'impossibilité de connaître la vérité de telles « lois », la « révolution copernicienne » de Kant est une première réponse aux questions de l'induction et du réalisme épistémique. La *synthèse kantienne* combine un possible réalisme métaphysique avec les principes d'un idéalisme qu'elle dit transcendantal. S'il existe une réalité en dehors de nous, elle est inconnaissable : on ne peut accéder aux choses « en soi », mais uniquement aux phénomènes sensibles. Puisqu'on ne peut fonder la vérité de la science sur la seule observation, ce ne sont pas les données sensibles, mais les formes *a priori* de la sensibilité et les concepts spontanés de l'entendement ainsi que la capacité de produire des jugements synthétiques *a priori*, qui sont au fondement de notre démarche de connaissance scientifique. Selon Zwirn, le *postulat empirique* selon lequel nous n'avons accès qu'aux phénomènes et non à la réalité « en soi » est maintenant admis par la majorité des réalistes comme des non réalistes. Un *réalisme faible* suppose alors la réduction d'une tension : comment peut-on logiquement soutenir l'existence d'une réalité qu'on admet en même temps ne pas pouvoir connaître ?

4.A.1.2. Du pragmatisme de Peirce au conventionnalisme de Duhem et Poincaré

Selon un point de vue postkantien, la vérité ne peut donc plus résulter d'une correspondance avec un réel inconnaissable. Peirce va tenter de substituer au critère de vérité-correspondance un critère à la fois méthodologique et social. Il décrit la connaissance comme une enquête qui procède par révision successive des croyances dans le but d'atteindre une croyance « stable » du point de vue intersubjectif. La vérité, c'est alors « ce vers quoi tend l'enquête » [TIE 93]. La valeur des entités ou relations utilisées dans la connaissance savante réside dans les effets pratiques qui résultent de leur mise en œuvre. La science devient socialement autocorrective et collectivement rationnelle : son objectivité résulte de la stabilisation collective des croyances rationnelles des chercheurs. Selon Peirce lui-même, il s'agit d'un « idéalisme objectif » (et non plus transcendantal). Mais c'est aussi un *faillibilisme* car ces croyances sont toujours imparfaites, révisables. Chez Peirce, c'est le *doute justifié* qui motive l'enquête. Celui-ci provient plus d'un état subjectif d'insatisfaction que de critères empiriques objectifs. Celle-là est alors fondée sur les trois moments que sont l'abduction, la déduction et l'induction. L'*abduction* consiste à proposer une hypothèse explicative (conjecture provisoire) pour expliquer un fait surprenant qui active le *doute*. De l'hypothèse, on tire par *déduction* des conséquences que l'on soumet à l'épreuve, dans une *phase inductive*, qui n'est pas ici un processus de construction d'hypothèses par généralisation, mais une évaluation empirique. Des résultats négatifs conduisent à reformuler une nouvelle hypothèse (abduction) alors que des résultats positifs diminuent le doute. L'ensemble de cette démarche est parfois qualifiée d'abductive dans un sens large [WAL 03]. Elle est anti-inductiviste dans le sens où le point de départ n'est pas la généralisation d'observations, mais l'art de former des conjectures pertinentes à partir de l'observation, comme le font le médecin avec les symptômes, ou le détective avec les

indices. Peirce, justifie cet « art » de manière naturaliste par un argument évolutionniste : si nous ne savions pas formuler des hypothèses pertinentes, l'espèce humaine aurait disparu. L'abduction (limitée au sens étroit d'une « inférence en faveur de la meilleure explication ») n'est pas plus que l'induction un raisonnement logiquement valide. Une hypothèse explicative peut mobiliser plusieurs conditions liées dont certaines ne sont pas nécessaires ou encore dont plusieurs peuvent avoir isolément pour conséquence le phénomène observé. De plus, une hypothèse qui semble convaincante n'exclue pas la possibilité d'hypothèses concurrentes. Ces questions vont être reformulées au début du XX^e siècle, pour le cas de la physique, par Duhem [DUH 06] et Poincaré [POI 03].

Pour Duhem une théorie physique formalisée mathématiquement est un *système de symboles liés*, qui entraîne une *indétermination* en raison de la *nature holistique des théories*. Si l'induction facilite la constitution de « lois expérimentales » à partir des observations et stimule l'émergence de nouvelles énigmes, l'interprétation de telles lois présuppose leur rattachement à un corpus symbolique et théorique qui leur donne sens. Chez Duhem, comme chez Poincaré les théories sont provisoires et leur adéquation aux phénomènes approchée. Un phénomène expérimental peut donc être réinterprété dans un système symbolique plus approprié. Si une théorie est consistante avec un ensemble de données, on peut toujours construire une théorie plus sophistiquée utilisant des non observables dont les prédictions se révéleront consistantes avec le même ensemble de données. Mais deux théories incompatibles pourraient aussi être en concurrence pour expliquer les mêmes observations sans qu'il soit possible de trancher entre elles. Le physicien choisira parmi les théories possibles selon le critère qui paraîtra le plus pertinent par rapport à son objectif et aux règles de sa communauté : simplicité, degré de précision des résultats, cohérence avec d'autres théories. Les théories reposent alors sur des *conventions motivées* en raison de leur commodité pour atteindre des *objectifs spécifiés*. Selon le point de vue conventionnaliste, une théorie est donc un *système formel utile* dont la validité ne dépend pas de la correspondance entre des énoncés et une réalité supposée exister en soi (Z3), mais renvoie (1) à la consistance interne du système symbolique (2) à l'accord intersubjectif de la communauté scientifique et à la capacité à « sauver les phénomènes ». Chez Poincaré cependant, cet accord n'est pas arbitraire et l'efficacité de la science provient de l'*adéquation entre la structure des théories et la structure du réel*.

4.A.1.3. Le vérificationnisme du positivisme logique et le falsificationnisme poppérien

Dans la filiation empiriste, les *positivistes* du « cercle de Vienne » intègrent les nouveaux développements de la logique formelle et de l'analyse du langage (à partir de Frege). Refusant les jugements synthétiques *a priori*, ils considèrent que l'induction permet de concevoir des lois par généralisation et d'organiser les connaissances selon un modèle « déductif nomologique » grâce aux règles de la logique et des mathématiques. La validité d'une loi repose pour eux sur trois principes : l'expérience sensible, la cohérence logique et la vérification. (1) Un énoncé correctement construit est « pourvu de sens » s'il est vérifiable par l'expérience sensible. (2) Les déductions logiques et

mathématiques, sont « valides » si elles vérifient le principe de non-contradiction (au sens de la logique des propositions), mais dépourvues de sens sans (1). Le dernier principe (3), la *vérification empirique* est problématique logiquement. L'induction ne peut être vérifiée lors de la formulation de la loi (à cause des problèmes logiques de l'inférence inductive et du rejet des *synthèses a priori*) : elle ne peut donc l'être qu'en aval *par l'évaluation du pouvoir prédictif*. Le positivisme logique visait à fonder les sciences empiriques sur le principe de vérifiabilité (1) et sur l'unification du langage scientifique (2), ce qui présuppose en particulier une distinction entre le théorique et l'observationnel. Tous ces points ont été sérieusement remis en question, en particulier par Popper et Quine.

L'épistémologie de Popper considère qu'une théorie reste une *conjecture* [POP 63]. N'étant jamais vraie, seules ses conséquences seront soit *corroborées* soient *réfutées* par l'expérience. C'est donc un *faillibilisme* car les connaissances sont imparfaites et révisables par construction. Des théories non réfutées sont classées selon leur degré de corroboration. Malgré la fausseté constitutive des théories conjecturées, le réalisme scientifique (faible) de Popper l'amène à considérer que certaines théories sont moins « fausses » que d'autres. La fonction des critères d'adéquation empirique de Popper est l'inverse de celle du vérificationnisme des positivistes logiques. Chez le premier, on formule d'abord une conjecture théorique, dont on déduit des conséquences qui seront soumises à l'épreuve des faits. Chez les seconds, on construit des énoncés par généralisation d'observations empiriques, on en tire des prédictions au moyen d'un système déductif et on se sert d'observations supplémentaires pour confirmer ou vérifier les énoncés ainsi établis. On peut considérer la formation de conjectures comme une démarche cognitive proche de l'abduction ; mais Popper impose la testabilité des conjectures comme aussi la notion de contenu empirique (nombre d'énoncés dérivables et empiriquement testables), comme critères de scientificité. On a adressé à cette approche deux types de critiques. (1) On ne peut tester un énoncé ou une hypothèse séparément (ou isolément) (Duhem-Quine). Popper intègre cependant cette difficulté dans un falsificationisme sophistiqué, même si affaibli. (2) Comme les positivistes logiques, qui considéraient les énoncés protocolaires issus de l'expérience sensible comme hors de doute, Popper tente de fonder la connaissance scientifique sur des « faits objectifs » [POP 72]. Certaines expériences reposent ainsi sur une mesure dont on admet l'objectivité. Mais considérer une mesure comme objective, c'est faire de l'induction en supposant que les instruments de mesure ont fonctionné « comme d'habitude ». La question de la validité d'une réfutation se trouve ainsi posée. S'il n'existe pas de certitude sur la procédure de réfutation, mais seulement une conjecture, il est logiquement contradictoire de tenir les réfutations pour certaines : le critère poppérien de démarcation entre science et non-science n'est donc pas lui-même réfutable !

4.A.1.4. Le rôle de « l'arrière plan » conceptuel et l'abandon du mythe de l'unicité

De nos jours, un grand nombre d'auteurs admettent que l'induction, comme les mises à l'épreuve empiriques présupposent des « théories d'arrière plan ». Ainsi, nos

perceptions comme nos expériences doivent être rattachées à des cadres conceptuels qui agissent comme un « filtre » au niveau de l'interprétation : les « faits » sont donc en partie des construits cognitifs, théoriques ou sociaux. C'est la thèse de la *surdétermination des faits par les théories*. Après Duhem [DUH 06] et Bachelard [BAC 34], Hanson [HAN 58] s'appuie sur Wittgenstein pour discuter le *poids de l'interprétation dans l'observation*, supposée objective à la fois chez les positivistes logiques et chez Popper. Pour Hanson, les faits sont toujours construits et « chargés de théorie ». S'appuyant sur la distinction (due à Reichenbach), entre *contexte de découverte* et *contexte de justification*, il montre que la « mise en forme » des faits est un moment nécessaire de la découverte, nécessaire à leur intelligibilité : les systèmes explicatifs « font partie intégrante de nos observations, de notre appréciation des faits et des données » [HAN 58, p.3]. C'est la même non-neutralité constitutive du point de vue scientifique sur son objet qui est source de fécondité : « l'observateur paradigmatique n'est pas l'homme qui voit et rapporte tout ce que les observateurs normaux voient et rapportent, mais l'homme qui voit dans les objets familiers ce que personne d'autre n'a vu avant » [HAN 58, p.38]¹⁰.

Au début des années soixante, les travaux de Quine et de Kuhn ont ruiné l'idée dominante en épistémologie d'une possible unicité (objective) des significations, et d'un accès par l'expérience au monde « tel qu'il est » (Z2). Quine [QUI 60] a prolongé la thèse de la sous-détermination des théories par une thèse de *l'indétermination de la traduction*. Elle renvoie à une confrontation entre conceptions du monde ou « schèmes conceptuels » différents, qui introduisent, comme les « paradigmes » de Kuhn [KUH 62], une dimension anthropologique et/ou historique dans l'épistémologie. On a donc une certaine incommensurabilité des discours et des théories. Chez Kuhn [KUH 77] elle peut provenir de *l'objet des théories*, de *l'historicité des conceptions* ou de *l'unicité du sens*. Chez Quine, la traduction est possible, mais elle n'est pas univoque. Cette ruine du « mythe de la signification » est aussi dévastatrice pour les thèses du positivisme logique que les problèmes du réalisme empirique le sont pour la théorie de la vérité-correspondance (où la vérité est définie comme adéquation entre les choses et leur représentation). Finalement, par des voies différentes, on retrouve le problème de l'interprétation herméneutique. L'existence de schèmes conceptuels différents se traduit par une *relativité des ontologies* : parler d'objets et de propriétés n'a de sens que dans un référentiel particulier. Même si les thèses relativistes ont elles-mêmes été sévèrement attaquées [DAV 74], [BOU 94],

¹⁰ Dans les sciences sociales, cette dépendance des faits par rapport aux structures cognitives comme aux théories d'arrière-plan est maintenant admise par de nombreux auteurs [BER 01]. En économie par exemple, l'instrumentalisation du recueil des données statistiques [FOU 80], l'inadéquation des concepts théoriques et des concepts opérationnels, les discussions sur les faits stylisés ou la définition des grandeurs économiques [MOU 96] viennent s'ajouter à d'autres sources d'imprécision des données économiques [MOR 50]. En histoire, Revel dans [BER 01] considère qu'au-delà des faits historiques, cette « production » se manifeste aussi dans le choix des échelles temporelles et spatiales d'observation. Le lecteur trouvera dans [HAC 99] une discussion critique de la notion de « construction sociale » et de nombreux exemples.

les contributions de Hanson, Quine et Kuhn remettent en question l'unicité des critères d'évaluation des théories et renforcent l'anti-réalisme. En présence du même phénomène, des observateurs qui ont des théories différentes auront des perceptions et des interprétations différentes. Dans un tel contexte, l'épistémologie risque la dissolution dans le relativisme (i.e. Feyerabend, cf. [SCH 98], bibliographie de l'introduction).

L'abandon des critères monistes est patent et les auteurs cherchent des cadres de référence plus flexibles et compatibles avec une certaine historicité. Pour *l'empirisme constructif* de van Fraassen [FRA 80], la science construit des modèles qui « sauvent les phénomènes » et l'acceptation d'une théorie implique seulement la *croiance* en son adéquation empirique et non plus en sa vérité. Au début des années quatre-vingt, on assiste à un retour du pragmatisme. Putnam [PUT 81] a ainsi adopté une position néo-peircienne, pour contrer le relativisme « fort » tout en admettant la pluralité et l'historicité des points de vue. Il conserve le réalisme du sens commun, tout en rejetant le réalisme épistémique (Z3 - qualifié de « métaphysique » ou « externe »). Selon Putnam soutenir Z3 aboutit à un paradoxe : pour expliquer le monde du sens commun, la science ne considère comme « réel » que les objets des théories (comme les atomes), ce qui revient à nier la réalité des objets de sens commun, comme les tables et les chaises qui n'existeraient que dans notre esprit. Son *réalisme « interne »* consiste à lier le sens d'un concept à une interprétation contextuelle. Selon la perspective externaliste, il n'existe qu'une seule description vraie du monde, conformément à Z3. Selon une perspective internaliste, *une question ontologique n'a de sens qu'à l'intérieur d'un système de croiance*. On retrouve l'idée des schèmes conceptuels et celle de la relativité de l'ontologie introduites par Quine ; mais elles sont ici subordonnées à un principe de consistance interne. La « vérité », relative, dépend ainsi de la cohérence des croyances entre elles et avec les expériences telles qu'elles sont représentées dans un système conceptuel de référence (comme les tables et les chaises qui « existent » dans le système de référence du sens commun). D'un point de vue « interne » (à un cadre conceptuel) la propriété d'exister ne se réfère donc pas à une réalité « en soi », mais à un cadre conceptuel dans lequel elle prend un sens de manière déterminée. Les faits deviennent dépendants du cadre conceptuel auquel ils sont rattachés, ce qui l'amène à reconsidérer en particulier la dichotomie faits / valeurs [PUT 02] comme le mythe du point de vue épistémologique du *spectateur impartial* (le « point de vue de Dieu »).

4.A.1.5. La théorie comme construction algorithmique dans une conception post-kantienne

Le programme du positivisme logique considérait comme acquis l'objectivité des faits tirés de l'expérience ainsi que la consistance et la complétude des formalismes logiques. Nous avons vu que nous ne pouvons pas être pleinement assuré de l'objectivité des faits. Le second point s'est également révélé problématique. Au début du siècle, le programme de Hilbert se donnait pour objectif de fonder les mathématiques sur la logique, dans le cadre d'un système formel meta-mathématique dont il espérait démontrer la non-contradiction et qui pourrait ainsi fournir un cadre de raisonnement et des preuves

indubitables. Gödel a montré que dans tout système formel contenant l'arithmétique, il existe toujours des propositions vraies mais indécidables (ni prouvables ni réfutables dans ce système), ce qui introduit une limite intrinsèque à tout formalisme¹¹. On ne peut prouver la consistance d'un tel système formel de manière purement syntaxique à l'intérieur de ce système. C'est donc une propriété elle-même indécidable de ce système et il est alors nécessaire d'avoir recours à des méthodes extérieures : la vérité ne peut être réduite à la prouvabilité, ni la sémantique à la syntaxe. Pour Zwirn [ZWI 00], ces limites montrent que « l'idéal de certitude absolue et d'isomorphisme total entre les théories et la réalité en soi doit être abandonné aussi bien pour les mathématiques que pour les sciences empiriques » (p 260). Néanmoins, cela n'empêche pas de considérer qu'on peut avoir un « degré de croyance élevé » dans les méthodes et les résultats de la démarche scientifique dans un cadre que nous allons préciser.

La conception tripartite de Zwirn s'inscrit dans une perspective post-kantienne et tire parti des acquis de la réflexion sur la physique quantique, la calculabilité et les sciences cognitives, tout en adoptant un *réalisme structurel* hérité de Poincaré. Zwirn distingue ce qui est représentable, ce qui n'est que conceptualisable et ce qui ne peut être connu par l'homme. La *réalité empirique* connaissable (les phénomènes) est ainsi décomposée en deux niveaux. Au premier niveau, la *réalité phénoménale* est ce qui est perceptible et représentable dans la réalité empirique, grâce à nos capacités cognitives. C'est ce que l'on appelle usuellement la « réalité empirique ». Mais Zwirn réserve ce terme à une capacité naturaliste de connaître, plutôt qu'à ce qui est effectivement perçu et représenté. Comme chez Quine et Putnam, les phénomènes sont filtrés par des cadres conceptuels cognitifs et sociaux : langage, culture, éducation, en relation avec les limites physiques de nos sens. On peut avoir une vision moniste ou pluraliste de la réalité phénoménale. Dans ce dernier cas, comme avec la thèse de Quine sur l'inscrutabilité de la référence¹², il est impossible de prendre conscience de cette diversité : « dans ce cas, l'intersubjectivité est une illusion que nous n'avons aucun moyen de dissiper ». Au niveau intermédiaire, la *réalité empirique* de Zwirn lui est spécifique et correspond à « l'inconnu connaissable ». Son périmètre est déterminé *a priori* de manière naturaliste par ce qui est connaissable objectivement d'après les capacités perceptives et cognitives humaines. « En ce sens elle n'existe pas indépendamment de l'homme ». Mais si le périmètre de ce niveau est bien déterminé par des caractéristiques objectives de l'espèce humaine, c'est en quelque sorte à l'insu de l'homme lui-même. Ce niveau n'est pas connaissable en tant que tel mais détermine pour Zwirn tout ce qui est conceptualisable, tout en n'étant pas nécessairement représentable. Il permet donc d'intégrer les inobservables. Le « refus de considérer que le conceptualisable épuise tout » conduit Zwirn à définir au plus haut niveau un *domaine non*

¹¹ Voir : [LAD 57], [GIR 89], [DEL 94], [ZWI 00] et pour une introduction, [DEL 02].

¹² Dans le cas d'une langue unique l'indétermination de la traduction devient l'« inscrutabilité de la référence » : chaque individu a « une ontologie propre, primitivement acquise et ultimement insondable » [QUI 60]. On ne peut jamais dire avec certitude quel est le contenu profond des propos de quelqu'un, mais cette différence n'apparaît pas au niveau intersubjectif.

conceptualisable par l'homme « dont on ne peut pas parler » et donc inconnaisable. Le fait de restreindre le périmètre de la réalité empirique à ce qui est conceptualisable et de définir ce qui ne l'est pas de manière négative évite d'avoir à se référer comme chez Kant à une réalité à laquelle on ne peut accéder. Le connaissable peut-il être réduit au conceptualisable ? L'extension de la réalité empirique au-delà du conceptualisable serait pertinente pour le point de vue expérimental en simulation qui sera développé plus loin.

Zwirm propose une définition constructiviste des théories considérées comme des systèmes formels. Si l'on peut traduire les phénomènes dont on cherche à rendre compte sous forme d'énoncés du langage du formalisme considéré, une théorie peut être vue comme un algorithme qui peut engendrer ces énoncés. Il s'agit alors d'un *algorithme de compression* au sens de la théorie de l'information. On peut ainsi distinguer dans l'activité savante des *sciences formalisables* « qui se laissent décrire par de tels algorithmes ». Avec cette définition computationnelle des théories (proposée également par [PAR 01]), les questions de la sous-détermination des théories par l'expérience et de l'interprétation des entités théoriques trouvent une explication élégante : « les algorithmes ne sont pas de simples formules mais font appel à des entités qui servent d'intermédiaire de calcul ». « Deux algorithmes engendrant les mêmes résultats ne font pas nécessairement appels aux mêmes intermédiaires de calcul » [ZWI 00, p.352]. Les mathématiciens dits « quasi-empiristes » [PEC 98] ont fondé une partie de leurs arguments sur ces considérations liées au problème de la calculabilité (théorie algorithmique de l'information et théorie algorithmique de la preuve). Cette idée est aujourd'hui assez largement partagée. Parrochia [PAR 01] affirme ainsi qu'« en face d'une réalité quelconque, on doit d'abord essayer de la comprimer, car c'est là l'attitude scientifique, la seule que l'on puisse en fait adopter » (p. 172).

La construction de systèmes formels n'implique pas que ces derniers puissent être entièrement vérifiés par démonstration, comme le souligne Zwirm : « tout système suffisamment complexe engendre des conséquences qui échappent à ses capacités de preuve ». Cette approche ne prévoit pas explicitement d'enchaînement nécessaire allant de la réalité phénoménale vers la théorie (comme chez les positivistes) ou, au contraire, d'une conjecture théorique vers une mise à l'épreuve empirique. Selon [WAL 03] la connaissance est vue comme un *système de croyance* que l'on révisé à l'épreuve des phénomènes empiriques en cherchant à *maintenir la cohérence d'ensemble* et à *préservé les croyances qui sont les plus profondément ancrées*. On retrouvera une variante de cette « maxime de mutilation minimale » [QUI 72] avec la hiérarchie des *misés en suspension* de Livet [Chapitre 8]. Le succès prédictif des théories s'explique par l'argument du *réalisme structurel*. Mais au lieu d'appliquer ce dernier au réel métaphysique, comme chez Poincaré, il est *appliqué au réel empirique* (niveau intermédiaire). Les échecs s'expliquent parce que « nos théories (construites formellement) ne s'appliquent qu'à la partie de la réalité phénoménale qui s'y prête ». Finalement, le point de vue « *algorithmiste* » particulier de Zwirm, quant à lui, est anti-réaliste au sens classique, car il ne postule pas l'existence d'une réalité totalement

indépendante de l'homme (Z1). Il est à la fois partiellement réaliste et partiellement idéaliste dans la mesure où le monde n'est pas une pure création de l'esprit, mais une « réalité empirique » dépendant de nos capacités perceptives et cognitives, qui peut être conçue indépendamment de chaque esprit individuel, mais ne peut l'être par définition indépendamment du monde extérieur : comme le dit Putnam [PUT 81 p. 9], cité par Zwirn : « l'esprit et le monde construisent conjointement l'esprit et le monde ».

4.4.2. Expérimenter

Si nous avons beaucoup parlé de théorie et peu de modèles, c'est qu'en épistémologie jusqu'à une période récente, les modèles ont été traités comme des instruments dérivés des théories et non comme des objets autonomes [introduction à cette partie]. Selon la vision *pragmatique* proposée par Morgan et Morrison, les modèles (et les simulations) sont perçus comme des « médiateurs autonomes » [MOR 99] entre théorie, pratiques et données expérimentales. Mais leur autonomie n'est que relative. Selon [VAR 06] elle « est de même type que [celle] de la pragmatique par rapport à la syntaxe et à la sémantique en linguistique » (p32). Mais le développement de l'informatique pourrait ouvrir de nouvelles opportunités. D'un côté, il existe une tradition logiciste forte en informatique, telle que l'on puisse considérer que la logique puisse offrir un cadre théorique général et suffisant pour penser l'informatique [WAG 98]. D'un autre côté, certains auteurs considèrent que l'informatique actuelle est par nature interactive, et non réductible au calcul de fonctions récursivement énumérables [GOL 05]. Ils opposent ainsi une vision « mathématique » à une vision « interactive » de la théorie informatique¹³. Cette opposition n'est pas sans rappeler (sans la recouvrir) l'opposition introduite par Axtell [Chapitre 6, introduction II° partie] entre simulation comme « complément » ou comme « substitut » des formalismes traditionnels. Cette section présente ainsi une thèse alternative qui permet de penser ces formes de simulation qualifiées de « substitut » des formalismes traditionnels. Elle oppose des simulations « mono-axiomatisées » fondées sur l'unicité du modèle sous-jacent et des simulations pluri-formalisées, basées sur des modèles couplés en interaction [Chapitre 2]. [VAR 06] décrit la première approche comme un *computationalisme rationnel*, et la seconde comme un *computationalisme appliqué*, centré sur l'expérience et l'interdisciplinarité, qui permet à la simulation de trouver une véritable autonomie dans un registre « non langagier ». Selon ce point de vue, ces approches pluri formalisées ne recourent pas nécessairement à une théorie représentationnelle de la connaissance et n'engagent donc pas les mêmes questions au regard de la validation.

L'idée selon laquelle de telles simulations offriraient une nouvelle forme d'expérimentation dans les sciences commence à être partagée par de nombreux auteurs [WAG 85], [HUM 90], [WIN 03], voir [LAS 96] pour une mise en perspective et [VAR 01] pour un premier tour d'horizon. Ces auteurs retrouvent une des motivations

¹³ Nous remercions Anne Nicolle pour nous avoir introduits à cette littérature.

d'un des fondateurs des techniques numériques de simulation assistées par ordinateur : le mathématicien Ulam [ULA 51]. Selon lui, la simulation numérique de type Monte-Carlo, c'est-à-dire la résolution approchée d'un modèle continu au moyen d'un échantillonnage effectué sur ordinateur à partir de nombres pseudo-aléatoires, permet la « production 'physique' de modèles de situations combinatoires ». Pour Ulam, on peut dire qu'elle est une « expérience » en ce sens précis qu'elle vise à répliquer de manière imagée (spatialisée), réaliste et non abstraite¹⁴ la situation et le phénomène qui affecte cette situation. Une telle simulation fait un usage *physicalisé* des symboles. Nous entendons par là que le support physique des symboles entre à nouveau fortement en ligne de compte dans le calcul, sans passer par une règle conventionnelle purement abstraite de leur fonctionnement, c'est-à-dire liée à l'arbitraire des signes et à leurs règles de combinaisons désincarnées et conventionnelles : ce ne sont donc plus des symboles au sens fort. Ainsi en est-il des neutrons répliqués de manière réaliste et individuellement dans la simulation numérique d'une fission thermo-nucléaire [ULA 51]. Cette physicalisation va de pair avec une utilisation faiblement symbolique des symboles mathématiques. Une telle simulation est en ce sens un *usage non essentiellement abstraitif*, et donc non-orienté « compression », du formalisme. Précisons les choses.

4.A.2.1. Ulam : la simulation numérique

Dans un premier temps, la simulation Monte-Carlo a permis une approche instrumentée, procédant par « quasi »-tâtonnement (à cause des nombres pseudo-aléatoires), de manière à résoudre des problèmes ouverts en analyse combinatoire. Ulam généralisa cette heuristique à l'ensemble des mathématiques *via* les formulations logiques usuelles de la métamathématique¹⁵. Ces formulations logiques pouvant être abordées par une technique de test aléatoire automatisé et programmable, l'ensemble des mathématiques gagnait là, selon Ulam, une *approche heuristique nouvelle* qui présentait l'avantage de rendre quasi-physiques les procédures de recherches et de découvertes en mathématiques (à la différence des théories de l'heuristique classiquement fondées sur la puissance des symboles, comme l'*ars inveniendi* de Leibniz, par exemple). Notons que, pour Ulam, le caractère *empirique* de telles simulations ne provient pas du simple caractère stochastique des formalismes implémentés. Ulam rappelle ainsi que « la distinction entre un point de vue déterministe et un point de vue probabiliste réside seulement dans l'*interprétation* et non dans le traitement mathématique lui-même » [ULA 51]. Il sait que les traitements mathématiques peuvent être démontrés parfaitement équivalents. C'est donc essentiellement la dé-symbolisation des

¹⁴ C'est-à-dire d'une manière non prioritairement condensée en des symboles qui, comme dans les approches mathématisées classiques, ne conserverait que les relations et les isomorphismes supposés exister entre certaines caractéristiques des entités en rapport dans le phénomène étudié.

¹⁵ Calcul des propositions, calcul des prédicats, voir [GAL 97] pour plus de détails.

formalismes¹⁶ qui est ici mise en avant pour justifier le *caractère empirique de la simulation*. Du fait de cette dé-symbolisation on ne peut pas considérer qu'il s'agisse là d'expériences de « pensée » déléguées à la machine, comme une lecture orientée IA pourrait le croire. Pas plus qu'il ne s'agit de jeux de hasard délégués, il ne s'agit de pensées déléguées à la machine, fussent-elles opaques. Ulam va jusqu'à décrire cette activité de « physicalisation » radicale du formalisme comme une *alternative fondamentale* à la manière habituelle d'idéaliser et de symboliser en mathématique, comme également, et par contre-coup, une alternative à l'idéalisation dans toutes les mathématisations et modélisations appliquées à des phénomènes empiriques. Pour Ulam, on peut en effet toujours remplacer un phénomène physique non pas seulement par cette sorte d'idéalisation intensionnelle qu'est l'idéalisation classique, c'est-à-dire par un choix très sélectif de paramètres de contrôle moyennés et/ou apurés, mais aussi par un modèle discrétisé, à grand nombre de paramètres, voire sur un espace théoriquement infini¹⁷ sur lequel effectuer des expériences de simulation. Cette *idéalisation* seconde manière peut être appelée « *extensionnelle* » dès lors qu'elle résulte d'une atomisation du phénomène concerné et de la prise en compte large de tous ses degrés de liberté supposés. Si, dans cette idéalisation, chaque élément est également simplifié à l'extrême, c'est en contre-partie leur nombre infini, se manifestant par une extériorisation (car explicitation dans les cellules) des propriétés physiques, qui explicite les rapports cachés entre les variables de contrôle, de manière le plus souvent non compressible et non compréhensible. Il y a extériorisation au sens où il n'y pas de procédure algorithmique ni symbolique uniforme de type supérieur qui « intérioriserait » en elle comme en un méta-symbole ou méta-ensemble de symboles, c'est-à-dire qui résumerait mono-axiomatiquement, les symboles de type inférieur, comme c'est en revanche d'usage dans les modèles logiques ou mathématiques. Le filtrage numérique ou les procédures de compression algorithmique restent des modèles mathématiques en ce sens. C'est en quoi l'épistémologie *compressiste* néglige de penser l'apport de la simulation numérique en ce qu'elle prépare déjà les futures approches par individus, objets et agents.

4.A.2.2. Une présentation sans représentation ?

N'étant ni une conception, ni une représentation, le résultat de ce genre de simulation est donc, *a minima*, une *présentation*. C'est une présentation à visée d'abord répliquative (comme le montre l'emploi de Monte-Carlo pour le dimensionnement de la bombe H) et non-prioritairement abstraite (même s'il y a des constituants abstraits ou modèles dedans, bien sûr). Les limites du kantisme tiennent au fait qu'il tend à asseoir le percept dans le concept. Le connaissable est borné par le

¹⁶ C'est-à-dire de par la prise en compte simultanée de caractéristiques hétérogènes axiomatisées d'une part de manière géométrique, d'autre part de manière stochastique.

¹⁷ La procédure d'itération de matrice de rangs finis sur un espace infini fonde en effet la technique de Monte-Carlo ; cela donnera naissance aux automates cellulaires.

conceptualisable : il n'y a de connaissance que par un concept. Or, avec la simulation physicalisante, et figurale en ce sens, on se trouve devant quelque chose qui n'est pas toujours d'emblée de l'ordre d'un objet perçu, c'est-à-dire d'une perception complète, avec reconnaissance d'objet. La simulation ne nous met pas devant un concept vide (comme l'inobservable chez Zwirn), mais au contraire, devant une intuition sensible sans concept. C'est en ce sens que se comprend le rôle heuristique des simulations de substitution (outre le fait qu'elles peuvent être un terrain d'analyses quantitatives et qualitatives). C'est pourquoi, visant ce genre de simulation, [VAR 03] a pu parler d'« *intuition augmentée par ordinateur* » et d'« *écosystèmes de formalismes objectivés* ». Cette intuition ou « présentation en singularité » ou encore « présentation d'un apax comme tel » serait, selon ce point de vue, à penser en un sens non mathématique, en particulier sans le recours limitant à la dialectique schème mono-axiomatisé / thème.

L'épistémologie « compressiste » part du concept contraignant de *système formel* (SF). Un SF est un langage formel doté d'axiomes et de règles de transformation. Il est par principe mono-axiomatisé au sens où il part d'un ensemble unique de règles formelles non-contradictaires [BEN 91], [WAG 98]. En ce sens, il y a « homogénéité » dans ce que construisent et ce que peuvent atteindre les axiomes d'un SF. Mais dans les multi-formalisations, les axiomatiques utilisées peuvent être hétérogènes, c'est-à-dire incompatibles mathématiquement en ne devenant compatibles qu'à un stade computationnel discrétisé, dans la seule implémentation [VAR 03]. Elles peuvent donc parfois être axiomatiquement contradictoires : à chaque niveau auquel on est arrivé à les penser, à les calibrer, voire à les « valider » sur le phénomène composite concerné, c'est-à-dire localement et à une échelle donnée, *on ne peut précisément pas les comprimer ensemble*. A les prendre à leurs niveaux - non dans leur implémentation machine (amont), ni dans leur résultat calculatoire (aval) - elles ne sont donc pas à rigoureusement parler homogènes à un SF. Or, il n'y a de compression possible qu'après la supposition (qui est une modélisation en ce sens) qu'on se représente et lit (ou filtre) le monde et les simulations elles-mêmes à travers un langage formel « plaqué » sur les phénomènes ou sur les résultats de la simulation. C'est en effet le langage que déploie en tant que tel le SF qui permet l'analyse et le filtrage numérique nécessaires à la compression. La compression de données ne travaille ainsi que sur la surface des « choses » à partir d'une conception du monde d'avance langagière (au sens d'un langage formel consistant), précisément orientée-signal ou, plus largement encore, orienté-langage et donc à hypothèse lourde. À ce titre, le point de vue « compressiste » est un perspectivisme langagier dû à un métier spécifique et à des performances attendues précises. Dans ce cas de figure, le « schème conceptuel » anticipe le monde comme tissu d'informations et de signaux. C'est bien essentiellement le cas, par exemple, dans le béhaviorisme et l'approche statistique inférentielle de Quine. Il n'est pas surprenant alors de penser que tout est compressible, y compris une simulation que l'on croit pouvoir traiter alors soit comme un simple programme de calcul qui peut être formellement optimisé en amont, selon les quelques théorèmes de l'informatique théorique dont on dispose (compression d'algorithme), soit, en aval, comme un simple signal numérique

compressible par principe (compression *par* algorithme). En ce sens, il y a toujours la possibilité de minimiser l'apport de la simulation substitut et de dire qu'il s'agit d'une simple méthode de calcul, de simples échantillonnages statistiques, et pas du tout d'une méthode concurrente de la représentation abstractive classique en modélisation. Hanson [HAN 58] nous a appris que bien souvent en histoire des sciences, ce qui est inventé d'abord au titre d'une procédure de calcul ingénieuse, finit par passer, avec la routinisation, pour le reflet d'une réalité sous-jacente aux observables (selon Z3). Ce fut peut-être en effet un travers des « cellularistes », ou même des tenants du « monde-ordinateur », qui ont porté aux nues les automates cellulaires pendant un temps, jusqu'à proposer une « nouvelle sorte de science ».

Pour finir, nous voudrions suggérer que multi-modélisation et multi-formalismes [Chapitre 2], [ZEI 00] traités par la simulation non plus numérique, mais informatique, ne tomberont peut-être pas dans ce travers. Car ce qui caractérise la simulation informatique, reposant cette fois-ci sur des langages orientés-objet ou agents [Chapitre 1] (et non plus sur des langages procéduraux), c'est la possibilité de poursuivre le mouvement lancé par Ulam vers une plus grande complexité, avec une multiplication et une diversification des entités en interaction et de leurs relations. La simulation informatique, conçue non pas comme complément, mais comme substitut des formalismes traditionnels présente désormais le statut épistémique d'une *expérience assistée par ordinateur* car la concrétion ou co-croissance des formalisations les éloigne de la conceptualisation immédiate [Introduction II^o partie]. Le fait de tomber dans cette catégorie ne signifie pas cependant qu'une conceptualisation traduisible par un algorithme de compression soit ultérieurement impossible (d'où le développement actuel de la recherche de modèles sur des simulations, modèles comprimant que l'on pourra alors dire mono- ou uni-formalisés).

Le caractère expérimental, si spécifique, des simulations assises sur des multi-formalisations (qui sont *de facto* des simulations-substituts) semble ainsi s'ajouter au caractère quasi-empirique (au sens des mathématiciens [PEC 98], cette fois-ci), reconnu par ailleurs, des explorations par simulations de modèles ou de programmes informatiques complexes pour lesquels on ne dispose pas de preuve formelle, caractéristique de la *simulation-complément*. Cette dernière approche est compatible avec une conception de la connaissance comme « croyance », qui présuppose une connaissance déjà formulable en propositions analysables, et telle qu'elle intervient dans la filiation analytique Quine / Davidson / Putnam. Ce rôle des croyances d'arrière-plan est essentiel à prendre en compte dans les SHS. Cependant, malgré la pertinence de cette conception de la connaissance dans le domaine conceptualisable et surtout formalisable (en particulier pour la *simulation-complément*), on peut s'interroger sur sa capacité à rendre compte des modes d'appréhension et de figuration nouveaux que propose à la connaissance humaine la *simulation-substitut* (réifiante, pluri-formalisée et pluri-perspective) qui intervient aussi en SHS. Selon ce dernier point de vue, toute volonté de transformer à nouveau ce type de simulations en signes pourrait a priori

rater en son fondement la spécificité d'un mode nouveau d'expérimentation. Ainsi, l'approche sémiotique de Peirce ou même l'approche quinienne de la connaissance par la métaphore des signaux et des systèmes de signes performants peuvent être très fécondes pour expliquer certains usages de la modélisation [MOR 04], surtout - on s'en doute bien - en ingénierie de la connaissance et en SHS, mais la simulation substitut, qui a aussi sa place en SHS, ne semble pas pouvoir être toujours réduite au statut d'un signe [VAR 06]. Et la réflexion épistémologique reste ouverte sur ce point.

4.5. Bibliographie

- [AMB 03a] AMBLARD F., HILL D.R.C., BERNARD S., TRUFFOT J., DEFFUANT G. "MDA Compliant Design of SimExplorer, A Software to handle simulation experimental frameworks", *Proceedings of the 2003 SCS Summer Simulation Conference*, Montréal, p. 279-284, juillet 2003.
- [AMB 03b] AMBLARD F. *Comprendre le fonctionnement de simulations sociales individuelles centrées : Application à des modèles de dynamiques d'opinions*, Thèse de doctorat en Informatique de l'Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, 2003.
- [AXE 97] AXELROD R. *The Complexity of Cooperation: Agent-based models of conflict and cooperation*, Princeton University Press, 1997.
- [AXT 96] AXTELL R., AXELROD R., EPSTEIN J., COHEN M.D. "Aligning simulation models: a case study and results", *Computational and mathematical organization theory*, vol.1, p. 123-141, 1996.
- [BAC 34] BACHELARD G. *Le nouvel esprit scientifique*, Paris, Vrin, 1934.
- [BAK 03] BAKAM I. *Des systèmes multi-agents aux réseaux de pétri pour la gestion des ressources naturelles : Le cas de la faune dans l'est cameroun*, thèse de doctorat, Université de Yaoundé 1, Yaoundé, Cameroun, 2003.
- [BEN 91] BENZAKEN C. *Systèmes formels, introduction à la logique et à la théorie des langages*, Masson 1991.
- [BER 01] BERTHELOT J.M. ed. *Epistémologie des Sciences sociales*, Paris, PUF, 2001.
- [BIG 05] BIGBEE A., CIOFFI-REVILLA C., LUKE S. "Replication of sugarscape using Mason", *Fourth International Workshop on Agent-based Approaches in Economic and Social Complex Systems (AESCS'05)*, Tokyo, mai 2005.
- [BOU 72] BOUDOT M. *Logique inductive et probabilité*, Paris, Armand Colin, 1972.
- [BOU 94] BOUDON R. CLAVELIN M. *Le relativisme est-il résistant ?*, Paris PUF, 1994.
- [BOU 99] BOULNOIS O. (1999) *L'être et la représentation*, Paris, PUF, 1999.
- [DAV 74] DAVIDSON D. "On the very idea of a conceptual scheme", *Proc. of the A.P.A.*, 14, 1974 reprinted in : *Inquiries into Truth and Interpretation*, Oxford University Press, p. 17-36, 1984.
- [DEF 02] DEFFUANT G., AMBLARD F., WEISBUCH G., FAURE T. "How can extremism prevail? A study based on the relative agreement model", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.5, n°4, 2002.

- [DEF 03] DEFFUANT G., AMBLARD F., DUBOZ R., RAMAT E. "Une démarche expérimentale pour la simulation individus-centrée", J.-P. Müller dir, *Rochebrune 2003 : épistémologie de la simulation*, Paris ENST, p. 45-64, 2003.
- [DEL 94] DELAHAYE J.-P. *Information, complexité et hasard*, Paris, Hermès, 1994
- [DEL 02] DELAHAYE J.-P. *L'Intelligence et le calcul : de Gödel aux ordinateurs quantiques*, Belin - Pour la Science, 2002
- [DUH 06] DUHEM P. *La théorie Physique, son objet sa structure*, Paris, Rivière, (Vrin 1981).
- [EDM 03] EDMONDS B., HALES D. "Replication, Replication and Replication: Some Hard Lessons from Model Alignment", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°4, 2003.
- [EPS 96] EPSTEIN J., AXTELL R. *Growing Artificial Societies, Social Science from the bottom up*, MIT Press, 1996.
- [FOU 80] FOURQUET F. *Les comptes de la puissance, Histoire de la comptabilité nationale et du Plan*, Paris, Encres, 1980.
- [FRA 80] VAN FRAASSEN B. *The Scientific Image*, Oxford, Oxford University Press, 1980.
- [GAL 97] GALISON P. *Image and Logic*, Chicago, The University of Chicago Press, 1997.
- [GIL 89] GILLY B. "Les modèles bio-économiques en halieutique : démarches et limites". In: Verdeaux, François (ed.) - *La pêche : enjeux de développement et objet de recherche, Cahiers Sciences Humaines*, vol.25, n°1-2, p. 23-33, 1989.
- [GIR 89] GIRAUD J.Y., NAGEL E. NEWMAN J.R., GÖDEL K. *Le théorème de Gödel*, Paris Seuil, 1989
- [GIR 94] GIROUX S., PACHET F., PAQUETTE G. « Système d'information épiphyte : espionnage des interactions entre agents », Deuxièmes Journées Francophones IAD&SMA à Voiron, Mai 1994.
- [GRI 99] GRIMM V. "Ten years of individual-based modelling in ecology: what we have learned and what could we learn in the future?", *Ecological Modelling*, vol.115, p. 129-148, 1999.
- [GOL 05] GOLDIN D., WEGNER P. "The Church-Turing Thesis: Breaking the Myth", *CiE 2005*, LNCS 3526, Springer 2005, pp. 152-168.
- [HAC 01] HACKING I. *An introduction to Probability and Inductive Logic*, Cambridge University Press 2001, trad. *L'ouverture au probable éléments de logique inductive*, Paris, Colin, 2004.
- [HAC 83] HACKING I. *Representing and Intervening*, Cambridge University Press, 1983, traduction *Concevoir et expérimenter*, Paris, Christian Bourgeois ed., 1989.
- [HAC 99] HACKING I. *The Social Construction of What ?* Harvard University Press 1999, trad. *Entre Science et réalité, la construction soiciale de quoi ?* La découverte, 2001.
- [HAL 03] HALES D., EDMONDS B., ROUCHIER J. "Model to model analysis", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°4, 2003.
- [HAN 58] HANSON N.R. *Patterns of Discovery*, Cambridge Ma., Cambridge University Press, 1958, traduction : *Les Modèles de la découverte*, Dianoia 2000.
- [HUM 90] HUMPHREYS P. "Computer Simulations", *PSA*, vol. 2, p.497-506, 1990,.
- [JAN 03] JANSSEN M., AHN T.K., "Adaptation vs. Anticipation in Public-Good Games", *Model to model workshop electronic Proceedings*, Rouchier J., Edmonds B., Hales, D. (eds.), 2003.

- [JEA 03] JEANSON R., BLANCO S., FOURNIER R., DENEUBOURG J.L., FOURCASSIE V., THERAULAZ G., "A model of animal movements in a bounded space", *Journal of Theoretical Biology*, vol.225, p. 443-451, 2003.
- [KUH 62] KUHN T.S. *The Structure of Scientific Revolution* ; University of Chicago Press, 1962, traduction : *La structure des révolutions scientifiques*, Paris, Flammarion, 1983.
- [KUH 77] KUHN T.S. *The Essential Tension*, University of Chicago Press, 1977, traduction : *La tension essentielle, tradition et changements dans les sciences*, Paris, Gallimard, 1990.
- [LAD 57] LADRIERE J. *Les limitations internes des formalismes*, Paris, Gauthier-Villars, 1957.
- [LAS 96] LASSEGUE J. « La méthode expérimentale, la modélisation informatique et l'intelligence artificielle », *Intellectica*, 22, p. 21-65, 1996..
- [LEG 73] LEGAY J.M., *La méthode des modèles, état actuel de la méthode expérimentale*, Informatique et Biosphère, 1973.
- [MAN 05] MANZO G. « Variables, mécanismes et simulations. Une combinaison des trois méthodes est-elle possible ? Une analyse critique de la littérature », *Revue Française de Sociologie*, vol.46, n°1, 2005.
- [MET 49] METROPOLIS N. et ULAM S. "The Monte Carlo Method", *J. Amer. Stat. Assoc.*, 44, p. 335-341, 1949.
- [MEU 01] MEURISSE T., VANBERGUE D., "Problématique de conception de simulations multi-agents", *Actes des 9eme Journées Francophones pour l'Intelligence Artificielle Distribuées et les Systèmes Multi-Agents*, 2001.
- [MIN 65] MINSKY M., "Matter, Mind and Models", *Proceedings of IFIP Congress*, p. 45-49, 1965.
- [MOR 04] MORAND B. *Logique de la conception – Figures de sémiotique générale d'après Charles S. Peirce*, Paris, L'Harmattan, 2004.
- [MOR 99] MORGAN M.S., MORRISON M. *Models as Mediators*, Cambridge University Press, 1999.
- [MOR 50] MORGENSTERN O. *On the accuracy pf economic observations*, Princeton University Press, 1950, trad. Précision et incertitude des données économiques, Paris, Dunod 1972.
- [MOU 96] MOUCHOT C. *Méthodologie économique*, Hachette éducation, 1996 (point Seuil 2003).
- [NAT 99] National Research Council, *Sharing the fish: toward a national policy on individual fishing quotas*. National Research Council; (ed). National Academy Press USA., July 1999.
- [PAR 01] PARROCHIA D. « Algorithmique et complexité : les limites de l'informatique », *Annales d'histoire et de philosophie du vivant*, vol. 5, p. 143-173, 2001.
- [PEC 98] PECCATE P. « Philosophie et mathématiques : sur le quasi-empirisme », *Conférence au REHSEIS*, le 23 juin 1998. <http://peccate.karefil.com/Quasi/QuasiEmpirisme.html>.
- [POI 03] POINCARÉ H. *La Science et l'hypothèse* , Paris Flammarion, 1908, (réed. Champs 1968).
- [POP 63] POPPER K. *Conjectures and Refutations - The Growth of Scientific Knowledge*, London, Henley, Routledge & Kegan 1963, traduction : *Conjectures et réfutations*, Payot 1985
- [POP 72] POPPER K. *Objective Knowledge*, Oxford University Press, 1972, trad. française : *La connaissance objective*, Aubier 1991 réed. Col. « Champs » Paris, Flammarion, 1998.

- [PUT 81] PUTNAM, H. *Reason, Truth and History*, Cambridge Ma, Cambridge University Press, 1981, traduction : *Raison, vérité et histoire*, Paris, Les Editions de Minuit, 1984.
- [PUT 02] PUTNAM, H. *The Collapse of the Fact / Value Dichotomy* Harvard University Press, 2002, traduction : *Fait / Valeur la fin d'un dogme*, Paris, Editions de l'éclat, 2004.
- [QUI 60] QUINE W.V.O. *Word and Object*, Cambridge Ma., MIT University Press 1960, traduction : *Le Mot et la Chose*, Paris, Flammarion, 1977.
- [QUI 72] QUINE W.V.O. *Méthodes de Logique*, Paris, Armand Colin, 1972.
- [ROU 00] ROUCHIER J. *La Confiance à travers l'échange. Accès aux pâturages au Nord-Cameroun et échanges non-marchands : des simulations dans des Systèmes Multi-Agents*, Université d'Orléans, thèse de doctorat de l'Université d'Orléans, 2000.
- [ROU 03] ROUCHIER J. "Re-Implementation of a Multi-Agent Model Aimed at Sustaining Experimental Economic Research: the Case of Simulations with Emerging Speculation", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°4, 2003.
- [SCH 57] SCHAEFER M.B. "A study of the dynamics of the fishery for yellowfin tuna in the eastern tropical Pacific Ocean", *Inter-American Tropical Tuna Communication Bulletin*, vol.2, n°6, p. 245-285, 1957.
- [SCH 78] SCHELLING T.S., *Micromotives and Macrobehavior*, New-Tork, Norton and Co, 1978.
- [TIE 93] TIERCELIN C. *C.S. Pierce et le pragmatisme*, col. Philosophies Paris, PUF, 1993.
- [ULA 51] ULAM S. "On the Monte-Carlo method", *Proceedings of a Second Symposium on Large-Scale Digital Calculating Machinery, 1949*, Cambridge Ma., Harvard University Press, p. 207, 1951.
- [VAR 01] VARENNE F. "What does a computer simulation prove ?", in *Simulation in industry*, ed. by N. Giambiasi and C. Frydman, SCS Europe Bvba, Ghent, p.549-554, 2001.
- [VAR 03] VARENNE F. « La simulation conçue comme expérience concrète », J.-P. Müller dir. *Rochebrune :Le statut épistémologique de la simulation*, Paris, ENST, p. 299-313, 2003.
- [VAR 06] VARENNE F. *Les notions de métaphores et d'analogie dans les épistémologies des modèles et des simulations*, Paris, éditions Pétra, 2006.
- [WAG 98] WAGNER P. *La machine en logique*, Paris, Presses Universitaires de France, 1998.
- [WAL 03] WALLISER B., ZWIRN D., ZWIRN H. « Raisonnements non certains et changement de croyances », in MARTIN T. *Probabilités subjectives et rationalité de l'action*, Paris, CNRS, 2003.
- [WIN 03] WINSBERG E. "Simulated Experiments : Methodology for a Virtual World", *Philosophy of Science*, 70, , January, p. 105-125, 2003..
- [YAH 05] YAHJA A., CARLEY K.M., "WIZER: An Automated Intelligent Tool for Model Improvement of Multi-Agent Social-Network Systems", *Proceedings FLAIRS*, Miami, 2005.
- [ZEI 00] ZEIGLER, B. P., PRAEHOFER, H. et KIM, T. G. *Theory of Modeling and Simulation-Integrating discrete event and continuous complex dynamic systems*, New York, Academic Press, 2000.
- [ZWI 00] ZWIRN H. *Les limites de la connaissance*, Paris, Odile Jacob, 2000.

Chapitre 5

Sciences sociales computationnelles : simulation sociale multi-agents

5.1. Introduction

Alors que l'idée même de simulation par ordinateur a eu une influence énorme sur la plupart des domaines scientifiques et même sur l'imaginaire public par son utilisation dans des jeux tels que *SimCity*, il a fallu attendre les années 90 pour qu'elle ait un impact significatif en sciences sociales. Cette percée a eu lieu lorsque l'on a réalisé que les programmes informatiques offrent la possibilité de créer des sociétés artificielles dans lesquelles les individus et les acteurs collectifs comme des organisations peuvent être directement représentés et l'effet de leurs interactions observé. Pour la première fois, on avait ainsi la possibilité d'utiliser des méthodes expérimentales pour étudier des phénomènes sociaux ou, du moins, leurs représentations sur ordinateur ; d'étudier directement l'émergence d'institutions sociales à partir d'interactions individuelles ; et d'utiliser le code machine comme moyen de formaliser des théories sociales dynamiques. Dans ce chapitre, ces avancées dans l'application de la simulation par ordinateur aux sciences sociales seront illustrées à l'aide d'un certain nombre d'exemples issus de travaux récents qui montrent comment cette nouvelle méthodologie est appropriée pour analyser les phénomènes sociaux qui sont en soi complexes, et comment elle offre des possibilités pour l'expérimentation et l'étude des phénomènes émergents.

5.2. La simulation sociale

La construction de programmes informatiques qui simulent des aspects du comportement social peut contribuer à la compréhension de processus sociaux. Une grande partie des recherches en sciences sociales développe ou utilise certains types de théories ou de modèles ; par exemple, une théorie de la cognition ou un modèle du système de classes sociales. Généralement, de telles théories sont écrites en langue naturelle, plus rarement sous forme d'un système d'équations (par exemple, dans la modélisation par des équations structurales). Il existe une troisième voie pour exprimer les théories, celle qui consiste à les traduire sous la forme d'un programme machine. Des processus sociaux peuvent alors être simulés sur ordinateur. Dans certaines circonstances, il est même possible d'effectuer des expériences sur des systèmes sociaux artificiels qu'il serait impossible, pour des raisons éthiques notamment, de réaliser sur des populations humaines.

Un des avantages de la simulation sur ordinateur est qu'il est nécessaire d'explicitier très clairement les hypothèses de base afin de construire un modèle de simulation utile. Chaque relation à modéliser doit être décrite précisément. Chaque paramètre doit avoir une valeur, sinon il sera impossible d'exécuter la simulation. Cette discipline signifie également que le modèle est potentiellement contrôlable par d'autres chercheurs, et ceci dans le moindre détail. Ces avantages de clarté et de précision ont cependant des inconvénients. Les simulations des processus sociaux complexes impliquent ainsi l'évaluation de nombreux paramètres et la collecte des données adéquates pour les évaluations qui peuvent être difficiles à réaliser.

Un autre avantage de la simulation est que, sous certaines circonstances, elle peut fournir des éléments d'information pour comprendre l'émergence de phénomènes macroscopiques à partir d'actions du niveau micro. Par exemple, une simulation d'individus en interaction peut indiquer des formes claires d'influence une fois examinée à l'échelle sociétale. Une simulation par Nowak et Latané [NOW 94], par exemple, montre comment des règles simples relatives à la manière dont un individu influence les attitudes d'un autre peuvent conduire à des changements d'attitude au niveau sociétal. Une simulation par Axelrod [AXE 95] démontre comment des formes de domination politique peuvent résulter de quelques règles appliquées par des Etats-nations simulés. Schelling [SCH 71] utilise une simulation pour montrer que des niveaux élevés de ségrégation résidentielle peuvent apparaître même lorsque des individus sont disposés à avoir une majorité de personnes d'appartenance ethnique différente vivant dans leur voisinage.

L'étude de Schelling est une bonne illustration du type de travail impliqué par la simulation [Chapitre 17]. Il modélise un voisinage dans lequel des logements sont représentés par les carrés d'une grille. Chaque emplacement de la grille est soit occupé par un ménage simulé (sur la figure 5.1, un ménage gris clair ou gris foncé),

soit inoccupé (noir). Lorsque la simulation est exécutée, chaque ménage observe les huit emplacements qui l'entourent pour évaluer le nombre de voisins de même couleur que lui et le nombre de voisins d'une autre couleur. Si le nombre de voisins de sa propre couleur n'est pas suffisamment élevé (par exemple, s'il y a moins de trois voisins de sa couleur), le ménage se déplace vers une place inoccupée choisie aléatoirement sur la grille. Ensuite, le ménage suivant observe ses propres voisins et ainsi de suite, jusqu'à ce que chaque ménage soit positionné à un emplacement où il est satisfait de l'équilibre de couleurs avec ses voisins.

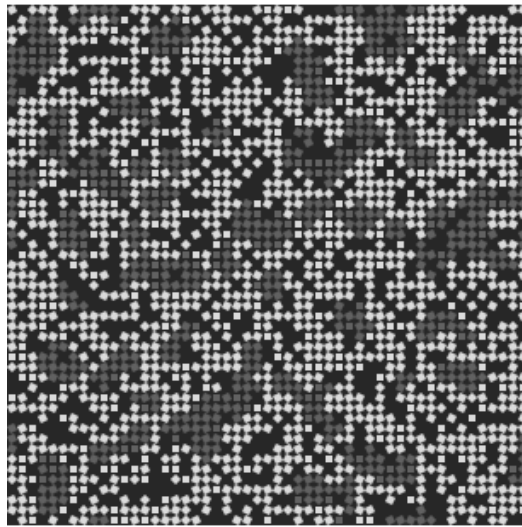


Figure 5.1. *La configuration de clusters qui émerge du modèle de Schelling.*

Schelling a remarqué que lorsque la simulation atteint un point d'équilibre, où les ménages ne souhaitent plus se déplacer, c'est toujours sur une configuration sous forme de groupes de ménages adjacents de même couleur. Il a suggéré que cette simulation imite le comportement des blancs s'échappant des voisinages principalement noirs, et a observé à partir de ses expériences par simulation que même lorsque les blancs étaient satisfaits de vivre sur des emplacements où les voisins noirs étaient en majorité, les regroupements apparaissaient toujours : la ségrégation résidentielle pourrait ainsi se produire même si les ménages sont prêts à vivre parmi ceux de l'autre couleur.

5.3. Sociologie et complexité

Le monde physique est rempli de systèmes qui sont linéaires ou approximativement linéaires. Ce qui signifie que les propriétés du tout sont une agrégation assez simple des parties. Par exemple, même les propriétés d'un système aussi important qu'une

galaxie, comportant des centaines de millions d'étoiles, peuvent être prévues avec précision en utilisant les équations élémentaires du mouvement. Ceci s'applique également aux agrégations au niveau atomique et moléculaire.

Les sociétés et en particulier les sociétés humaines, sont différentes. Elles semblent avoir des aspects plutôt imprévisibles. Il devient alors périlleux de faire des prévisions exactes concernant leur développement futur. De plus leurs caractéristiques à un moment donné semblent être affectées systématiquement par leur histoire passée. Par exemple, dans une société, l'adoption d'une technologie plutôt qu'une autre peut être considérablement influencée par des contingences mineures de type : quels individus ont choisi quelle technologie à leur démarrage [ART 89]. Cet effet est connu sous le terme de « dépendance du chemin »¹⁸. C'est un signe que les sociétés, les institutions et les organisations humaines sont des *systèmes complexes*. Nous entendons par « complexe » pris au sens technique, le fait que le comportement du système dans son ensemble ne puisse pas être déterminé en le divisant et en comprenant le comportement de chacune des parties prise séparément, ce qui est la stratégie réductionniste classique des sciences physiques.

Une raison pour laquelle les sociétés humaines sont complexes est qu'elles présentent beaucoup d'interactions non linéaires entre leurs entités, i.e. les individus. Ces interactions incluent la transmission de connaissances et d'éléments qui affectent souvent le comportement de leurs destinataires. Il est alors impossible d'analyser une société dans son ensemble en étudiant individuellement ses composants. On dit que le comportement de la société « émerge » des actions de ses composants. Il y a de nombreux exemples d'émergence dans les systèmes sociaux. En fait, il se pourrait que presque tous les attributs significatifs des systèmes sociaux soient émergents. Par exemple, les marchés émergent des actions individuelles des courtiers ; les institutions religieuses émergent des actions de leurs adhérents ; les organisations économiques émergent des activités de leurs employés, ainsi que de l'action de groupes tels que les législateurs, les avocats, les annonceurs et les fournisseurs. Nous pouvons dire qu'un phénomène est émergent quand il ne peut être décrit et caractérisé qu'en utilisant des termes et des mesures qui sont inappropriés ou impossibles à appliquer au niveau des composants élémentaires. Par exemple, nous pouvons identifier le credo d'une église ou la mission d'une organisation, mais ces termes font difficilement sens, lorsqu'ils le font, une fois appliqués aux individus.

Bien que des phénomènes émergents puissent également être trouvés dans les systèmes physiques, une caractéristique des sociétés humaines qui les rend uniques est que les individus peuvent identifier les propriétés émergentes (et donc y répondre) [GIL 95], [Chapitre 14]. Par exemple, les ménages ne se regroupent pas

¹⁸ *Path-dependence*

seulement en voisinages homogènes ; ces voisinages ont également un nom et peuvent avoir des réputations qui affectent le comportement de ceux qui y vivent et d'autres, comme les employeurs, qui peuvent stéréotyper leurs habitants.

Une autre caractéristique importante des sociétés est qu'elles résultent de processus dynamiques. Les individus d'une société sont constamment « en mouvement » : en parlant, en écoutant, en agissant. La société émerge de ce changement perpétuel. Comme une chute d'eau qui n'existe que si l'eau dont elle est formée est en mouvement, une société n'existe que si ses membres vivent, agissent et réagissent. De plus, les entités composant les sociétés, les individus, sont très différents lorsque l'on considère leurs capacités, leurs désirs, leurs besoins et leurs connaissances, contrairement à la plupart des systèmes physiques qui sont composés d'éléments identiques ou très semblables. Pour ces raisons, alors que les théories de la complexité qui sont développées pour comprendre des systèmes naturels peuvent être éclairantes, elles doivent cependant être appliquées avec prudence aux phénomènes sociaux.

5.4. Les données

Afin de comprendre des sociétés complexes et dynamiques, nous avons besoin de données appropriées pour en construire des analyses adaptées. Malheureusement, l'acquisition de telles données est particulièrement difficile. Les méthodes traditionnelles d'analyse en sociologie consistent à recueillir des données qualitatives par entretien, par observation ou à partir de documents et d'enregistrements, et d'effectuer des enquêtes sur des échantillons de la population. Ainsi, malgré le fait que des données qualitatives peuvent illustrer très pertinemment l'émergence d'institutions à partir d'actions individuelles, du fait de la nature des données, la plupart des analyses demeurent inévitablement quelque peu impressionnistes.

Les études conduites à partir de données quantitatives fournissent apparemment plus de précision, mais les méthodes de recueil classiques ont des limitations importantes si nous prenons en compte sérieusement l'idée que les sociétés sont complexes et que leurs propriétés sont émergentes. Les recueils de données, à quelques exceptions près, considèrent les individus comme des « atomes » isolés et portent peu d'attention à l'impact des interactions entre les individus. Les exceptions concernent les données destinées à l'étude des réseaux sociaux, où les enquêtes sont interrogés à propos des personnes avec lesquelles ils communiquent, qui sont leurs amis, etc. Cependant, il est difficile de réaliser de telles études sociométriques qui soient représentatives. Il en résulte que la plupart de la sociologie quantitative est construite sur des données qui sont inadéquates pour comprendre les interactions sociales. Un problème similaire existe en médecine : si vous voulez comprendre le métabolisme d'une souris en prenant un échantillon aléatoire constitué d'une petite partie de ses cellules et en étudiant cette dernière, il est peu probable que cela

améliore considérablement la connaissance de la structure et des fonctions vitales de la souris.

Un autre problème qui se pose avec la plupart des données sociologiques quantitatives, pour la plupart des enquêtes, est qu'elles sont issues de mesures réalisées sur une période fixe donnée. Ce qui rend la manière dont les individus changent, et le résultat de ces changements, pour le moins invisibles à l'analyste. Poser des questions « rétrospectives » à propos du passé des enquêtes peut être d'une certaine aide, mais les réponses seront inévitablement altérées par leur situation actuelle. Les données qui seraient nécessaires sont celles qui suivent des individus au cours de leur vie. De telles données longitudinales commencent à être disponibles par des études sur des panels à grande échelle, mais elles sont très coûteuses à rassembler et restent d'une portée limitée.

Ces limitations associées aux données sociologiques conventionnelles sont relativement bien connues. Le problème est de les surmonter. Une approche radicalement différente consiste à construire des modèles de simulation correspondant à des théories sociales, puis de les comparer aux données. Contrairement à la *méthodologie inductive* qui consiste à rassembler des données et à établir des modèles qui décrivent et synthétisent ces données, cette approche démarre avec une *perspective plus déductive*. Un modèle est créé, calibré à l'aide des données qui sont disponibles et utilisé alors pour déduire des propositions et des relations évaluables. L'avantage de cette approche est qu'elle a des exigences plus faibles concernant les données, tout en permettant d'obtenir des modèles qui peuvent vraiment refléter la nature complexe des sociétés.

5.5. Les modèles multi-agents

Un modèle multi-agents se compose d'un certain nombre d'objets logiciels, les « agents », en interactions dans un environnement virtuel. Les agents sont programmés pour avoir un certain degré d'autonomie, pour agir sur et réagir à leur environnement et aux autres agents, et pour avoir des buts qu'ils visent à satisfaire. Dans ces modèles, il peut y avoir une correspondance directe entre les agents et les individus (ou les organisations, ou encore d'autres acteurs) qui existent dans le monde social réel qui est modélisé et les interactions entre agents peuvent de la même manière correspondre aux interactions entre les acteurs du monde réel. Avec un tel modèle, il est possible d'initialiser le monde virtuel à un état pré-établi, de laisser le modèle s'exécuter et d'observer son comportement. Des configurations émergentes de l'action (par exemple des institutions) peuvent en particulier apparaître en observant la simulation.

Les agents sont généralement programmés en utilisant un langage de programmation orienté-objet, une bibliothèque de simulation spécifique ou un environnement de modélisation. Ils sont construits en utilisant des collections de

règles de type 'condition-action' pour être en mesure de 'percevoir' et de 'réagir' à leur situation, pour poursuivre les buts qu'ils se sont donnés, et pour interagir avec d'autres agents, par exemple en leur envoyant des messages. Le modèle de Schelling décrit ci-dessus est un exemple précurseur et simple de modèle multi-agents. Des modèles multi-agents ont été employés pour étudier les bases du leadership, les fonctions des normes, les implications des changements environnementaux sur des organisations, les effets des contraintes de planification pour l'utilisation du territoire sur des populations, l'évolution du langage et de beaucoup d'autres sujets.

Tandis que la plupart des simulations multi-agents ont été créées pour modéliser des phénomènes sociaux réels, il est également possible de modéliser des situations qui ne pourraient pas exister dans notre monde, afin de comprendre s'il existe des contraintes universelles à la possibilité d'une vie sociale (par exemple, est-ce que les sociétés fonctionnent si leurs membres sont entièrement égoïstes et rationnels ?). Ces modèles sont à une extrémité du spectre des simulations qui s'étend des modèles de sociétés entièrement imaginaires à ceux qui visent à reproduire de manière détaillée des configurations spécifiques.

Une fois le modèle multi-agents construit, il peut être exécuté et il produit des données en sortie qui peuvent être validées en les comparant à des données issues de l'observation [Chapitre 4]. Par exemple, selon Schelling, les processus locaux de choix résidentiel, influencés par la perception des individus et des ménages de l'appartenance ethnique d'autres ménages dans leur voisinage immédiat, auraient comme conséquence la ségrégation résidentielle et conduiraient à des formes émergentes de regroupement, ou à l'extrême, des ghettos avec une majorité de résidents de même appartenance ethnique. Il est extrêmement difficile de recueillir des données utiles concernant les choix résidentiels, qui sont réalisés seulement de temps en temps et à différentes périodes par les différents résidents. Une étude des ménages exhiberait seulement des justifications rétrospectives concernant les décisions qu'ils ont prises concernant leur choix résidentiel, justifications qui peuvent rationaliser des décisions basées sur les critères dont ils ne se rappellent plus clairement. Les tentatives pour capter les attitudes actuelles concernant, par exemple, la vie avec des voisins d'une appartenance ethnique différente peuvent également être fortement biaisées. Cependant, il est facile de mesurer la localisation actuelle d'un ménage ainsi que son appartenance ethnique. Il est alors possible de comparer ces données aux regroupements observés par l'exécution du modèle de Schelling (par exemple [CLA 91], [SAN 00], [BRU 03]).

Bien que l'utilisation d'une simulation pour produire des configurations attendues (si le modèle est correct) et pour les comparer aux observations du monde social soit considérablement plus facile que d'essayer d'obtenir directement des données détaillées des processus sociaux correspondant, deux difficultés doivent être prises en considération. La première est que la plupart des modèles et des théories sur lesquels

ils sont construits sont stochastiques, c'est-à-dire qu'ils sont construits en partie sur des aspects aléatoires. Par exemple, dans un modèle de ségrégation, la simulation initialisera l'environnement en distribuant les agents aléatoirement. Au cours de l'exécution de la simulation, les agents se déplacent en fonction de leurs préférences aux emplacements où ils sont plus satisfaits de leur voisinage. Leur emplacement final dépend très indirectement de leur emplacement de départ et de celui des autres agents. La forme précise des regroupements dépend de l'agencement des agents à l'initialisation ; une nouvelle exécution de la simulation avec une nouvelle configuration aléatoire de départ conduit à des regroupements différents. Le point important concernant ce modèle en particulier et les modèles similaires n'est pas qu'ils conduisent à une forme particulière de regroupement ou une autre, mais que dans chaque cas, pour un ensemble spécifique de paramètres, des regroupements émergent systématiquement. Les caractéristiques de ces regroupements peuvent être évaluées en utilisant des mesures telles que la densité moyenne des regroupements (moyennée sur un grand nombre d'exécutions, chacune avec une distribution initiale différente), et la variance de la taille des regroupements. Ce sont ces « signatures statistiques » qui doivent être comparées à la ségrégation résidentielle observée, qui, elle-même peut être considérée comme un des résultats possibles d'un processus stochastique. Malheureusement, les méthodes statistiques nécessaires pour réaliser les comparaisons appropriées, ne sont pas suffisamment développées, au moins en sciences sociales, étant donné que les distributions des mesures de probabilité sont inconnues et bien souvent loin d'une distribution normale.

La deuxième difficulté concerne le fait que beaucoup de modèles différents peuvent conduire aux mêmes formes émergentes. Par conséquent, la correspondance entre ce que l'on voit émerger du modèle et ce que l'on observe du monde social est seulement une condition nécessaire, mais pas suffisante pour conclure que le modèle est correct. Il y a beaucoup de processus différents qui peuvent conduire à des regroupements ; ainsi, le fait que les ménages soient souvent ethniquement séparés et le fait que le modèle de Schelling produise des regroupements ne prouve pas que le processus proposé par Schelling soit le processus suivi par les ménages lorsqu'ils décident de déménager [GIL 02] [Chapitre 4, annexe]. Tout ce que l'on peut faire, c'est augmenter progressivement notre confiance dans un modèle en le confrontant aux observations de manière sans cesse différente. À cet égard, la méthodologie de la simulation n'est pas différente des autres approches en science sociale.

5.6. Exemples de modèles agents

Des centaines de modèles de simulation sociale multi-agents ont maintenant été conçus et implémentés, pour examiner un éventail très large de phénomènes sociaux. Il n'est pas possible de passer en revue l'ensemble de ceux-ci, et en décrire un échantillon représentatif serait un exercice difficile. Cependant, nous pouvons classer ces modèles suivant plusieurs dimensions (cf. Figure 5.2, [HAR 04], [PAR 01],

[DAV 04]). Dans cette section, nous illustrerons ces axes en se référant à quelques simulations sociales typiques.

Abstrait vs Descriptif

Artificiel vs Réaliste

Positif vs Normatif

Spatialisé vs en Réseau

Agents complexes vs Agents simples

Figure 5.2. *Quelques dimensions opposant les modèles multi-agents.*

5.6.1. Abstrait vs Descriptif

Les modèles peuvent varier en fonction du niveau de détail auquel ils essaient d'incorporer des objets cibles particuliers. Le travail de Dean *et al.* [DEA 99] sur la *Long House Valley*, au Nord de l'Arizona, près de Monument Valley est un exemple de modèle dont le but est de donner une représentation détaillée d'un emplacement spécifique et de son évolution. Ce modèle couvre une période qui s'étale d'environ 400 à 1400 après J.C. et se compose d'agents-ménages qui habitent une version numérisée du paysage de la Long House Valley. Les agents ont des règles qui déterminent leurs pratiques agricoles et leurs emplacements résidentiels, ainsi que leur reproduction et leur mortalité. Chaque exécution du modèle produit une histoire unique de l'évolution de la population, les données agricoles de sortie, et les formes d'installations qui peuvent être comparées aux données archéologique sur la vallée.

A l'opposé, une série d'articles [CON 95], [CAS 98], [SAA 99], [STA 01], [FLE 01], [HAL 02], [YOU 04] explore les relations entre normes et inégalité sociale en utilisant un « jeu » très simple dans lequel les agents contrôlés par des normes (des règles comportementales) recherchent sur une grille régulière de la nourriture, qu'ils consomment pour maintenir leur niveau d'énergie ou « force ». Ces auteurs ont effectué des expériences pour étudier la moyenne et la variance de la distribution de la force sous différents arrangements normatifs. Deux exemples normatifs sont « l'agression aveugle », où les agents attaquent d'autres agents pour se saisir de leur nourriture, sans prendre en compte le fait que l'agent attaqué est plus fort qu'ils ne le sont, et les « trouveurs-gardiens », qui respectent les droits de propriété et n'attaquent pas d'autres agents pour leur nourriture. Les expériences ont prouvé que, sous certaines conditions (par exemple lorsque les agents sont initialisés avec des niveaux de force plus ou moins égaux), la norme trouveur-gardien réduit l'inégalité, mais si les agents commencent avec une distribution inégale, avoir la même norme peut augmenter le degré d'inégalité. Ces

résultats ne sont pas directement descriptifs ou applicables à aucune société humaine réelle ou aucun groupe humain. Cependant ils soulèvent des questions intéressantes pour la conceptualisation du pouvoir et pour comprendre les origines de l'inégalité sociale.

5.6.2. *Artificiel vs réaliste*

Bien que le travail sur des normes mentionné ci-dessus soit fortement abstrait, un de ses buts est d'aider à la compréhension de sociétés humaines réelles. Cependant, quelques modèles multi-agents ne sont pas conçus pour simuler des sociétés humaines. Un exemple représentatif est le travail de Doran [DOR 98], qui a étudié les conséquences d'une hypothèse selon laquelle les agents pourraient savoir ce qui leur arrivera à l'avenir (c'est-à-dire avoir une prédiction parfaite). Un autre travail sur les sociétés artificielles a été conduit en désirant concevoir des groupes d'agents coopératifs pour réaliser des objectifs que les agents ne pouvaient pas atteindre seuls. Tandis qu'une partie de cette modélisation orientée-ingénierie tire son inspiration des sociétés humaines, une grande partie implique un cadre de commande et de contrôle qui n'est pas une description plausible des sociétés du monde réel (pour des exemples d'une telle approche d'ingénierie de la simulation sociale, voir, par exemple, [WOO 02]).

Au contraire, certains modèles se focalisent fortement sur la modélisation de problèmes sociaux réels. Un excellent exemple de cette approche est fourni par les recherches d'Eidelson et Lustick [EID 04] sur l'efficacité de stratégies de défenses alternatives à une possible attaque de variole ou d'une autre épidémie majeure. Evidemment, il n'existe aucune expérience ni aucune possibilité de la réaliser pour comparer les différentes options, comme vacciner préventivement toute une population ou vacciner après que l'infection ait commencé à se propager. Leur modèle permet de prendre en compte un grand nombre de cas et d'identifier les paramètres importants permettant de limiter l'épidémie.

5.6.3. *Positif vs Normatif*

Les modèles qui ont une application claire aux domaines politiques peuvent tendre à être normatifs, c'est à dire conçus pour faire des recommandations au sujet des politiques à poursuivre. Par exemple, Moss [MOS 98] a développé un modèle représentant la prise de décision des cadres moyens au cours de crises et a pu alors faire des recommandations concernant les structures d'organisation appropriées pour traiter des incidents critiques. Cet article est également intéressant pour la méthodologie de construction des modèles qu'il recommande. La majorité des simulations multi-agents en sciences sociales sont cependant prévues pour être

axiologiquement neutres, c'est à dire descriptives et analytiques quant aux phénomènes sociaux étudiés, plus orienté vers la compréhension que vers le conseil.

5.6.4. Spatialisé vs en réseau

Dans certains modèles, les agents opèrent dans un environnement spatialisé, souvent une grille bidimensionnelle de cellules rectangulaires, mais parfois la carte d'un paysage spécifique, sur laquelle les agents peuvent se déplacer. Dans ce dernier cas, la carte est souvent fournie par un système d'information géographique (SIG) [DIB 04], [Chapitre 7 et III^e partie]. Un exemple est le modèle à visée ludopédagogique du canyon de Broken Arrow en Arizona [GIM 02], qui a été développé pour étudier les politiques de protection de l'environnement et fournir une bonne expérience ludopédagogique aux visiteurs. Les options incluent la construction de nouveaux sentiers, la limitation du nombre de visiteurs ou le remplacement de sentiers existants. Le modèle inclut une représentation détaillée de l'environnement, y compris la topographie du canyon.

Pour d'autres modèles, la géographie physique est non pertinente, l'important étant les relations entre agents, souvent représentées sous la forme d'un réseau de liens entre des nœuds. Par exemple, Gilbert, Pyka et Ahrweiler [GIL 01] décrivent le modèle d'un réseau d'innovation dans lequel les nœuds sont des sociétés technologiques de pointe qui ont chacune une base de connaissance qu'ils emploient pour développer des produits qu'ils lancent sur un marché simulé. Quelques objets réussissent et les sociétés prospèrent, d'autres échouent. Les sociétés peuvent améliorer leurs innovations par la recherche ou en échangeant des connaissances avec d'autres sociétés. La forme du réseau émergent et sa dynamique observée à partir de la simulation sont comparées à des données concernant des secteurs de la biotechnologie et de la télécommunication mobile et s'avèrent qualitativement semblables.

5.6.5. Agents complexes vs Agents simples

Les agents les plus simples sont ceux qui emploient une architecture de système de production [GIL 05], ce qui signifie que l'agent a un ensemble de règles de type condition-action. Un exemple d'une telle règle pourrait être « SI le niveau d'énergie est bas, ALORS avancer d'un pas vers la source de nourriture la plus proche ». L'agent associe la partie conditionnelle de la règle à sa situation actuelle et effectue l'action correspondante. Ces règles peuvent être explicitement programmées sous forme déclarative, comme dans cet exemple, ou peuvent être implicites sous la forme d'un algorithme procédural. Cependant, il est difficile de modéliser des agents cognitivement réalistes en utilisant un mécanisme aussi simple et les modélisateurs utilisent parfois des systèmes à base de modèles cognitifs sophistiqués pour

programmer leurs agents. Les plus connus de ceux-ci sont SOAR [LAI 87] et ACT-R [AND 98]. Carley, Prietula et Lin [CAR 98] décrivent un certain nombre d'expériences comparant les modèles d'organisations dans lesquels les agents ont des architectures cognitives de complexité croissante, d'un système de production de base jusqu'à l'utilisation d'une version de SOAR. Ils concluent que les modèles d'agents les plus simples possèdent tout ce qu'il faut si l'objectif est de prévoir le comportement de l'organisation dans son ensemble, mais que des modèles cognitifs plus précis sont nécessaires pour produire la même exactitude prédictive au niveau individuel ou à celui d'un petit groupe.

5.7. Développer des modèles multi-agents.

Développer de bons modèles multi-agent relève plus de l'art que de la science. Cependant, nous avons maintenant une meilleure compréhension des étapes par lesquelles il est nécessaire de passer [GIL 00]. La première étape consiste à déterminer l'objectif du travail. La question posée par le chercheur et le modèle qui doit être conçu sont parfois clairs dès le début, mais le plus souvent, on ne dispose que d'idées imprécises. Il est essentiel qu'un questionnement général dans une matière soit affiné jusqu'à être réduit à une question précise avant que la conception ne commence. Sinon la tâche de conception risque de s'avérer impossible, ou le modèle peut rester trop général pour être véritablement utile.

Il est utile de réfléchir au raffinement d'une question de recherche comme le passage par un ensemble de niveaux (voir [PUN 00] pour plus de détails). Un domaine de recherche contient de nombreux thèmes. Une question générale de recherche est déjà plus spécifique, habituellement exprimée en termes de concepts théoriques et de rapport entre ces derniers. La question générale de recherche produira ensuite un nombre restreint de *questions de recherches* précises. Enfin les questions précises de recherche devraient se situer à un niveau de détail tel que leurs concepts puissent être employés comme éléments principaux du modèle.

Le monde social est très compliqué, ce dont les modélisateurs sont bien conscients lorsqu'ils commencent à définir la portée d'un modèle. L'art de modéliser est de simplifier autant que possible, mais pas au point de perdre les caractéristiques intéressantes du phénomène. Souvent, une stratégie efficace consiste à partir d'un modèle très simple, facile à définir et à implémenter. Une fois que l'on comprend la dynamique de ce modèle simple, il est possible de le développer en y intégrant de nouvelles caractéristiques et en le faisant croître en complexité.

Le modèle de base peut être conçu pour être l'équivalent d'une hypothèse nulle en analyse statistique : un modèle de référence, mais qui n'est pas supposé prédire le phénomène en question. Lorsque le modèle se comporte différemment suite à un ajout

particulier, ceci démontre l'effet particulier de cet ajout. Cette stratégie permet aussi de centrer l'attention sur la ou les questions de recherche auxquelles on cherche à répondre. Un modélisateur devrait toujours avoir avant tout à l'esprit ce pourquoi il construit le modèle et quelle(s) information(s) il cherche à obtenir. Si le modèle de base est assez simple, le premier prototype peut se faire à l'aide d'un papier et d'un crayon : dans ce cas le modélisateur (éventuellement aidé de quelques collègues) exécute à la main plusieurs tours d'une simulation. Cette simulation d'une simulation peut rapidement révéler des lacunes et des ambiguïtés dans la conception, sans nécessiter de recourir à la programmation.

Concevoir un modèle est plus facile s'il existe déjà une théorie de départ. Une première étape consiste donc à rechercher les théories existantes, suivant la méthodologie des sciences sociales plus traditionnelles. Les théories concernant les processus de changement et la dynamique des phénomènes sociaux sont bien entendu plus susceptibles d'être utiles que les théories concernant les états d'équilibre ou des relations statiques, mais n'importe quelle théorie reste préférable à l'absence de toute théorie. Une théorie nous fournit une entrée dans la littérature, des indications quant aux paramètres susceptibles d'être importants dans le modèle et quelques indications au sujet de phénomènes comparables. Une autre fonction de la théorie peut être d'identifier les hypothèses sur lesquelles le modèle est construit. Ces hypothèses nécessitent d'être explicitées aussi clairement que possible si l'on veut que le modèle puisse produire des informations utiles.

Une fois que les questions de recherche, l'approche théorique et les hypothèses ont été spécifiées, il est possible de commencer à concevoir la simulation. Un ensemble de problèmes surgissent pour presque chaque simulation et il est utile de les résoudre tous systématiquement, l'un après l'autre. Toutefois il n'y a pas de conception « juste » ou « fautive » tant que le modèle permet de répondre à la question de recherche. La première étape est la définition des types d'objets à inclure dans la simulation. La plupart de ces objets seront des agents représentant des individus ou des organisations mais il peut aussi s'agir d'éléments inanimés que traitent les agents, comme par exemple de la nourriture ou des obstacles. Ces différents types d'objets doivent être organisés dans une hiérarchie de classes, comprenant une classe d'objets génériques au sommet, puis en dessous les classes des agents et d'autres objets ; si nécessaire la classe agent peut elle-même être divisée en sous-classes. Chaque objet réel dans la simulation sera un exemple d'un de ces types (ou classes) prédéfinis (et il sera appelé « *instance* » de sa classe). Toutes les instances d'une classe sont créées et simulées à partir d'un même code, mais les instances sont différenciées par leur état ou la valeur de leurs attributs.

Une fois le type des objets défini, on peut s'intéresser aux attributs de chaque objet. Un attribut est une caractéristique ou un dispositif de l'objet, et soit il permet de le distinguer d'autres objets du modèle, soit il varie au cours de la simulation. Les

attributs fonctionnent comme des variables dans un modèle mathématique. Considérez tour à tour chaque type d'objet et en quoi il diffère des autres. Des propriétés telles que la taille, la couleur ou la vitesse peuvent être des attributs appropriés dans certains modèles. Des variables d'état telles que la richesse, l'énergie et le nombre d'amis peuvent également constituer des attributs.

La valeur d'un attribut peut appartenir à un ensemble (par exemple la valeur de l'attribut couleur peut être rouge, vert, bleu ou blanc) ; elle peut être un nombre, comme par exemple le niveau d'énergie de l'agent ; ou encore être une liste, telle que la liste des noms de tous les autres agents qu'un agent a précédemment rencontrés. Les sous-classes héritent des attributs de leur classe-mère, de sorte que, par exemple, si tous les objets d'une classe ont une localisation, ce sera également le cas pour les objets de toutes les sous-classes. Lorsque les attributs pour chaque classe d'objet ont été déterminés, on peut les représenter à l'aide d'un diagramme de classes. Cette manière de représenter les classes et les attributs provient d'un formalisme graphique de conception appelée UML (*Unified Modelling Language*) [BOO 00] et est généralement employée dans la conception orientée-objet.

L'étape suivante consiste à préciser dans quel type d'environnement les objets se situent. S'il s'agit d'un environnement spatial, chaque objet possède une localisation, identifiée par un attribut. Mais il existe d'autres possibilités, comme disposer les agents dans un réseau en fonction de leurs liens d'amitié ou d'échanges commerciaux, par exemple. Il peut parfois être pratique de représenter l'environnement lui-même comme un objet à part entière, et de spécifier ses attributs, comme, par exemple; le pas de temps de la simulation ou une mémoire tampon collectant tous les messages inter-agents avant de les envoyer. Définir l'environnement, les classes et leurs attributs, est un processus itératif, ce qui suppose que l'on raffine peu à peu le modèle jusqu'à former un ensemble cohérent.

Une fois cette étape terminée, le modélisateur dispose d'une première conception statique de son modèle. Il convient alors d'y apporter l'aspect dynamique, c'est-à-dire identifier ce qui se passe lorsque le modèle est exécuté. Le plus facile est souvent de considérer en premier les interactions entre chaque type d'agent et l'environnement. Un agent peut agir sur l'environnement de plusieurs manières, tout comme l'environnement peut lui-même agir sur les agents. Après avoir dressé la liste des actions possibles entre agents et environnement, encore faut-il définir quand ces interactions interviendront, en précisant les conditions de réalisation de chaque action. Ce tableau de conditions et d'actions nous permet alors d'établir facilement un ensemble de règles de conditions-actions. Chaque règle devrait être associée à un seul et unique état de l'agent – (un ensemble unique de valeurs pour ses attributs et pour ses observations de l'environnement). Une fois les interactions avec l'environnement établies, on peut faire de même pour les interactions entre agents.

La création de ces listes amènera souvent à introduire de nouveaux attributs pour les agents comme pour l'environnement, dans un va-et-vient constant avec la phase de conception. Une fois un ensemble cohérent de classes, attributs et règles de conditions-actions créé, il peut être utile de résumer les dynamiques dans un diagramme de séquences, un autre type de diagramme UML. Un diagramme de séquences représente chaque classe d'agents par une ligne verticale, reliées entre elles par des flèches horizontales pour chaque message ou action allant de l'objet expéditeur à l'objet destinataire. La séquence des messages est ici symbolisée par l'ordonnement des flèches, de haut en bas. Le comportement des agents peut également être représenté sous forme de diagrammes d'états-transitions ou de diagrammes d'activité [FOW 99]. Un diagramme d'états-transitions représente chaque état distinct d'un agent et explique les transitions d'un état à l'autre. Un diagramme d'activité se concentre plutôt sur la manière dont les agents prennent leurs décisions.

A ce stade du processus de conception, la plupart des aspects internes du modèle auront été définis, même si de nombreux détails devront sans doute encore être précisés. L'étape finale consiste à concevoir l'interface utilisateur. Celle-ci se compose de contrôles tels que des listes déroulantes, champs libres, interrupteurs et autres boutons pour la saisie des paramètres d'entrée, ainsi que de graphiques divers et variés représentant les sorties et permettant de suivre le déroulement de la simulation. Au début, mieux vaut limiter le nombre d'entrées, pour des raisons de simplicité. Au fur et à mesure que la compréhension du modèle évolue et que de nouveaux paramètres d'entrée sont identifiés, de nouveaux contrôles peuvent être ajoutés. De même pour les graphiques de sortie, mieux vaut commencer simplement et éventuellement ajouter de nouveaux graphiques lorsque le besoin s'en fait sentir. Bien évidemment, chaque modèle a besoin pour commencer d'au moins un contrôle d'entrée et de sortie, afin de visualiser le bon déroulement de la simulation, comme par exemple un compteur indiquant les pas de temps écoulés. Lors des simulations préliminaires, on peut également avoir besoin de visualiser certaines sorties pour s'assurer que le modèle répond correctement aux attentes, et repérer les éventuels *bugs*. Ces visualisations peuvent ultérieurement être supprimées si elles ne sont pas utiles pour répondre à la question de recherche.

Avant même d'écrire la première ligne de code du modèle, il est conseillé de réfléchir à la manière dont la simulation sera testée. Une technique de plus en plus répandue, appelée tests unitaires, consiste à développer, en parallèle du modèle lui-même, de petites unités de code destinées à tester un aspect particulier du programme. Chaque fois que le programme est modifié, toutes ces unités sont re-exécutées pour s'assurer que les changements apportés n'ont pas introduit de nouveau *bug*. Avec l'extension du modèle, de nouveaux tests unitaires sont écrits, avec pour but de pouvoir tout tester. L'idée de tests unitaires vient d'un type de programmation appelé *eXtreme Programming* [BEC 99], une méthode de programmation particulièrement efficace pour le prototypage et la conception itérative, typiques des simulations en recherche.

Il y a fort à parier que toutes les sorties de la première simulation seront dues non pas au comportement attendu des agents mais à des *bugs* du programme. L'expérience montre qu'il est quasiment impossible de créer des simulations parfaites dès le premier essai, et même s'il existe des méthodes permettant de réduire le nombre de *bugs* introduits, comme les tests unitaires mentionnés ci-dessus, il est conseillé de prévoir au moins autant de temps à chasser les *bugs* qu'à écrire le programme original. La stratégie principale à adopter pour découvrir d'éventuels *bugs* est de créer des cas d'essais pour lesquels les sorties sont connues ou tout au moins prévisibles, et de les faire tourner jusqu'à ce que les résultats obtenus soient tous satisfaisants. Même cela ne permettra pas nécessairement de se débarrasser de tous les *bugs*, et le modélisateur doit en permanence garder à l'esprit que les résultats de ses simulations peuvent n'être rien d'autre que des artefacts générés par des *bugs* dans son programme.

5.8. Conclusion

Les modèles multi-agents peuvent s'avérer d'une grande valeur en sciences sociales, et leur potentiel commence à peine à être reconnu. Dans ce chapitre, j'ai tenté de montrer en quoi ces modèles sont particulièrement adaptés à la simulation de phénomènes sociaux intrinsèquement complexes et dynamiques. Ces modèles sont également aptes à démontrer l'émergence d'institutions sociales à partir d'actions individuelles, un domaine dans lequel les méthodes d'analyse classiques peuvent être faibles. Nous avons présenté ici des exemples de travaux basés sur des modèles multi-agents, afin de montrer l'étendue des possibilités offertes au chercheur : ces modèles peuvent être abstraits ou descriptifs, positifs ou normatifs, basés sur un espace géographique ou un réseau social, équipés d'agents simples ou très complexes. Maintenant que les simulations multi-agents sont établies comme un champ de recherche prometteur, un vaste domaine d'expertise sur la manière d'élaborer de tels modèles s'est constitué et j'ai consacré la dernière partie de ce chapitre à la description d'un processus typique de modélisation. Avec ces conseils à l'esprit (voir [GIL 05] pour une discussion plus détaillée des différentes méthodes) ainsi qu'un aperçu des opportunités existantes en simulation sociale, j'espère que de nombreux lecteurs auront été inspirés et s'essaieront à cette approche des sciences sociales dans leur propre effort de recherche.

5.9. Bibliographie

- [AND 98] ANDERSON J.R., LEBIERE C., *The Atomic Components of Thought*, Mahwah, NJ, Erlbaum, 1998.
- [ART 89] ARTHUR W.B., "Competing Technologies, Increasing Returns, and Lock-In by Historical Events", *Economics Journal*, vol.116, p. 99, 1989.
- [AXE 95] AXELROD R., "A model of the emergence of new political actors", in N. Gilbert, R. Conte (eds.), *Artificial Societies*, London, UCL Press, 1995.

- [BEC 99] BECK K., *Extreme Programming Explained*, Boston, Ma, Addison-Wesley, 1999.
- [BOO 00] BOOCH G., RUMBAUGH J., JACOBSON I., *The Unified Modeling Language User Guide*, 6th print edition, Reading, Ma, Addison-Wesley, 2000.
- [BRU 03] BRUCH E.E., MARE R.D., “Neighborhood Choice and Neighborhood Change”, *Annual Meeting of the Population Association of America*, Minneapolis, Ga, Mai 2003.
- [CAR 98] CARLEY K.M., PRIETULA M.J., LIN Z., “Design Versus Cognition: The interaction of agent cognition and organizational design on organizational performance”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 1, n°3, 1998.
- [CAS 98] CASTELFRANCHI C., CONTE R., PAOLUCCI M., “Normative reputation and the costs of compliance”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 1, n°3, 1998.
- [CLA 91] CLARK W.A.V., “Residential Preferences and Neighborhood Racial Segregation: A Test of the Schelling Segregation Model”, *Demography*, vol. 28, p. 1-19, 1991.
- [CON 95] CONTE R., CASTELFRANCHI C., “Understanding the functions of norms in social groups through simulation”, in Gilbert N., Conte R. (eds.), *Artificial Societies*, London, UCL Press, p. 252-267, 1995.
- [DAV 04] DAVID N., MARIETTO M.B., SICHMAN J.S., COELHO H., “The Structure and Logic of Interdisciplinary Research in Agent-Based Social Simulation”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 7, n°3, 2004.
- [DEA 99] DEAN J.S., GUMERMAN G.J., EPSTEIN J.M., AXTELL R.L., SWEDLAND A.C., PARKER M.T., MCCARROL S., “Understanding anasazi culture change through agent based modeling”, in Kohler T.A., Gumerman G.J. (eds.), *Dynamics in human and primate societies: Agent based modeling of social and spatial processes*, Oxford University Press, 1999.
- [DIB 04] DIBBLE C., FELDMAN P.G., “The GeoGraph 3D Computational Laboratory: Network and Terrain Landscapes for RePast”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 7, n°1, 2004.
- [DOR 98] DORAN J. E., “Simulating Collective Misbelief”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* vol. 1, n°1, 1998.
- [EID 04] EIDELSON B.M., LUSTICK I., “VIR-POX: An Agent-Based Analysis of Smallpox Preparedness and Response Policy”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 7, n°3, 2004.
- [FLE 01] FLENTGE F., POLANI D., UTHMANN T., “Modelling the Emergence of Possession Norms using Memes”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 4, n°4, 2001.
- [FOW 99] FOWLER M., SCOTT, K., *UML Distilled*, Reading, Ma, 2nd ed., Addison Wesley, 1999.
- [GIL 95] GILBERT N., “Emergence in social simulation”, in *Artificial Societies: the computer simulation of social life*, Gilbert N., Conte R. (eds.), London, UCL Press, p. 144-156, 1995.
- [GIL 00] GILBERT N., TERNA, P., “How to build and use agent-based models in social science”, *Mind and Society*, vol. 1, n°1, p. 57 – 72, 2000.
- [GIL 01] GILBERT N., PYKA A., AHRWEILER P., “Innovation Networks - A Simulation Approach”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 4, n°3, 2001.

- [GIL 02] GILBERT N., "Varieties of emergence", *Agent 2002 Conference: Social agents: ecology, exchange, and evolution*, Chicago, 2002.
- [GIL 05] GILBERT N., TROITZSCH K.G., *Simulation for the social scientist*, Second edition, Milton Keynes, Open University Press, 2005.
- [GIM 02] GIMBLETT H.R., ITAMI R.M., RICHARDS M., "Simulating Wildland Recreation Use and Conflicting Spatial Interactions using Rule-Driven Intelligent Agents", in Gimblett R. (ed.), *Integrating GIS and Agent based modeling techniques for Understanding Social and Ecological Processes*, Oxford University Press, 2002.
- [HAL 02] HALES D., "Group Reputation Supports Beneficent Norms", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 5, n°4, 2002.
- [HAR 04] HARE M., DEADMAN P., "Further towards a taxonomy of agent-based simulation models in environmental management", *Math. Comput. Simul.*, vol. 64, n°1, p. 25-40, 2004.
- [LAI 87] LAIRD J. E., NEWELL A., ROSENBLOOM P.S., "Soar: An architecture for general intelligence", *Artificial Intelligence*, vol. 33, p.1-64, 1987.
- [MOS 98] MOSS S., "Critical Incident Management: An Empirically Derived Computational Model", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 1, n°4, 1998.
- [NOW 94] NOWAK A., LATANÉ B., "Simulating the emergence of social order from individual behaviour", in Gilbert N., Doran J.E. (eds.), *Simulating Societies: the computer simulation of social phenomena*, London, UCL Press, p. 63-84, 1994.
- [PAR 01] PARKER D., BERGER T., MANSON S. (eds.), *Agent Based Models of Land-Use and Land-Cover Change: Report and Review of an international Workshop*, Indiana, Indiana University, 2001.
- [PUN 00] PUNCH K.F., *Developing Effective Research Proposals*, London, Sage Pub., 2000.
- [SAA 99] SAAM N.J., HARRER A., "Simulating Norms, Social Inequality, and Functional Change in Artificial Societies", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 2, n°1, 1999.
- [SAN 00] SANDER R., SCHREIBER D., DOHERTY J., "Empirically Testing a Computational Model: The Example of Housing Segregation", in *Proceedings of the Workshop on Simulation of Social Agents: Architectures and Institutions*, D. Sallach, T. Wolsko (eds.), Chicago, IL: University of Chicago, Argonne National Laboratory, p. 108-115, 2000.
- [SCH 71] SCHELLING T.C., "Dynamic models of segregation", *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 1, p. 143-186, 1971.
- [STA 01] STALLER A., PETTA P., "Introducing Emotions into the Computational Study of Social Norms: A First Evaluation", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 4, n°1, 2001.
- [WOO 02] WOOLDRIDGE M., *An Introduction to Multi-Agent Systems*, John Wiley & Sons, 2002.
- [YOU 04] YOUNGER S., "Reciprocity, Normative Reputation, and the Development of Mutual Obligation in Gift-Giving Societies", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 7, n°1, 2004.

Chapitre 6

La fin des débuts pour les systèmes multi-agents en sciences sociales

6.1. Les débuts de « l'ère moderne » dans les systèmes multi-agents

Comme la plupart des idées originales, la démarche qui consiste à utiliser des techniques de programmation orientées-objet pour représenter individuellement des personnes humaines dans la simulation sur ordinateur de certains phénomènes sociaux, semble tout à fait raisonnable aussi bien rétrospectivement que du point de vue du sens commun. Quoi de plus simple en effet, qu'un procédé qui consiste à coder des objets « agent » avec leurs règles de comportement (méthodes), puis à instancier un groupe de ces agents dans une simulation où ils peuvent interagir entre eux, afin d'observer ce qui émerge ? Cependant, le fait même que ceci semble raisonnable aujourd'hui résulte peut-être plus des efforts faits précédemment pour rendre plus abordable la construction et l'exploitation des modèles multi-agents, que de la simplicité intrinsèque à ces modèles. Depuis l'aube de « l'ère moderne » pour les modèles multi-agents, lors des premières applications aux sciences sociales des techniques logicielles orientées agent, beaucoup de choses ont semblé problématiques. Je laisserai cependant de côté ces questions techniques, pour privilégier dans ce qui suit la présentation de quelques éléments contextuels à l'état de l'art aujourd'hui.

En sciences sociales, les techniques de modélisation basées sur des agents logiciels héritent d'une longue et erratique lignée d'ascendants qui débute avec l'origine de l'informatique. Ce n'est pas notre propos de reproduire cette histoire ici,

sauf peut être pour préciser que les simulations de prise de décision économique dans les premiers travaux pionniers d'Orcutt et ses collègues [ORC 61], ainsi que ceux de la *Graduate School of Industrial Administration* de Carnegie Tech [CYE 63] n'étaient pas vraiment basées sur des agents. Plus exactement, ces modèles ont employé une unité d'abstraction autre que l'individu – le ménage dans les microsimulations d'Orcutt – et ont traité chacune de ces unités de décision comme idiosyncratique.

Nous laisserons de côté ces antécédents informatiques, quelque ait été leur rôle précurseur, et considérerons que c'est vraiment dans les travaux de Thomas Schelling [SCH 71], [SCH 78] que se rencontre la première approche pré-moderne de la modélisation agent, quoi qu'en dise Philip Mirowski ([MIR 01] p. 369). Ces efforts pré-modernes sont caractérisés par des populations d'agents qui interagissent directement les uns avec les autres, avec une attention toute particulière accordée à la relation entre comportement des agents et résultats agrégés. La variante véritablement moderne des agents en tant qu'entités logicielles autonomes ne pouvait cependant prendre forme tant que la technologie de programmation orientée-objet n'était pas devenue aisément disponible. Il a donc fallu attendre la fin des années 80 avec SmallTalk, ObjectiveC, puis C++, qui ont permis aux chercheurs en sciences sociales d'utiliser systématiquement ces technologies dès le début des années 90. Je date le début de cette ère moderne à partir de deux événements tout à fait indépendants :

- (1) le travail sur les « agents adaptatifs artificiels » en économie au *Santa Fe Institute* [HOL 91], puis sur le Marché Boursier Artificiel de Santa Fe [ART 97]
- (2) deux livres édités par Nigel Gilbert avec Jim Doran et Rosaria Conte [GIL 94], [GIL 95] respectivement : “*Simulating Society*” et “*Artificial Societies*”, auxquels j'ai eu accès alors que les expériences avec Sugarscape étaient en cours [EPS 96].

Je trouve remarquable que ces développements précurseurs aient été réalisés par des personnes formées dans beaucoup de domaines traditionnels des sciences sociales, comme la sociologie, les sciences économiques, les sciences politiques, la théorie des jeux, la psychologie sociale, la finance, l'anthropologie et l'archéologie, aussi bien que dans des domaines comportementaux correspondants comme les sciences cognitives, en collaboration avec certaines sciences naturelles comme la physique. Les efforts de ces précurseurs modernes ont été accomplis par des personnes qui n'étaient pas forcément issues d'un même domaine (et n'avaient donc pas de culture particulière en commun), mais avaient toutes une solide culture informatique : certains étaient qualifiés en intelligence artificielle (IA) et dans des domaines dérivés, y compris l'intelligence artificielle distribuée, d'autres non. Mais si les précurseurs avaient tous des compétences informatiques solides, ils avaient d'autres caractéristiques en commun, telles que le fait d'appréhender les phénomènes sociaux comme des processus parallèles distribués et décentralisés, en opposition à la vision « *top-down* » jusqu'alors dominante.

6.2. Le chemin parcouru jusqu'à présent

Ainsi ce champ interdisciplinaire s'est développé depuis un peu plus d'une décennie, et il est maintenant important de dresser un premier bilan. Je souhaite faire ceci non pas en énumérant la longue liste de tous les modèles intéressants qui ont été construits – ils sont nombreux et la liste serait longue – mais plutôt en m'attardant sur les principaux types d'utilisations des modèles d'agents connus jusqu'ici. En adoptant un point de vue distancié sur le système social utilisé si communément dans les modèles multi-agents, il me semble que seul un petit nombre de ces utilisations ont suscité une attention particulière des modélisateurs. Je les passe en revue dans ce qui suit, et donne quelques exemples typiques sans chercher à être exhaustif.

6.2.1. Liens micro-macro

Un thème commun dans la modélisation agent avant même son apparition (ce que l'on appellera la période « pré-moderne »), a été de se focaliser sur des résultats globaux résultant d'interactions purement locales, avec le modèle de ségrégation de Schelling [SCH 71]. La recherche menée par Axelrod [AXE 81], [AXE 84] sur la structure microscopique des systèmes sociaux (macro-socialité) présente elle aussi ce caractère essentiel. Des travaux plus récents incluent l'apparition des normes et des conventions sociales (par exemple, [DAN 92], [SHO 97], [YOU 98], [HAL 01], [RIO 01], [CAR 02], [YOU 03]). Les comportements observés au niveau des agents et les résultats agrégés peuvent présenter des propriétés semblables ou être complètement différents. Prenons l'exemple d'un marché compétitif où chaque vendeur maximise son propre bénéfice sans coopérer, ce qui entraîne un bénéfice nul pour tous les agents. En général, on a peu de raisons de penser que la relation entre les niveaux micro et macro est simple, et la simulation multi-agents s'est avérée essentielle pour comprendre de telles relations. En effet, l'apparition de conséquences sociales imprévues à la suite d'un changement de décision politique révèle la difficulté de tels problèmes, et a commencé à retenir l'attention des modélisateurs multi-agents (voir la sous-section sur des modèles d'aide à la décision ci-dessous).

6.2.2. Emergence d'organisation et d'institutions à une échelle intermédiaire (méso)

On a également fait appel à la modélisation multi-agents pour étudier l'apparition d'une organisation sociale spontanée aux niveaux intermédiaires entre micro et macro (on parle alors parfois de niveau méso). On trouve de nombreux exemples dans la littérature, dont mon propre travail sur la dynamique des firmes [AXT 99], [AXT 02a] et la formation de classes [AXT 01]. Dans de tels modèles, des groupes d'agents se forment de façon à ce que chaque groupe individuel ait sa propre dynamique interne,

avec un niveau agrégé correspondant aux interactions entre groupes. Il est très difficile d'analyser mathématiquement ces modèles à trois niveaux (ou plus) et les techniques de simulation multi-agents ont fourni un outil efficace pour leur étude.

6.2.3. Modèles explicitement empiriques

Bien que seuls quelques uns des premiers modèles agents aient eu des ambitions empiriques sérieuses, cette situation s'est améliorée de façon spectaculaire. Ainsi, les premières tentatives pour établir des modèles en finance qui soient simplement plausibles d'un point de vue qualitatif – des biens qui s'échangent, des prix qui changent, des prévisions qui évoluent – ont cédé le pas à une génération de modèles [LUX 98], [LUX 99], [DAR 01], [LEB 01], [LEB 02] qui sont plus ou moins étroitement ajustés aux caractéristiques observables des marchés financiers réels [CON 01]. En anthropologie on a construit des modèles agents de populations antiques fidèles aux données réelles [AXT 02b], [KOH 05].

6.2.4. Généralisation de modèles mathématiques et/ou numériques

Les modèles agents qui tentent d'étendre des modèles existants en science sociale au-delà de ce qui est (apparemment) réalisable mathématiquement ou numériquement sont relativement nombreux. Souvent, ceux-ci partent d'une théorie particulière puis relâchent une ou plusieurs des hypothèses généralement fortes qui ont été faites pour faciliter l'approche analytique. Par exemple, le modèle de Tiebout par Kollman, Miller et Page [KOL 97] prolonge le formalisme de base pour inclure l'hétérogénéité systématique des agents, et démontre que ceci peut influencer de façon significative les types de classements obtenus. Pour citer un autre exemple, Tesfatsion [TES 98], [TES 01] généralise les modèles néoclassiques de marché du travail en enrichissant les procédures de recherche et de marchandage des agents : ce modèle modifié serait difficile à analyser mathématiquement.

6.2.5. Les modèles d'aide à la décision

Il est apparu dans la dernière décennie que trois classes des modèles multi-agents pouvaient avoir un impact significatif pour les décisions politiques : les modèles de trafic [NAG 94], [BAR 95], [NAG 95], [NAG 98], les modèles de combat militaire [ILA 04] et les modèles épidémiologiques [HAL 02], [EUB 04]. Dans chacun de ces modèles des représentations hautement réalistes de l'environnement et des populations sont employées pour simuler des interactions plus ou moins réalistes entre agents et entre agent et environnement, afin d'évaluer comparativement les conséquences de différents choix politiques. Les simulations dites participatives [MOS 02], [Chapitres 9 et 10]

constituent un nouveau type de modèle multi-agents récemment apparu et visant à l'aide à la décision, où de vrais acteurs politiques participent à l'utilisation du modèle, de sorte qu'ils puissent voir la gamme des conséquences variées qui émergent de leurs décisions : on reviendra sur ce point dans ce qui suit.

6.3. Où en sommes-nous aujourd'hui ?

Ce champ de recherche s'est maintenant développé depuis plus de dix ans. Nous espérons que les progrès réalisés apparaissent clairement à la lecture de la section précédente. Bien-sûr, il reste encore beaucoup à faire, mais de toute évidence cette méthodologie est à présent fermement établie. Passée à l'âge adulte, et avec ses meilleures années devant elle, on peut penser que c'est maintenant la *fin des débuts* pour cette nouvelle méthodologie. La prochaine étape pour les simulations sociales à base d'agents se traduira par la poursuite de perspectives et orientations qui les ont si bien servies jusqu'à présent, avec de nouveaux modèles utiles pour les usages décrits ci-dessus. Il y a également fort à parier que de nouveaux usages émergeront, portés par un *hardware* toujours plus puissant – permettant de plus larges modèles basés sur des agents toujours plus sophistiqués – ainsi que par une compréhension accrue du *software* – en fin de compte, les règles suivies par les agents – nécessaire à l'émergence de phénomènes sociaux intéressants. De nos jours, notre connaissance de ce *software* est si limitée qu'un effort important de recherche est nécessaire pour aller de l'avant et éviter l'engorgement dû à l'aspect logiciel, surtout avec les modèles à grande échelle. Confiant dans les succès initiaux de notre jeune champ de recherche, je m'intéresse dans la section qui suit aux différentes directions qu'il pourrait prendre, aux nouveaux domaines auxquels il pourrait contribuer. De nombreuses approches de la modélisation multi-agents naviguent aux frontières de la recherche, chacune prétendant représenter la voix du futur. Nous essaierons d'évaluer les chances de succès de ces voix différentes, une tâche d'autant plus difficile que l'environnement technologique est des plus évolutifs.

6.4. Conceptions concurrentes et complémentaires pour le futur

La croissance exponentielle du *hardware* – en terme de vitesse du processeur, capacité du disque dur et taille de la mémoire et du cache – promet des modèles multi-agents toujours plus riches et plus grands, mieux analysés – grâce à une extension des capacités informatiques qui nous libère de la « malédiction de la dimension » – et visuellement plus attractifs. Un meilleur accès à des micro-données rendra ces modèles plus empiriques, plus crédibles scientifiquement et en fin de compte, plus utiles à la prise de décision. Tout ceci est facilement visible, par simple extrapolation des tendances actuelles. Bien moins évidentes sont les directions à court terme dans lesquelles la technique aura le plus d'impact, conduisant à un effort de recherche accentué. Par exemple, il y a quinze ans, la gestion du trafic était un domaine réservé

de la dynamique des fluides, exécutée sur des supercalculateurs vectoriels. Mais depuis, les simulations du trafic multi-agents ont beaucoup contribué au remplacement de ces méthodes anciennes. De même, pour ce qui est des simulations de combats militaires, les modèles multi-agents ont largement remplacé les modèles basés sur des équations aux dérivées partielles. Plus récemment, les limitations des modèles épidémiologiques hybrides basés sur les travaux de Kermack et McKendrick [KER 27] ont permis l'élaboration de modèles multi-agents qui considèrent de manière explicite les structures d'interaction hétérogènes – réseaux sociaux – au sein des populations humaines. Ces trois exemples représentent des domaines de recherche appliquée dans lesquels les « modèles-agents » ont eu un impact méthodologique significatif en peu de temps. Qu'est-ce que ces domaines ont de particulier qui a rendu possible leur rapide colonisation par les méthodes multi-agents ? Quels sont les autres domaines mûrs pour de pareilles avancées ? S'il semble difficile d'apporter une réponse catégorique à ces questions, on peut néanmoins citer certaines caractéristiques probables de ces domaines :

- (1) une forte assise empirique
- (2) de faibles contraintes méthodologiques
- (3) une partie des chercheurs possède une connaissance significative en informatique
- (4) les individus à simuler sont très hétérogènes
- (5) les interactions entre individus ne sont pas arbitraires mais prennent la forme de réseaux sociaux structurés
- (6) les phénomènes sociaux à modéliser obéissent à une dynamique hors équilibre
- (7) des bases de données fiables existent, de préférence à un niveau micro.

Aucun champ de recherche ne possède toutes ces caractéristiques, mais certains en possèdent plusieurs. Les domaines cités ci-dessus de gestion du trafic, combat militaire et épidémiologie en partagent le plus, ce qui explique leur rapide adoption de la méthodologie multi-agents. Je laisse au lecteur le soin d'estimer le potentiel de cette méthodologie dans son propre champ de recherche. Je mentionnerai simplement qu'il existe certains domaines en sciences sociales pour lesquels les conditions (1) et (3) ne sont pas réunies et qui par conséquent pourraient sans doute être parmi les derniers à adopter cette technique de modélisation.

La question qui se pose actuellement, bien plus que de savoir comment les différents domaines existants en sciences sociales pourraient utiliser d'une manière scientifique conventionnelle les agents informatiques, est de savoir si les agents pourraient changer le type mêmes des enquêtes scientifiques effectuées dans certains domaines. Les modèles multi-agents développés actuellement en anthropologie et en archéologie représentent par exemple une nouvelle méthodologie, importante pour ces domaines [KOH 00]. Il n'est cependant pas très probable que cette nouvelle technologie soit rapidement largement utilisée dans ces domaines, pour diverses

raisons, y compris les compétences limitées en informatique de la génération actuelle de chercheurs. Cependant, les questions qui peuvent être posées et du moins provisoirement résolues par la modélisation-agent d'une époque particulièrement significative pour l'anthropologie sont potentiellement d'un grand intérêt et ont une large avance qualitative sur les méthodes existantes. En géographie, compter seulement sur les équations aux dérivées partielles (EDP) ou sur les modèles à automates cellulaires (AC) d'évolution urbaine est fortement contraignant et fait violence aux types de caractéristiques comportementales humaines que l'on voudrait spécifier. Ces problèmes peuvent être surmontés par les approches agent, et la gamme d'enquêtes scientifiques qui peuvent être entreprises dans une géographie qui inclurait les agents est ainsi qualitativement différente de ce qu'il était possible d'accomplir auparavant [BAT 05].

L'idée d'une technologie agent augmentant réellement le type de questions qui peuvent être posées et résolues dans des domaines particuliers semble particulièrement opportune quand il s'agit d'analyse et de conception de politiques. Presque par définition, la comparaison d'alternatives politiques implique une évaluation du comportement des hommes politiques. Le faire de manière crédible a toujours été un problème important. La possibilité d'avoir des hommes politiques qui construisent leurs propres représentations au cours de l'exécution d'un modèle est apparue relativement récemment en modélisation et simulation agent. Dans ces modèles-agents, le modélisateur fournit des entrées de sorte que les hommes politiques puissent, en interagissant avec le modèle, décider en temps réel de ce qu'il faut faire, permettant ainsi une compréhension par comparaison des conséquences des différentes actions qui leurs sont ouvertes [DOW 01]. Créer des outils constructifs et utiles pour l'analyse de politiques semble être une approche très porteuse, et on peut s'attendre à ce que de tels modèles agents participatifs connaissent une croissance rapide à court terme, peut-être particulièrement quand il s'agit de problèmes controversables. La notion liée de jeux de rôle [BAR 01] semble également appropriée dans ce contexte [Chapitres 9 et 10].

6.5. Conclusion : le long terme

Prévoir la participation à long terme de ce jeune domaine au progrès scientifique en sciences sociales ne serait pas raisonnable. Au lieu de cela, je souhaite profiter de cette conclusion pour suggérer simplement que, puisque ce champ de recherche va se développer pour passer de la jeunesse à l'adolescence, il sera dorénavant moins question de ses aptitudes et de son potentiel (nous connaissons maintenant ses capacités) mais davantage question d'apporter des contributions utiles à l'entreprise scientifique à laquelle il prend part. Il a en général évité (jusqu'ici) les affres de la modernité (la mode), et s'est réellement distingué dans de nombreux domaines spécialisés. Pendant qu'il continue de grandir et de se développer, nous, ses serviteurs, y plaçons de grands espoirs. Seul le temps nous dira si notre optimisme était justifié, et si cet adolescent frustré deviendra un citoyen modèle.

6.6. Bibliographie

- [ART 97] ARTHUR W.B., HOLLAND J.H., LEBARON B., PALMER R., TAYLER P., "Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Artificial Stock Market", Arthur, Durlauf, Lane (eds.), *The Economy as an Evolving Complex System II*, Reading, MA, Addison-Wesley, 1997.
- [AXE 81] AXELROD R., HAMILTON W.D., "The Evolution of Cooperation", *Science*, vol.211, p. 1390-1396, 1981.
- [AXE 84] AXELROD R., *The Evolution of Cooperation*. New York, N.Y., Basic Books, 1984.
- [AXT 99] AXTELL R.L., "The Emergence of Firms in a Population of Agents: Local Increasing Returns, Unstable Nash Equilibria, and Power Law Size Distributions", *SFI Working paper 99-03-019*, Santa Fe, NM, Santa Fe Institute, 1999.
- [AXT 01] AXTELL R.L., EPSTEIN J.M., YOUNG H.P., "The Emergence of Classes in a Multi-Agent Bargaining Model", in Durlauf S.N., Young H.P. (eds.), *Social Dynamics*, Cambridge, MA, MIT Press/Brookings Institution Press, p. 191-211, 2001.
- [AXT 02a] AXTELL R.L., "Non-Cooperative Dynamics of Multi-Agent Teams", *Proceedings of the First International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, Castelfranchi C. Johnson W.L., Bologna, Italy, ACM Press, Part 3, p. 1082-1089, 2002.
- [AXT 02b] AXTELL R.L., EPSTEIN J.M., DEAN J.S., GUMERMAN G.J., SWEDLUND A.C., HARBURGER J., CHAKRAVARTY S., HAMMOND R., PARKER J., PARKER M.T., "Population Growth and Collapse in a Multiagent Model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley", *PNAS*, vol. 99, n°3 3, p. 7275-7279, 2002.
- [BAR 95] BARRETT C., BIRKBIGLER K., SMITH L., LOOSE V., BECKMAN R., DAVIS J., ROBERTS D., WILLIAMS M., An Operational Description of TRANSIMS. Technical Report. Los Alamos, NM, Los Alamos National Laboratory, 1995.
- [BAR 01] BARRETEAU O., BOUSQUET F., ATTONATY J.-M., "Role-playing games for opening the black box of multi-agent systems: Method and lessons of its application to Senegal River Valley irrigated systems", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.4, n°2, 2001.
- [BAT 05] BATTY M., *Cities and Complexity: Understanding Cities with Cellular Automata, Agent-Based Models, and Fractals*, Cambridge, MA, MIT Press, 2005.
- [CAR 02] CARPENTER J., "Evolutionary Models of Bargaining: Comparing Agent-Based Computational and Analytical Approaches to Understanding Convention Evolution", *Computational Economics*, vol.19, n°1, p. 25-49, 2002.
- [CON 01] CONT R., "Empirical Properties of Asset Returns: Stylized Facts and Statistical Issues", *Quantitative Finance*, vol.1, p. 223-236, 2001.
- [CYE 63] CYERT R.M., MARCH J.G., *A Behavioral Theory of the Firm*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1963.
- [DAN 92] DANIELSON P., *Artificial Morality: Virtuous Robots for Virtual Games*, New York, Routledge, 1992.

- [DAR 01] DARLEY V., OUTKIN A., PLATE T., GAO F., "Learning, Evolution and Tick Size Effects in a Simulation of the NASDAQ Stock Market", *Proceedings of the 5th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI 2001)*, Orlando, FL, 2001.
- [DOW 01] DOWNING T., MOSS S., PAHL-WOSTL C., "Understanding Climate Policy Using Participatory Agent-Based Social Simulation", in Moss S., Davidsson, P. (eds.), *Multi-Agent-Based Simulation, Second International Workshop (MABS 2000), Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Berlin, Springer-Verlag, p. 198-213, 2001.
- [EPS 96] EPSTEIN J. M., AXTELL R., *Growing Artificial Societies : Social Science from the Bottom Up*, Cambridge, MA, MIT Press, 1996.
- [EUB 04] EUBANK S., GUCLU H., KUMAR V.S.A., MARATHE M.V., SRINIVASAN A., TOROCZKAI Z., WANG N., "Modelling Disease Outbreaks in Realistic Urban Social Networks", *Nature*, vol.429, p. 180-184, 2004.
- [GIL 94] GILBERT N., DORAN J. (eds.), *Simulating Societies: The Computer Simulation of Social Phenomena*, London, UCL Press, 1994.
- [GIL 95] GILBERT N., CONTE R. (eds.), *Artificial Societies: The Computer Simulation of Social Life*, London, UCL Press, 1995.
- [HAL 01] HALES D., Tag Based Cooperation in Artificial Societies, Ph.D. Thesis, Department of Computer Science, University of Essex, 2001.
- [HAL 02] HALLORAN M.E., LONGINI Jr.I.M., NIZAM A., YANG Y., "Containing Bioterrorist Smallpox", *Science*, vol.298, n°5597, p. 1428-1432, 2002.
- [HOL 91] HOLLAND J.H., MILLER J., "Artificial Adaptive Agents in Economic Theory", *American Economic Review*, vol.81, n°2, p. 363-370, 1991.
- [ILA 04] ILACHINSKI A., *Artificial War: Multiagent-Based Simulation of Combat*, Singapore, World Scientific Publishing, 2004.
- [KER 27] KERMAK W.O., MCKENDRICK A.G., "A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics", *Proc. Roy. Soc. Lond. A*, vol.115, p. 700-721, 1927.
- [KOH 00] KOHLER T.A., GUMERMAN G.J. (eds.), *Dynamics in Human and Primate Societies: Agent-Based Modeling of Social and Spatial Processes*, Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, New York, Oxford University Press, 2000.
- [KOH 05] KOHLER T.A., GUMERMAN G.J., REYNOLDS R.G., "Simulating Ancient Societies", *Scientific American*, p. 76-84, juillet 2005.
- [KOL 97] KOLLMAN K., MILLER J.H., PAGE S.E., "Political Institutions and Sorting in a Tiebout Model", *American Economic Review*, vol.87, n°5, p. 977-992, 1997.
- [LEB 01] LEBARON B., "Empirical Regularities from Interacting Long and Short Memory Investors in an Agent-Based Stock Market", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol.5, p. 442-455, 2001.
- [LEB 02] LEBARON B., "Short-Memory Traders and Their Impact on Group Learning in Financial Markets", *PNSA*, vol.99, n°3, p. 7201-7206, 2002.

- [LUX 98] LUX T., "The Socioeconomic Dynamics of Speculative Markets: Interacting Agents, Chaos and the Fat Tails of Return Distributions", *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol.33, p. 143-165, 1998.
- [LUX 99] LUX T., MARCHESI M., "Scaling and Criticality in a Stochastic Multi-Agent Model of a Financial Market", *Nature*, vol.397, p. 498-500, 1999.
- [MIR 01] MIROWSKI P., *Machine Dreams: How Economics Became a Cyborg Science*, New York, Cambridge University Press, 2001.
- [MOS 02] MOSS S., "Policy Analysis from First Principles: Agent-Based Modeling as Organizational and Public Policy Simulators", *PNAS*, vol.99, n°3, p.7267-7274, 2002.
- [NAG 94] NAGEL K., RASMUSSEN S., "Traffic at the Edge of Chaos", in Brooks R.A., Maes P. (eds.), *Artificial Life IV*, Cambridge, MA, MIT Press, p. 224-235, 1994.
- [NAG 95] NAGEL K., PACZUSKI M., "Emergent Traffic Jams", *Physical Review E*, 51, p. 2909, 1995.
- [NAG 98] NAGEL K., BECKMAN R., BARRETT C.L., TRANSIMS for Transportation Planning, Technical Report, Los Alamos, NM, Los Alamos National Laboratory, 1998.
- [ORC 61] ORCUTT G.H., GREENBERGER M., KORBEL J., RIVLIN A.M., *Microanalysis of Socioeconomic Systems: A Simulation Study*, New York, Harper & Row, 1961.
- [RIO 01] RIOLO R.L., AXELROD R., COHEN M.D., "Evolution of Cooperation without Reciprocity", *Nature*, vol.414, p. 441-443, 2001.
- [SCH 71] SCHELLING T.S., "Dynamic Models of Segregation", *Journal of Mathematical Sociology*, vol.1, p. 143-186, 1971.
- [SCH 78] SCHELLING T.S., *Micromotives and Macrobehavior*, New-Tork, Norton and Co, 1978.
- [SHO 97] SHOHAM Y., TENNENHOLTZ M., "One the Emegence of Social Conventions: Modeling, Analysis and Simulations", *Artificial Intelligence*, vol.94, n°1-2, p. 139-166, 1997.
- [TES 98] TEFATSION L., "Ex Ante Capacity Effects in Evolutionary Labor Markets with Adaptive Search", *Economic Report*, Ames, Iowa, Iowa State University, 1998.
- [TES 01] TEFATSION L., "Structure, Behavior, and Market Power in an Evolutionary Labor Market with Adaptive Search", *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol.25, p. 419-457, 2001.
- [YOU 98] YOUNG H.P., *Individual Strategy and Social Structure*, Princeton, NJ, Princeton University Press, 1998.
- [YOU 03] YOUNGER S.M., "Discrete Agent Simulations of the Effect of Simple Social Structures on the Benefits of Resource Sharing", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°3, 2003.

Remerciements. Je remercie Claudio Cioffi-Revilla, Nigel Gilbert, David Sallach, et Desmond Saunders-Newton pour nos conversations utiles et stimulantes sur ce thème.

Chapitre 7

Les modèles agent en géographie urbaine

7.1. Introduction

Les thématiques urbaines sont nombreuses et le fil choisi dans ce chapitre est donc plutôt d'ordre méthodologique, avec le but de donner, à partir de plusieurs études de cas relatives aux villes et aux systèmes de villes, un aperçu des différents types de modèles qui sont utilisés en géographie humaine pour simuler l'évolution des systèmes socio-spatiaux. L'accent sera mis sur des aspects comparatifs, afin de rendre compte des débats d'ordre méthodologique qui mobilisent les modélisateurs de cette communauté. Afin de simplifier les comparaisons, la plupart des exemples concernent des questions de localisation et de dynamique de populations, questions appréhendées à différents niveaux, de la mobilité des individus à l'évolution des dimensions d'un système urbain.

7.2. Objets et objectifs de la modélisation urbaine

La question des échelles tient une place importante dans de nombreux questionnements en géographie, où l'on s'intéresse explicitement à l'emboîtement ou à l'interférence de phénomènes opérant à différentes échelles. Il s'avère donc encore plus nécessaire qu'ailleurs, dans une démarche de modélisation, de préciser les niveaux d'observation et de modélisation des phénomènes étudiés. D'un point de vue thématique, on peut distinguer les travaux dont l'objectif est de mieux comprendre

les dynamiques en jeu dans les espaces urbains et métropolitains (perspective intra-urbaine) et ceux qui portent sur l'évolution des systèmes de villes (perspective interurbaine). Dans le premier cas on s'intéresse aux mécanismes qui conduisent à l'émergence d'une certaine forme d'organisation spatiale dans l'espace urbain, qu'il s'agisse de l'apparition d'une discontinuité, traduisant un phénomène de ségrégation par exemple, du renforcement ou de la dilution d'une organisation centre-périphérie, ou encore de la mise en place d'une organisation polycentrique dans un espace fortement centralisé (comme l'Ile-de-France). Dans le second cas, on s'intéresse à l'évolution de la configuration spatiale d'un système de villes, en cherchant à comprendre pourquoi certains nœuds se renforcent aux dépens d'autres, pourquoi la dynamique de croissance profite à certains ensembles de villes à certaines périodes, puis à d'autres dans d'autres contextes historiques et économiques. Ou encore, on cherche à identifier les processus sous-jacents à l'émergence d'un type d'organisation hiérarchique.

Que la problématique soit d'ordre intra ou interurbain, on peut ensuite distinguer trois niveaux clés d'un point de vue méthodologique:

- le niveau *micro-géographique* qui correspond aux individus, aux ménages, aux entreprises, qui peuvent être décrits par des caractères quantitatifs (âge, revenu, chiffre d'affaires..) ou qualitatifs (genre, catégorie sociale, secteur d'activité..). Relativement au questionnement évoqué plus haut, il s'agit de formaliser le processus qui conduit un individu à la décision de quitter son lieu de résidence, et qui l'amène ensuite à choisir tel nouveau lieu de résidence plutôt que tel autre etc.

- le niveau *meso-géographique* qui peut être représenté par les quartiers (dans le cas d'une perspective intra-urbaine) ou par les villes (dans le cas d'une perspective interurbaine), ou encore, plus généralement par tout type d'entité géographique qui a du sens relativement à la question posée (îlot, pôle d'emploi, région..). Les descripteurs correspondent alors soit à une forme d'agrégation des observations du niveau inférieur (nombre d'habitants, revenu moyen, profil social..), soit à une variable intrinsèquement méso-géographique (superficie, niveau fonctionnel, spécialisation, image..). Il s'agit à ce niveau d'identifier et de formaliser les mécanismes qui sont à l'origine d'évolutions différenciées de ces entités géographiques.

- le niveau *macro-géographique* est celui de la ville (perspective intra-urbaine) ou du système de villes (perspective interurbaine). Les descripteurs correspondent également à plusieurs origines possibles : différentes formes d'agrégation soit directement à partir du niveau micro-géographique (nombre d'habitants etc.), soit à partir du niveau méso-géographique (nombre de villes, taille moyenne..), ou intrinsèquement macro-géographique (densité, espacements, degré de concentration, organisation rang-taille..).

Certaines problématiques induisent a priori un certain niveau de formalisation, mais ce n'est pas toujours le cas. Ainsi, dans un questionnement relatif à la

régularité de la distribution des tailles des villes d'un pays, régularité caractérisée par la loi rang-taille¹⁹, deux positionnements sont possibles :

- juger qu'il est possible d'identifier et de théoriser des règles qui opèrent au niveau des interactions entre les villes, celles-ci étant alors considérées comme des entités collectives élémentaires, indivisibles ([ALL 79], [BUR 96], [BAT 01]);
- estimer utile d'appréhender les comportements au niveau individuel, et de modéliser explicitement les choix de localisation et de relocalisation des individus [BAT 01].

Dans les deux cas les chercheurs se sont placés dans le cadre des théories de l'auto-organisation, stipulant que cette structure quasi-universelle et durable que l'on observe à un niveau de description macroscopique, a émergé à partir du jeu d'interactions entre des éléments de niveau inférieur. Dans le premier cas ce niveau inférieur est celui de villages et de villes considérées comme entités élémentaires, et l'hypothèse est que la structure rang-taille émerge d'un ensemble d'interactions exprimant des relations de complémentarité et de concurrence propres à de telles entités, indépendamment des choix des individus résidant en ces lieux (modèle SimPop dont les principes sont résumés dans le §7.4.1 ci-dessous, [BUR 96]). Dans le second cas, ce niveau inférieur est celui des individus. Batty [BAT 01] simule ainsi les comportements d'agents se déplaçant sur une grille à la recherche de ressources. Ces agents sont capables de mémoriser les emplacements découverts, d'identifier le chemin pour y retourner, et de repérer les traces laissées par d'autres agents. Il montre comment émergent sur le temps long, à partir de ces mécanismes d'apprentissage, une structure polycentrique et hiérarchisée de l'habitat ainsi qu'un réseau structuré de routes. Cet exemple illustre comment, avec une même problématique - expliquer l'organisation rang-taille des villes-, un même champ conceptuel - les théories de l'émergence - et un même formalisme - les systèmes multi-agents -, des chercheurs choisissent de développer des modèles correspondant à des niveaux élémentaires très différents en fonction de leurs hypothèses et de leur philosophie de modélisation.

Dans un même ordre d'idées, le choix d'un certain formalisme n'implique pas non plus de modéliser le phénomène étudié à un niveau déterminé. S'il est vrai qu'en géographie, comme dans les autres sciences humaines et sociales, l'essor des modèles agents a favorisé le développement de très nombreux modèles formalisés au niveau des individus, il faut se garder de conclure que l'adoption de ce

¹⁹ Si on représente les villes d'un pays en fonction de leur nombre d'habitants et de leur rang sur un schéma bi-logarithmique, on obtient le plus souvent une courbe se rapprochant d'une droite de pente 1. Les vérifications empiriques de cette loi sont nombreuses, dans le temps comme dans l'espace, et ont donné lieu à une importante littérature (par exemple [MOR 93] pour une comparaison des différents pays du monde, [PUM 00] et [GUE 93] pour l'évolution de cette loi sur le temps long en France, [BAT 01] pour caractériser l'évolution du système urbain britannique durant le 20e s., etc).

formalisme impose ce choix. Le formalisme multi-agents offre de nouvelles potentialités pour modéliser le fonctionnement d'entités collectives comme les villes tout autant que pour modéliser des règles de comportements individuels.

Par ailleurs, certains auteurs opposent les travaux fondés sur le niveau individuel qui correspondraient à une approche dite « nouvelle », et les modèles classiques qui opéreraient, eux, à un niveau agrégé, et qui seraient aujourd'hui obsolètes [BEN 04]. Cette distinction est peu fructueuse. D'une part le débat entre modélisation individuelle-centrée et modélisation agrégée est lui-même très ancien [Chapitres 5 et 6], et d'autre part dans le domaine des sciences sociales, les premiers modèles de microsimulation étaient développés déjà dans les années 1960 [ORC 57]. Développés au niveau des individus, ces modèles ont représenté à l'époque une fantastique innovation. Les formulations d'alors sont, assez naturellement, dépassées aujourd'hui, mais leur philosophie reste présente dans les modèles de microsimulation actuels qui en sont issus.

Parallèlement à la réflexion sur le niveau de modélisation, il s'agit de préciser quel est l'objectif du modèle développé : reproduire un « fait stylisé » ou reproduire un phénomène observé (figure 7.1) :

- Dans un cas on cherche à identifier un ensemble de règles très simples au niveau des entités de niveau élémentaire et de leurs interactions, qui aboutisse à la formation de structures observables et durables au niveau d'organisation supérieur. Le modèle de ce type le plus connu est celui de Schelling²⁰, dont les mécanismes sont très souvent repris pour simuler la formation de ségrégations spatiales dans l'espace intraurbain [Chapitre 17]. Il existe de très nombreux modèles développés dans un esprit similaire pour simuler les effets des comportements des individus à d'autres niveaux d'observation. L'idée est qu'il suffit de la répétition de mécanismes très simples pour produire des structures organisées et relativement complexes, sans qu'il n'y ait jamais eu intention de les créer. Ce type de modèle est beaucoup plus rare pour formaliser le comportement d'entités élémentaires qui seraient des entités géographiques, alors que les modèles agents permettent, là également, de constituer des mondes artificiels permettant des explorations riches d'un point de vue heuristique.

- Dans le cas où l'objectif est de reproduire le plus précisément possible la réalité observée, il s'agit de formaliser l'ensemble des règles et d'estimer les valeurs des paramètres qui permettent de reproduire les dynamiques observées. La confrontation

²⁰ Le principe de base est le suivant : deux catégories de population co-existent et sont réparties sur une grille de type automate cellulaire. A chaque étape chaque individu peut changer de localisation s'il se sent insatisfait de son voisinage. Chaque catégorie d'individus a une légère préférence pour un voisinage où il ne serait pas minoritaire, ou très légèrement minoritaire seulement. Partant d'une distribution initiale aléatoire, cette légère préférence contribue à faire émerger, à terme, une configuration fortement ségrégée du peuplement [SCH 71], [Chapitre 17].

avec les observations empiriques devient une étape essentielle. Alors que dans le cas précédent on souhaite simplement reproduire une forme globale cohérente (existence d'un gradient centre-périphérie par exemple), il s'agit ici de reproduire non seulement la forme du phénomène étudié mais également son inscription spatiale précise (gradient nord-sud à partir d'une centre localisé en tel point...).

Cette double distinction, reposant d'une part sur le niveau de modélisation (individu/entité collective) et d'autre part sur l'objectif de la simulation d'un point de vue méthodologique (fait stylisé/réalité observée), permet de construire une typologie très simplifiée des applications des modèles agents dans le domaine urbain, et dans la suite, des exemples seront présentés pour chaque cas (figure 7.1).

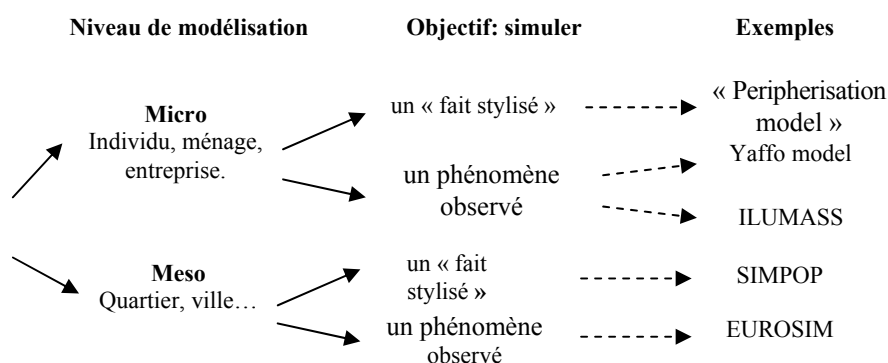


Figure 7.1. Caractérisation de quatre types de modèles agents suivant le niveau de modélisation et l'objectif du modèle.

7.3. Approches individus-centrées en modélisation urbaine : microsimulation et modèles agents

Considérer qu'il est important d'appréhender les comportements individuels pour comprendre les organisations spatiales et que la diversité de ces comportements est motrice dans les transformations de ces organisations sont des idées anciennes. Dans son modèle de diffusion spatiale des innovations Hägerstrand [HÄG 53] cherchait à identifier la logique de comportement des acteurs (les adoptants potentiels). Il partait de l'idée que les actions et les événements repérables au niveau d'un acteur donné étaient influencés par les caractéristiques individuelles de celui-ci, par le contexte environnemental, et par les actions des autres acteurs [Chapitre 16]. Plus tard, dans le cadre conceptuel de la *time-geography* [HÄG 70] explicite la base de son approche, saisir les interactions entre des acteurs individuels qui ont des intentions, des devoirs, qui élaborent des projets, et qui subissent des contraintes dans un contexte spatio-temporel. Ce cadre conceptuel, qui exprime une philosophie proche de celle qui sous-tend les systèmes multi-agents (SMA), a notamment inspiré les géographes qui

développent des modèles de microsimulation ([HOL 04], [MOE 02], [SPI 00]). Ce courant est cependant resté relativement marginal dans la modélisation urbaine : peut-être parce qu'il a fallu du temps avant que les modélisateurs de ces domaines parviennent clairement à expliciter la dimension spatiale de ces modèles, et que par ailleurs les premiers grands modèles n'intégraient justement pas les intentions des individus ni les interactions entre eux²¹. Par ailleurs il a fallu attendre que l'outil informatique évolue suffisamment pour permettre d'implémenter et de faire tourner des modèles très gourmands en mémoire [Chapitre 6]. Et quand ces moyens informatiques ont été suffisamment performants, ce sont surtout les modèles reposant sur les SMA qui ont très rapidement diffusé dans le monde de la modélisation urbaine. La grande majorité d'entre eux concernent des faits stylisés (on reproduit un monde artificiel aux dimensions réduites), alors que la microsimulation vise le plus souvent la reproduction de faits observés, en grandeur nature, afin d'utiliser ensuite le modèle pour tester l'impact de différentes mesures politiques par exemple. Trois exemples sont présentés dans la suite, correspondant respectivement à un SMA pour reproduire un fait stylisé, le processus de périphérisation des villes d'Amérique Latine, un modèle de microsimulation pour étudier l'impact des choix résidentiels sur la pollution dans l'agglomération de Dortmund, et un modèle couplant automates cellulaires (AC) et SMA pour étudier un processus de ségrégation spatiale dans la ville de Yaffo dans l'agglomération de Tel Aviv. Dans les trois cas, l'accent est mis sur la façon de formaliser les choix individuels en matière résidentielle.

7.3.1. *Un fait stylisé, le processus de périphérisation des villes d'Amérique Latine*

Le modèle développé par [BAR 03] comporte trois catégories d'agents correspondant à différents niveaux de revenus (pauvres, classes moyennes, riches). Tous partagent les mêmes préférences en matière résidentielle, et recherchent une bonne accessibilité relativement aux services et aux emplois. Lors de chaque étape, les agents à la recherche d'une résidence circulent sur une grille et s'installent sur une cellule appropriée en fonction de ces préférences et des disponibilités. Si à une des étapes suivantes un agent de catégorie plus aisée choisit cette même cellule, le plus pauvre est évincé et doit rechercher un nouvel emplacement. En revanche, si un agent a pu rester en place durant k étapes, cette localisation devient pérenne. La répétition de ce mécanisme simple permet de générer une distribution spatiale de la population conforme à ce que l'on peut observer dans de nombreuses villes d'Amérique Latine et qui résulte du processus de périphérisation. Un habitat spontané se forme sur les marges de l'agglomération où se concentrent la population à faibles revenus, ces espaces sont ensuite intégrés dans l'agglomération au cours de l'extension urbaine et ils changent

²¹ Il n'est pas anodin que les modélisateurs de ce courant utilisent aujourd'hui des adjectifs qui leur permettent de se démarquer des modèles classiques du domaine, microsimulation *spatiale* pour [HOL 04], microsimulation *avancée* pour [MOE 02].

alors de composition sociale alors que de nouveaux habitats spontanés émergent plus loin. L'auteur utilise des mesures de fragmentation fondées sur la distribution rang-taille des agrégats de peuplement (considérés comme des « fragments ») afin de caractériser la morphologie urbaine à un niveau macro-géographique, et ainsi disposer d'un indicateur permettant d'évaluer la ressemblance entre la structure simulée et la structure observée dans différentes villes latino-américaines.

7.3.2. Un modèle de microsimulation avancée

Bien que développés au niveau des individus également, l'esprit des modèles de microsimulation est très différent, notamment quant à la place accordée aux données. Dans certains pays, les chercheurs ont accès à une information relativement complète au niveau des individus, tant en termes de descripteurs démographiques, économiques et sociaux qu'en termes de localisation (lieu de résidence, lieu de travail). [HOL 04] utilisent ainsi une base de données contenant plus d'une centaine de descripteurs décrivant chacun des neuf millions de suédois de 1960 à 1995, pour développer leur modèle SVERIGE²². La situation initiale des simulations correspond ainsi à une *situation observée*.

Dans la plupart des cas les chercheurs ne disposent pas d'une telle information. Certains jugent cependant l'enjeu scientifique suffisamment important pour construire une population artificielle à partir des informations statistiques disponibles au niveau des entités administratives. L'équipe de Wegener [MOE 02] a ainsi construit une base d'information en grandeur réelle pour l'agglomération de Dortmund, avec des données sur les individus, les ménages, les logements, les lieux de travail et les modes de transport utilisés. Ces entités artificielles sont construites à partir de méthodes de désagrégation reposant sur des tirages aléatoires réalisés de manière à ce que les profils des populations artificielles obtenus soient les mêmes que les profils observés au niveau agrégé des 246 zones statistiques composant Dortmund [SPI 00]. La grille spatiale utilisée pour localiser les ménages, entreprises et immeubles est de 200 000 cellules et correspond à un niveau de résolution de 100m.

Le modèle ILUMASS²³ est construit de façon modulaire. Une vingtaine de modules correspondant à des phénomènes différents mais inter-reliés sont couplés. Les temporalités en jeu vont de l'année (construction d'immeubles, mobilité résidentielle, cycle familial par exemple) à la journée (mobilité quotidienne des

²² SVERIGE (*System for Visualizing Economic and Regional influences Governing the Environment*) est un modèle de microsimulation permettant de tester des scénarios relatifs à des questions socio-démo-économiques variées sur l'évolution de l'ensemble de la population suédoise.

²³ ILUMASS (*Integrated Land-Use Modelling And Transportation System Simulation*) est le nom d'un projet consistant à intégrer des modèles relatifs à l'évolution de l'occupation du sol et du transport urbain [MOE 02].

individus, pollution par exemple). Chacun de ces modules rend compte d'un processus de choix et de décision de la part de chaque individu. Dans les modules les plus simplifiés le changement est formalisé à partir de simples transitions d'un état à un autre (un célibataire qui se marie par exemple) suivant une certaine probabilité. Dans d'autres, le processus de choix de l'individu est représenté. Ainsi, dans le module de choix résidentiel, les ménages choisissent un logement en fonction de l'attractivité pondérée de sa localisation et de ses caractéristiques propres, et de son prix relativement aux revenus du ménage. Un des objectifs du modèle est de tester différents scénarios relativement à la politique de transports urbains. Les impacts en matière de pollution sont calculés à partir des déplacements et des choix de modes de transport des individus.

7.3.3. *Un modèle agent de ségrégation résidentielle*

Le modèle développé par [BEN 02] a pour objectif de mettre en évidence les mécanismes à l'origine de la ségrégation spatiale entre populations juives, arabo-chrétiennes et arabo-musulmanes dans le quartier de Yaffo à Tel Aviv. Les auteurs utilisent la notion de *discordance* résidentielle pour caractériser la différence entre les caractéristiques d'un agent et celles de ses voisins. Cette *discordance* est représentée par une variable stochastique, et elle peut donc différer pour deux individus au profil similaire. Deux sources²⁴ de discordance sont identifiées dans ce premier modèle, les facteurs religieux (trois catégories) et architectural (deux catégories d'immeubles : style *oriental* préféré par les populations arabes et style *blocks* préféré par les israéliens juifs). Le modèle est élaboré à partir du couplage d'un AC utilisé pour représenter les infrastructures urbaines (immeubles, voies) et gérer les voisinages, et d'un SMA représentant les agents-ménages et formalisant leurs comportements en matière de choix résidentiels. Le modèle comprend deux étapes, la première concernant la décision de quitter son logement, la seconde le choix d'un nouveau logement. Le moteur de ces décisions est l'éventuel sentiment de *discordance* que l'individu ressent relativement à son environnement. Les simulations reproduisent l'évolution du peuplement sur 100 itérations, la situation initiale correspondant à celle de 1955, et le pas de temps 40 à celle de 1995²⁵. Les résultats des simulations sont confrontés aux données correspondant aux phénomènes observés pour ces 40 premières années. La calibration du modèle a été faite à partir de critères observés au niveau macro-géographique : d'une part l'évolution de la part de la population arabe dans la population totale de Yaffo,

²⁴ D'un point de vue théorique le modèle peut intégrer un nombre quelconque de facteurs de discordance, chacun étant associé à un poids relatif (paramètre à estimer).

²⁵ En 1995 la population de Yaffo est de 39 000 personnes. Les arabes chrétiens et musulmans représentent alors 30% de la population, contre 8% en 1961 (avant la guerre de 1948 Yaffo était une ville arabe de 70 000 habitants) [BEN 02].

d'autre part un indice mesurant le degré de ségrégation de la répartition de la population suivant son groupe culturel. C'est à partir de cette confrontation que les paramètres-clés du modèle ont été estimés par essais et erreurs (une vingtaine de simulations a été effectuée pour chaque configuration de paramètres). Les valeurs des paramètres permettant de reproduire au mieux les phénomènes observés au niveau macro-géographique, sont ensuite interprétées relativement aux hypothèses initiales des auteurs. Les résultats des simulations les amènent à conclure que les sensibilités aux voisinages « religieux » et « architectural » existent mais qu'ils sont de faible intensité, dans le sens où les paramètres associés ont des valeurs faibles mais non nulles. En effet, les simulations qui correspondent à une hypothèse d'absence totale de ces mécanismes de ségrégation et/ou de préférences²⁶ architecturales sous-estiment notamment la part de la population arabe dans la population totale de Yaffo en 1995. Inversement, des valeurs trop élevées de ces sensibilités aux caractéristiques de l'environnement conduisent également à des situations peu conformes à l'observation. Ces deux facteurs de *discordance*, relatifs respectivement à l'environnement culturel et architectural, sont ainsi nécessaires et suffisants pour reproduire l'émergence de la structure ségrégée actuelle, sans qu'il y ait à introduire d'autres contraintes comme les prix fonciers par exemple.

Chacun de ces trois modèles formalise le processus de choix résidentiel au niveau des individus suivant une procédure similaire. Seul le critère de choix diffère, localisation plus avantageuse en termes d'accessibilité globale dans le premier cas, en fonction des caractéristiques du logement sous contraintes de coût et d'accessibilité dans le second, suivant l'environnement culturel dans le troisième. En revanche leurs objectifs sont très différents, le premier cherchant simplement à reproduire un *type* de structure spatiale, les deux autres visant à reproduire la réalité observée à un niveau agrégé.

Ces deux derniers modèles s'inscrivent cependant dans des courants différents et peu inter-reliés. Le modèle de Dortmund s'inspire à la fois des travaux de Orcutt [ORC 57] sur la microsimulation, de ceux de Hägerstrand [HÄG 70] sur la *time-geography*, et des modèles classiques de transport. Quant au modèle de Yaffo, il s'inscrit dans la lignée des modèles développés avec les AC et les SMA. D'un point de vue méthodologique de nombreux points les rassemblent. Ainsi le déroulement des règles décrivant les choix des individus, le type d'introduction de la dimension stochastique, la forme du calibrage à partir des données observées sont conceptuellement similaires. Cette similarité ne concerne cependant que certains types d'application et les potentialités offertes par ces formalismes se distinguent sur plusieurs points. La microsimulation intègre bien les intentions des acteurs, les interdépendances entre leurs actions, les interactions avec leur environnement, mais elle ne formalise pas les communications entre les agents qui jouent un rôle essentiel dans la plupart des applications des SMA. Sont plutôt

²⁶ Cette hypothèse correspond à une valeur nulle des deux paramètres, mesurant respectivement la sensibilité à l'environnement culturel et architectural.

formalisées des hypothèses sur les résultats de ces communications que l'émergence même d'une action suite à un échange de messages. Ceci dit, dans le dernier exemple présenté ci-dessus, c'est aussi la perception par l'agent de son environnement qui joue un rôle clé dans le modèle et non le processus de communication entre les agents. Il y a ainsi des convergences entre ces deux champs de modélisation qui tranchent avec le peu de communications qu'il y a eu entre ces deux communautés de modélisateurs, alors que les avancées technologiques leur ont en fait permis d'avancer, en parallèle, dans une même direction. Confrontant les travaux correspondant à ces deux démarches, [BOM 04] proposent l'idée d'évoluer vers une synthèse de ce qu'ils appellent les paradigmes SMA et microsimulation, après avoir mis en évidence les principales différences et similarités.

7.4. Modèles agent pour simuler la dynamique des systèmes de villes

Dans une perspective interurbaine il s'agit de rendre compte de l'émergence des différenciations entre les villes. D'ailleurs, pour comprendre l'évolution d'une ville donnée, parvenir à identifier les mécanismes sous-jacents à sa croissance ou au contraire à son déclin, il ne suffit pas de rechercher les facteurs explicatifs dans ses caractéristiques propres en termes de spécialisation économique, image ou forme de gouvernance. Sa place relativement aux autres villes du ou des systèmes de villes auxquels elle participe est déterminante par le biais des interactions qui opèrent entre elles, traduisant des relations de complémentarités et de concurrence. Le fait de penser les villes dans leurs interdépendances, dans leurs complémentarités fonctionnelles, dans leur organisation hiérarchique au sein d'un territoire donné est ancien, et en 1841 déjà est évoqué « un *système* général de villes » (Renaud, cité par [ROB 82]). Un demi-siècle plus tard Reclus [REC 95] décrit l'étroite imbrication entre les configurations hiérarchiques et spatiales des villes sous une forme très proche d'un modèle formel: la plus grande ville se trouverait au centre du pays et « *les villes secondaires se seraient réparties à des intervalles égaux sur le pourtour, espacées rythmiquement, et chacune d'entre elles aurait eu son cortège planétaire de villes inférieures, ayant chacune son cortège de villages* ». La première formalisation de lois explicatives de telles régularités hiérarchiques et spatiales a été proposée par Christaller en 1933 [CHR 33]. Il développe la théorie des places centrales, ce modèle intégrant des logiques fonctionnelle (niveaux de biens et de services) et géométrique (aires de marché hexagonales). Un peu plus tard Zipf [ZIP 49] exprime la régularité de forme de la distribution statistique des tailles des villes en fonction de leur rang. Dans son article intitulé « *Cities as systems in systems of cities* », Berry interprétait cette organisation rang-taille des villes comme une expression de la *complexité* de l'espace économique que représente la ville et de la diversité des facteurs qui y interagissent [BER 64]. Il appelait déjà de ses vœux l'élaboration de « simulateurs urbains » qui permettent de tester les théories urbaines.

C'est à partir des années 1970 que sont développés les premiers modèles dynamiques des villes formalisés avec des *équations différentielles non linéaires* [FOR 69], [ALL 79], [WEI 88]. Ils s'appuient sur les théories de l'auto-organisation et la synergie. Une forte attention y est portée au concept de bifurcation et à son interprétation dans le domaine des dynamiques urbaines. Les interdépendances entre les niveaux des acteurs et des structures macro-géographiques sont également évoqués dans ces modèles : « ...the 'urban hierarchy' and the 'city structures' that emerge, arise from permanent dialogue between the individuals, their goals and aspirations, and the macro-structure that they have allowed to emerge" ([ALL 97], p78).

Cet historique très simplifié montre combien les concepts de système, de complexité, d'auto-organisation, imprègnent la modélisation urbaine depuis de nombreuses années. Sur un plan méthodologique la simulation agent offre d'évidents avantages de souplesse relativement aux équations différentielles quand il s'agit de combiner des mécanismes de nature différente. Sur le plan conceptuel l'accent est davantage mis, dans les applications, sur l'émergence et une explicitation des mécanismes *bottom-up*.

Alors que les modèles utilisant les équations différentielles pour formaliser les dynamiques spatiales sont toujours développés au niveau d'entités géographiques, *la modélisation agent*, comme cela l'a été souligné plus haut, *ne détermine pas a priori le niveau élémentaire*. Ainsi, quand on s'intéresse à l'émergence et à l'évolution de structures observables au niveau des systèmes de villes, deux choix sont possibles. Soit on considère que les configurations urbaines sont le résultat de millions de décisions individuelles interdépendantes et qu'il est essentiel de prendre en compte la diversité de ces choix individuels, celle-ci pouvant être à la source de changements qualitatifs notables à un niveau d'organisation supérieur. Les individus représentent alors les entités élémentaires du modèle. Soit on considère que les propriétés du système de villes résultent de la forme des interactions entre les villes (échanges migratoires, flux de marchandises, flux d'information...), et que ces interactions opèrent suivant des logiques de niveau meso-géographiques peu sensibles à la diversité des décisions individuelles. Les villes sont alors les entités élémentaires du modèle. Les deux exemples exposés dans la suite relèvent de cette approche.

7.4.1. Le modèle SimPop : l'émergence d'un système de villes

Le modèle SimPop vise à simuler l'émergence d'un système de villes à partir d'une situation initiale où le peuplement est à peu près régulièrement réparti sur l'ensemble du territoire. L'objectif est d'identifier l'ensemble minimal de règles nécessaires pour qu'émerge un système de villes hiérarchisé et dont l'organisation spatiale présente une régularité semblable à celle des systèmes observés. Ce modèle a été développé à l'aide d'un SMA un peu particulier puisque les agents représentent

des entités géographiques, et sont de ce fait non mobiles contrairement à ce qui est fait dans la plupart des applications utilisant les SMA. Le choix s'est porté sur ce mode de formalisation pour l'intérêt que représente le protocole de communication entre agents pour formaliser les interactions entre les entités de peuplement d'une manière relativement souple ([BUR 96], [SAN 97]).

Chaque ville est caractérisée par sa taille (mesurée par le nombre total d'habitants), ses fonctions (économiques et administratives) et les portées qui leurs sont associées (quatre niveaux de proximité pris en compte), et enfin par la répartition de la population active par secteur d'activité. Partant d'une situation initiale où la seule fonction économique est agricole, les villes émergent progressivement, et acquièrent au fur et à mesure des niveaux fonctionnels de plus en plus élevés. En parallèle leurs activités se diversifient de plus en plus (quatre niveaux de fonctions commerciales, deux niveaux de fonctions administratives, deux types de villes industrielles) et leurs possibilités d'interagir avec les agents représentant des villes et des villages de plus en plus éloignés s'accroissent. La croissance des villes est fonction de leur capacité à valoriser leur production de biens et de services. Chaque ville a une production dans les secteurs d'activité correspondant à son niveau de fonction, et une demande pour l'ensemble des biens et services produits dans le système. Le processus d'échanges entre les entités géographiques (villes et villages) est formalisé à l'aide des communications entre agents : chaque ville productrice envoie un message à l'ensemble des entités de peuplement correspondant à sa portée géographique. Les aires d'influence des différentes villes se recouvrent partiellement, certains villages et villes de moindre niveau que les villes « offreuseuses » reçoivent des messages de plusieurs villes. Les possibilités d'échange sont ainsi multipliées et les villes « acheteuses » envoient à leur tour des messages indiquant leur demande. Une série d'échanges de messages suit pour rendre compte du processus de choix de part et d'autres, la ville productrice ayant à répartir sa production, la ville demandeuse ayant à répartir ses achats. Dans ce modèle très simplifié, ces mécanismes de choix reposent sur une logique de prorata en fonction de la distance.

A chaque étape (avec un pas de temps de 10 ans) il s'agit de calculer l'importance de la population en chaque lieu. Le taux de croissance est déterminé à la fin de chaque cycle à partir d'une loi normale dont la moyenne²⁷ dépend du niveau de fonction (taux de croissance d'autant plus élevé que le niveau de fonction est élevé, suivant l'hypothèse qu'une ville d'un rang plus élevé est plus attractive), et de la capacité à écouler les produits fabriqués (s'il subsiste des « invendus » la moyenne est minorée); et dont l'écart-type (qui rend compte du degré de variabilité du taux de croissance des villes de même type) est un des paramètres du modèle. Le modèle a été construit pas à pas, ce qui a permis de mettre en évidence les

²⁷ La valeur de base correspond à des estimations très globales qui ont été faites par des historiens (Bairoch [BAI 88] notamment)

conditions nécessaires pour obtenir une dynamique de hiérarchisation qui se maintient sur la durée, telle qu'elle est représentée sur la figure 7.2.

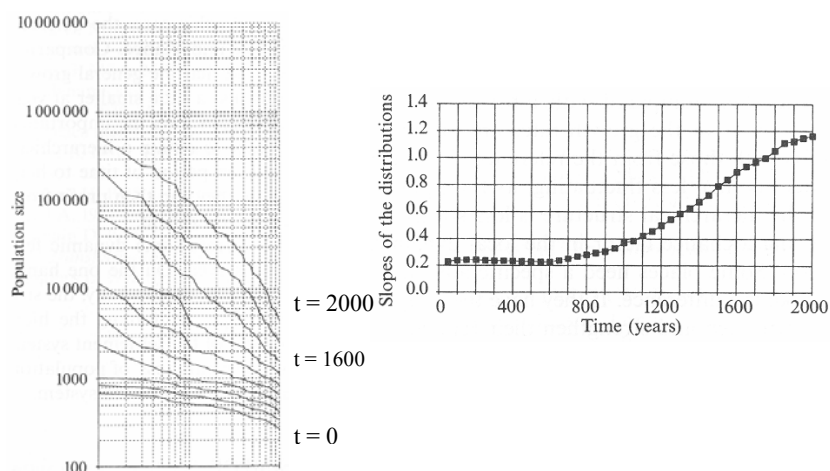


Figure 7.2. Représentation des courbes rang-taille simulées par le modèle SimPop entre $t=0$ et $t=2000$, et évolution de la valeur des pentes des droites d'ajustement correspondantes.

A un stade initial il faut qu'il y ait, assez naturellement, une capacité à dégager un surplus (production plus importante que la consommation) pour que le village se transforme en ville. Une fois que des villes ont émergé, l'existence d'interactions entre elles apparaît comme une condition nécessaire à l'émergence d'une hiérarchie urbaine. Des simulations ont en effet été effectuées sans que soit pris en compte la procédure des échanges commerciaux : des villes émergent, mais de façon relativement uniforme, il n'y a pas de différentiel qui se crée et le processus de hiérarchisation est alors très lent et s'interrompt à un niveau très bas. Au bout d'un certain temps, la population totale tend elle aussi à stagner. Le jeu des interactions entre les agrégats de peuplement apparaît ainsi comme une condition nécessaire à l'émergence d'un système de villes hiérarchisé et au maintien de la dynamique de la population. Enfin, à un niveau plus global, la capacité du système à créer de nouvelles innovations, formalisée par l'acquisition de nouvelles fonctions, ressort également comme fondamentale. Celles-ci induisent constamment de nouvelles possibilités de différenciation, d'accentuation de l'avance de certaines villes relativement à d'autres. Ainsi, des simulations ont été effectuées sans la possibilité d'acquérir des fonctions industrielles : le système cesse alors de se hiérarchiser vers le 15^e, 16^e siècle et stagne à partir de là. Le problème est d'ailleurs d'ordre plus général et la possibilité d'acquérir des fonctions industrielles à partir d'une certaine date déterminée de façon exogène ne le résout que partiellement : si le nombre de fonctions est déterminé a priori, cette stagnation arrivera fatalement,

même si c'est plus loin dans le temps. L'enjeu d'un point de vue méthodologique est donc de parvenir à endogénéiser l'émergence de nouvelles innovations. Une fois validé le modèle a pu être utilisé pour explorer quelles conditions conduisaient à des configurations plutôt monocentriques ou polycentriques (figure 7.3).

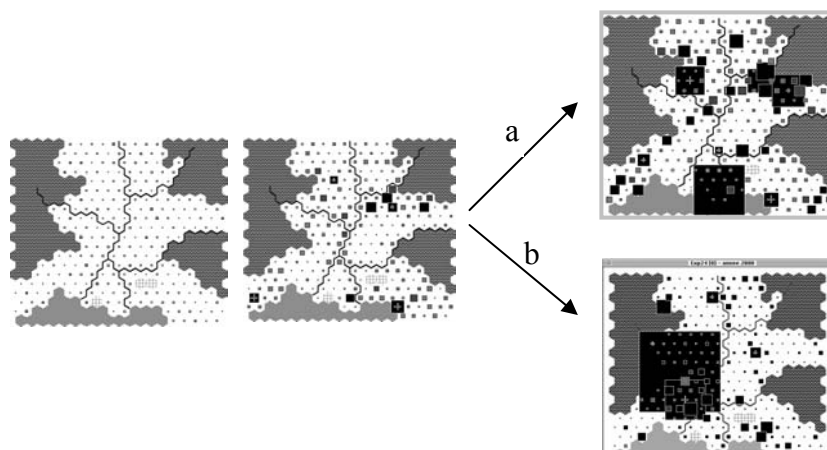


Figure 7.3. Extraits de simulations avec le modèle SimPop : émergence de deux configurations différentes du système de villes.

7.4.2. Le modèle EUROSIM : la dynamique des villes européennes

Ce modèle est conceptuellement proche du précédent mais il correspond à d'autres temporalités et le processus de l'émergence y prend un sens différent. On part d'une situation initiale très structurée, les villes européennes en 1950, et cette structure pèse évidemment fort sur l'évolution postérieure (principe de *path dependence*). L'objectif est d'identifier l'ensemble des règles qui seraient nécessaires et suffisantes pour reproduire une évolution qui soit cohérente du point de vue de la théorie urbaine et qui corresponde au niveau macro-géographique à ce que l'on a pu observer pour les villes européennes durant la période 1950-2000. Il s'agit d'identifier les mécanismes qui ont engendré des croissances différentielles entre les villes durant cette période, sans pour autant viser à reproduire avec exactitude la trajectoire précise de chaque ville. Cette dernière est plutôt considérée comme une des trajectoires possibles étant donné la situation de cette ville en 1950, sa spécialisation, son contexte spatial etc.

Les mécanismes liés à la spécialisation des villes et aux interactions entre les villes sont au cœur du modèle. Suivant la théorie classique de la base économique, on distingue les activités exportatrices, répondant à une demande externe, et qui constituent le moteur de l'économie de la ville, et les activités induites tournées vers

la demande de la population de la ville. S'inspirant de ce principe, les activités sont réparties en trois catégories dans ce modèle :

- activités destinées au marché intra-urbain;
- activités correspondant à une demande obéissant à une logique de proximité (figure 7.4.a), suivant des portées évoluant au cours du temps, ou d'appartenance nationale (figure 7.4.b);
- activités hautement spécialisées dont la commercialisation correspond à une logique de réseau (figure 7.4.c). A cet échelon supérieur de la hiérarchie urbaine, on considère en effet que les interactions porteuses de dynamique et de changement sont celles qui s'inscrivent dans des réseaux de villes concentrant les activités du plus haut niveau, et que la proximité géographique y est peu discriminante.

Le cœur du modèle concerne la constitution de ces réseaux et les mécanismes d'échanges entre les villes ([SAN 05], [FAV 05]). A chaque cycle de la simulation (le pas de temps est de un an), chaque ville se constitue un réseau de villes « clientes », pour *chacune* de ses spécialisations. Ce réseau est partiellement stable (les meilleures villes clientes des étapes précédentes sont d'abord sélectionnées), partiellement renouvelé par tirage aléatoire. La taille du réseau n'est pas fixée a priori, la sélection de nouvelles villes se poursuivant jusqu'à ce que la demande potentielle conjointe des villes sélectionnées dépasse k fois l'offre de la ville productrice, k étant un paramètre du modèle. Chaque ville productrice émet ensuite des messages proposant une part de sa production à chacune des villes appartenant à son réseau. Ces villes potentiellement clientes peuvent faire partie de plusieurs réseaux, et c'est par ce biais que se joue les mécanismes de compétition entre les villes. Les échanges de messages opèrent en parallèle pour quelques centaines de villes et une dizaine de spécialisations. Les échanges effectifs sont ensuite opérés entre les villes suivant des règles de choix et de prorata dans les situations où plusieurs possibilités existent, et les transferts de richesse correspondants sont effectués. Ces opérations sont réitérés jusqu'à ce qu'il n'existe plus d'offre correspondant à une demande ou vice-versa. La croissance des villes en termes de richesse et de population est ensuite évaluée en fonction de la réussite de ces échanges. Le gain de richesse et l'existence d'un potentiel de marché non satisfait durant la période sont des facteurs qui tendent à augmenter la croissance de la ville, alors que l'existence d'inventures tend au contraire à la limiter. Par ailleurs, la population active est redistribuée en réponse à l'éventuel déséquilibre entre l'offre et la demande pour les différents produits et services échangés.

La souplesse de l'outil SMA est évidemment un avantage pour formaliser de tels processus d'échanges entre les villes. Mais il y a aussi un intérêt du point de vue théorique : la « philosophie » agent amène à définir les règles de fonctionnement au niveau local sans jamais fixer a priori les ordres de grandeur globaux concernant la taille des réseaux ou les volumes totaux échangés. Les différenciations inter-urbaines émergent du jeu de compétition qui s'opère au cours de ces échanges à l'intérieur de ces réseaux

reconstitués à chaque période. Ce fonctionnement correspond à l'hypothèse que chaque ville dispose d'une information partielle sur l'état du système urbain à un moment donné.

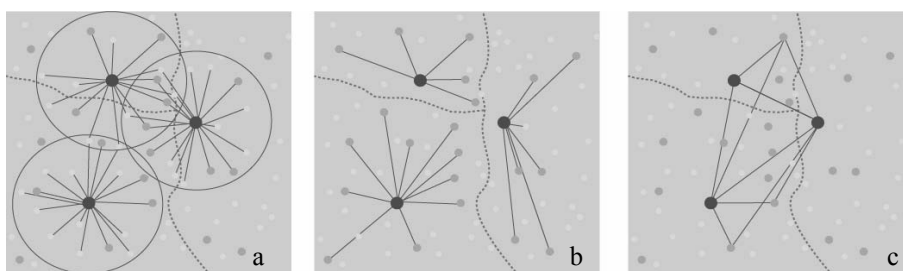


Figure 7.4. *Trois logiques d'interactions entre les villes (source : [FAV 05]).*

7.5. Conclusion :

La modélisation agent (dans sa conception la plus large), de par les possibilités méthodologiques et techniques qu'elle offre, amène à renouveler la réflexion sur les processus à la base du changement urbain, sur les interrelations entre les comportements des acteurs et les transformations des configurations spatiales. Formaliser au niveau des individus ou d'entités collectives, privilégier les mécanismes *bottom-up* ou *top-down*, formaliser le rôle de l'espace à travers les effets de proximité ou le fonctionnement en réseau, sont des questions pour lesquelles cette formalisation n'implique pas de choix unique a priori. Ainsi, pour la question du niveau de modélisation, les moyens actuels permettent de dépasser un choix caricatural entre deux attitudes extrêmes qui consisteraient soit à choisir comme entités élémentaires des agrégats géographiques avec pour seule justification l'existence de données statistiques correspondant à cet échelon d'observation, soit opter systématiquement pour le niveau le plus fin sous le prétexte que cela est techniquement possible. L'augmentation des ressources en mémoire des ordinateurs et la souplesse offerte par les SMA sur le plan méthodologique, offrent des possibilités de choix sans comparaison avec celles qui prévalaient lors du développement des premiers grands modèles urbains dynamiques. La réflexion sur le sens des entités élémentaires relativement aux objectifs du modèle, sur le jeu des hypothèses relatives aux interactions correspondantes et les implications théoriques qui en découlent devient d'autant plus centrale que les choix possibles sont nombreux. Ségrégation et différentiel de croissance par exemple mettent en jeu des processus opérant à des niveaux différents pour simuler l'émergence d'une différenciation spatiale. Les SMA privilégient les phénomènes suivant une logique *bottom-up*, mais ils permettent de combiner dans un même modèle des agents correspondant à des niveaux géographiques différents. Ainsi, chaque fois que l'on est capable de repérer des régularités et des fonctionnements qui ont un effet sur la dynamique du système à d'autres niveaux d'organisation, il est possible de formaliser par des agents les entités correspondantes. Il devient ainsi possible de

combiner des logiques relevant de niveaux variés. C'est du développement de tels modes de combinaison que l'on peut attendre des avancées dans la modélisation urbaine.

7.6. Bibliographie

- [ALL 79] ALLEN P.M., SANGLIER M., "A Dynamic Model of Growth in a Central Place System", *Geographical Analysis*, 11, p. 256-272. 1979.
- [ALL 97] ALLEN P., *Cities and regions as self-organizing systems; models of complexity*, Gordon and Breach Science Publishers, Amsterdam, 1997.
- [BAI 88] BAIROCH P., BATOU J., CHEVRE P., *La population des villes européennes de 800 à 1850*, Centre d'histoire économique internationale, DROZ, Université de Genève, 1988.
- [BAR 03] BARROS J., Simulating Urban Dynamics in Latin American Cities, *Proceedings of the 7th International Conference on GeoComputation*, Southampton, 2003, (www.geocomputation.org/2003/)
- [BAT 01] BATTY M., "Polynucleated Urban Landscapes", *Urban Studies*, vol. 38, 4, p.635-655, 2001.
- [BEN 02] BENENSON I., OMER I., HATNA E., "Entity-based modelling of urban residential dynamics: the case of Yaffo", Tel Aviv, *Environment and Planning B: Planning and Design*, 29, 491-512, 2002.
- [BEN 04] BENENSON I., TORRENS P.M., *Geosimulation; Automata-based modeling of urban phenomena*, Wiley, 2004.
- [BER 64] BERRY B.J.L., « Cities as systems within systems of cities », *Papers of the Regional Science Association*, 1964.
- [BOM 04] BOMAN M., HOLM E., Multi-agent systems, time geography, and microsimulation, in Olsson M-O., Sjöstedt G. (eds.), *Systems Approaches and their Applications*, Kluwer Academic, 95-118, 2004.
- [BUR 96] BURA S., GUERIN-PACE F., MATHIAN H., PUMAIN D., SANDERS L., « Multi-agents system and the dynamics of a settlement system », *Geographical Analysis*, vol.28, n°2, p.161-178, 1996.
- [CHR 33] CHRISTALLER W., *Die zentralen Orte in Süddeutschland: eine ökonomisch-geographische Untersuchung über die gesetz Massigkeit der Verbreitung und Entwicklung der Siedlungen mit städtischen Funktionen*, Jena, Fischer Verlag, 1933.
- [FAV 05] FAVARO J-M., GLISSE B., MATHIAN H., PUMAIN D., SANDERS L., Artificial intelligence and collective agents: a generic multi-agent model for simulating the evolution of urban systems, (1) Eurosim: a predictive short term simulation model, poster, ECCS'05 (*European Conference on Complex Systems*), 2005.
- [FOR 69] FORRESTER J.W., *Urban Dynamics*, M.I.T. Press, Cambridge, Mass., 1969.
- [GUE 93] GUERIN-PACE F., *Deux siècles de croissance urbaine*, Paris, Anthropos Villes, 1993.
- [HÄG 53] HÄGERSTRAND T., *Innovation diffusion as a spatial process*, Chicago, University of Chicago Press, 1953.

- [HÄG 70] HÄGERSTRAND T., "What about people in regional science?", *Papers of the Regional Science Association*, 24, p.7-21, 1970.
- [HOL 04] HOLM E., HOLME K., MÄKILÄ K., MATTSON-KAUPPI M., MÖRTVIK G., "The microsimulation model SVERIGE; content, validation and applications", *SMC*, Kiruna, Sweden, 2004 (www.sms.kiruna.se)
- [MOE 02] MOECKEL R., SCHÜRMAN C., WEGENER M., "Microsimulation of urban land use", *Proceedings of the 42nd Congress of the European Regional Science Association (ERSA)*, Dortmund, 2002.
- [MOR 93] MORICONI-EBRARD F., *L'Urbanisation du Monde depuis 1950*, Paris, Anthropos, 1993.
- [ORC 57] ORCUTT G.H., « A new type of socio-economic system, *Review of Economics and Statistics*, n°58, p773-797, 1957.
- [POR 97] PORTUGALI J., BENENSON I., OMER I., "Spatial cognitive dissonance and sociospatial emergence in a self-organizing city", *Environment and Planning B*, 24, p. 263-285, 1997.
- [PUM 97] PUMAIN D. "Pour une théorie évolutive des villes", *l'Espace Géographique*, n°2, p. 119-134, 1997.
- [PUM 00] PUMAIN D. "Settlement systems in the evolution", *Geografiska Annaler*, 82B, 2, p. 73-87, 2000.
- [ROB 82] ROBIC M-C., « Cent ans avant Christaller, une théorie des lieux centraux », *l'Espace Géographique*, n°1, 1982.
- [REC 95] RECLUS E., « The evolution of cities », *The Contemporary Review*, 67-2, 1895, p.246-264.
- [SAN 97] SANDERS L. PUMAIN D. MATHIAN H. GUÉRIN-PACE F. BURA S., "SIMPOP: a multiagent system for the study of urbanism", *Environment and Planning B*, 24, p. 287-305, 1997.
- [SAN 99] SANDERS L., "Modelling within a self-organizing or a microsimulation framework: opposition or complementarity", *Cybergeo* n°90, 1999. (www.cybergeo.presse.fr).
- [SAN 05] SANDERS L., FAVARO J-M., GLISSE B., MATHIAN H., PUMAIN D., Intelligence artificielle et agents collectifs: le modèle EUROSIM, *Revue Internationale de Géomatique* (à paraître), 2005.
- [SCH 71] SCHELLING T.S. "Dynamic Models of Segregation", *Journal of Mathematical Sociology*, 1 (2), 1971, p. 143-186.
- [SPI 00] SPIEKERMAN K., WEGENER M., "Freedom from the Tyranny of Zones: Towards New GIS-based Spatial Models", in *Spatial Models and GIS: New Potential and New Models*, *GISDATA 7*, Fotheringham S., Wegener M. (dir.), Taylor & Francis, p.45-61, 2000
- [WEI 88] WEIDLICH W., HAAG G. eds., *Interregional migration, Dynamic theory and comparative analysis*, Berlin, Springer Verlag, 1988.
- [ZIP 49] ZIPF G.K., *Human behavior and the principles of least effort*, Addison-Wesley Press, Cambridge, Mass, 1949.

Chapitre 8

Essai d'épistémologie de la simulation multi-agents en sciences sociales

8.1. Introduction

Le développement des simulations introduit une nouvelle donne en épistémologie, et tout particulièrement dans l'épistémologie des sciences sociales. En effet, nous pouvons grâce aux simulations observer les effets collectifs d'interactions entre des agents qui disposent de fonctions limitées, mais similaires sur certains points avec celles des animaux ou des humains. Nous n'avions pas jusqu'alors de moyens de calculer les effets de multiples interactions de ce genre, nous pouvions simplement dire vers quel résultat elles avaient des chances de tendre, ou encore quels équilibres existaient, mais sans que l'on sache par quels chemins les atteindre. Les simulations nous donnent ces moyens, même si elles exigent de simplifier les interactions. Les simulations ne nous donnent pas pour autant une théorie de ces effets collectifs, mais elles mettent en évidence des stabilités et des transitions et nous permettent ainsi d'explorer le paysage des effets collectifs possibles en fonction des variations des paramètres. Nous accédons ainsi à des phénomènes nouveaux, ou encore nous pouvons espérer tester des relations entre ces variations et ces effets collectifs.

Mais par ailleurs les simulations constituent un intermédiaire entre les phénomènes réels observés et la théorie que nous souhaiterions tester ou simplement constituer. Or rajouter un intermédiaire dans la chaîne expérimentale introduit une source d'indétermination dans les conclusions de nos tests, puisque nous n'avons plus une théorie confrontée aux phénomènes (via l'instrumentation), mais d'abord une simulation des phénomènes, qui donne ensuite lieu à théorie, si bien que les distorsions constatées peuvent être attribuées aussi bien à la simulation qu'à la théorie.

Nous allons nous demander dans quelles conditions il semble raisonnable de recourir à cet intermédiaire ou ce doublon de l'expérimentation qu'est la simulation. Nous allons d'abord tenter une typologie des différentes conditions que la simulation peut se proposer de satisfaire, en visant particulièrement les conditions propres à la simulation des phénomènes sociaux. Nous montrerons ensuite que pour satisfaire ces conditions, une simulation doit assurer la conservation de similarités entre phénomènes simulés (de manière computationnelle, sous tendue par des opérations formelles) et phénomènes réels (ici, ces phénomènes sociaux) et nous analyserons ces conservations de similarités, en proposant le schéma d'un carré des similarités. Nous nous demanderons enfin comment procéder à une validation ou à une mise à l'épreuve de telle ou telle similarité, et nous nous apercevrons qu'il est utile de ne pas simplement considérer une simulation comme valide, ou comme réfutée par le rapport aux phénomènes réels, mais de distinguer trois usages de la mise à l'épreuve : ne pas avoir à mettre en question une similarité, reconnaître que telle similarité présente des problèmes mais ne pas avoir à traiter ces problèmes parce qu'une autre similarité qui s'appuie sur elle fonctionne bien, enfin devoir réviser notre simulation parce que la similarité en jeu n'est pas assurée.

8.2. Les conditions de la simulation multi-agents

Partons des problèmes épistémologiques que posent les simulations multi-agents, et de ceux auxquels elles répondent.

En première analyse, on peut penser qu'il est justifié de se lancer dans des simulations dans au moins huit conditions différentes.

- (1) Quand on dispose d'une théorie, mais qu'on n'est pas capable de prévoir analytiquement ce que donnerait cette théorie comme variations des phénomènes qu'elle explique si on multipliait le nombre de variables. La simulation (grâce à la puissance de calcul des ordinateurs) permet de dire quel serait le résultat effectif et exact d'une telle prolifération, sans avoir recours à une démonstration (par exemple : dynamique convergente).
- (2) Quand on est dans un domaine qui dispose d'une théorie, mais que cette théorie implique des interactions trop complexes pour que l'on puisse calculer exactement la solution du système. La simulation revient alors à

utiliser pour trouver le domaine approximatif de la solution des calculs qui nous disent ce que donneraient telles approximations du système. Ici les résultats dépendent des simplifications imposées aux procédures de calcul. Ils ne peuvent donc pas être tenus pour des solutions exactes (par exemple : dynamique chaotique, attracteurs étranges).

- (3) Quand on dispose d'une théorie, mais qu'on ne sait pas exactement si cette théorie explique bien les phénomènes réels de son domaine, parce que pour juger de l'adéquation de cette théorie avec ces phénomènes, il faut faire des calculs trop complexes (on peut se trouver alors dans la situation 1 ou dans la situation 2).
- (4) Quand on dispose d'une théorie, qui n'est pas censée correspondre à des mécanismes de son domaine réel, mais dont on pense que ses processus simplificateurs sont fonctionnellement équivalents aux mécanismes réels, quels qu'ils puissent être, et qu'on se trouve pour le reste dans une situation similaire à (3).
- (5) Quand on ne dispose pas de théorie du domaine réel, mais seulement de contraintes générales sur les opérations qui ont lieu dans ce domaine, et que les processus qui doivent satisfaire ces contraintes semblent rentrer dans les cas 1 et 2.
- (6) Quand on ne connaît pas les opérations ni les contraintes du domaine réel, mais qu'on connaît les formes des phénomènes résultants, qu'on dispose de processus qui donnent assez souvent des formes similaires, et que ces processus se trouvent dans les cas 1 ou 2.
- (7) Quand on n'a pas de théorie du domaine, qu'on connaît certaines des formes des phénomènes réels, mais pas toutes, et que par ailleurs on a des scénarios typiques de comportements des éléments qui interagissent, et que l'on dispose de processus qui ont des similarités avec ces types de comportements.
- (8) Quand on ne dispose que de ces similarités entre processus computables et scénarios typiques, et qu'on voudrait savoir ce que les deux produisent comme phénomènes.

Les justifications qui montrent que l'on a satisfait telle ou telle condition sont évidemment différentes à chaque fois. Ce qu'on doit espérer des procédures ou processus de simulation est à chaque fois très différent.

Par exemple, espérer que dans le domaine social (quand il n'est pas directement économique), où l'on n'a pas de théorie formellement opératoire, la simulation va nous donner à la fois une théorie et la validité de cette théorie par rapport à l'expérience n'a pas de sens. Et avoir l'espérance pourtant moins forte que nous pourrions trouver des mécanismes fonctionnellement équivalents, si bien que nous pourrions dire : « la théorie

qui est faite de tel ensemble de procédures et de l'interprétation dans le domaine de ces procédures est équivalente fonctionnellement aux mécanismes qui existent – mais qu'on n'a pas encore validé expérimentalement- dans le domaine » (condition 4) est aussi une erreur de grammaire, en quelque sorte. De même, partir de la condition 5 et prétendre arriver à la condition 4, sans addition supplémentaire, est aussi une confusion. Et ainsi de suite, en généralisant : partant des conditions d'un niveau donné, il semble qu'on ne puisse pas remonter dans la hiérarchie. Est-ce une limitation intrinsèque, ou bien y a-t-il des cas dans lesquels la simulation nous permet cette remontée ?

Le problème des simulations dans les Sciences de l'Homme et de la Société, c'est qu'il n'existe qu'une théorie formellement opérationnelle dans ce domaine, en économie. La validation expérimentale y pose des problèmes que l'économie expérimentale ne résout pas vraiment : le problème central est que toute condition expérimentale crée une nouvelle situation sociale au lieu de nous dire simplement quelque chose sur une situation sociale plus ordinaire.

Dans les autres domaines, en revanche il existe des descriptions et catégorisations de processus ou mécanismes qui ne sont pas formellement opérationnels, mais qui expliquent beaucoup de comportements et de phénomènes sociaux. Appelons les des scénarios rationalisants (ils répondent à la stratégie du choix de la meilleure explication disponible, ou de l'inférence à la meilleure explication disponible).

Il est alors tentant de donner à ces processus une traduction computationnelle, de faire tourner le système multi-agents qui en résulte, de comparer les formes des phénomènes produits par le SMA avec les descriptions des phénomènes, ou les données statistiques qui permettent de les décrire, et de conclure que les processus computationnels ont par là été élevés au rang de théories sous-jacentes aux scénarios sociaux.

Il est encore plus tentant de penser qu'on a atteint un socle théorique plus fondamental que celui des scénarios rationalisants quand on a pu réaliser des traductions de divers phénomènes sociaux, qui semblent *ne pas* avoir de processus social commun, que ces diverses traductions sont similaires aux phénomènes sociaux chacun dans leur terrain et qu'on a *un même* mécanisme formel opératoire derrière toutes ces traductions.

Cette dernière attitude a été défendue par exemple par Weisbuch *et al.* [WEI 97], [WEI 00]. Elle est très séduisante. Il a souvent présenté à l'appui de cette position une analyse formelle de l'exemple du marché aux poissons de Marseille, analysé par Kirman et Vignes [KIR 91]. Ce marché ne se fait pas à la criée ou aux enchères. Le vendeur affiche son prix et les acheteurs vont acheter, ou non. Les phénomènes observés étaient les suivants : les interactions entre vendeurs et acheteurs finissaient

par diviser deux types de populations d'acheteurs. Soit un acheteur se fixait sur un ou deux vendeurs et leur restait fidèle. Soit il changeait de vendeur d'un marché sur l'autre. Weisbuch et ses co-auteurs ont montré que ces deux phénomènes très différents pouvaient correspondre aux sorties d'un même système dynamique, en changeant quelques conditions. On aurait donc trouvé là une loi sous-jacente à des phénomènes sociaux qui sont associés à des scénarios différents.

Oui, mais que nous disaient les scénarios sociaux : que ceux qui changeaient tout le temps de vendeurs étaient essentiellement des acteurs collectifs, des cantines, qui cherchaient à se fournir en poisson au moindre prix, et que ceux qui restaient fidèles étaient les représentants de bons restaurants, qui se devaient d'offrir des poissons de qualité à leurs clients. Il semble que la véritable explication sociale des phénomènes se trouve là, dans cette différence d'objectifs sociaux, et non pas dans la loi commune sous-jacente.

Est-ce que cela veut dire que Weisbuch et ses co-auteurs avaient tort ? Pour le soutenir, il faudrait insister sur le fait que leur explication formelle ne présente pas d'avantage généralisateur sur l'explication par scénarios, et ceci parce que les stratégies : « chercher le moindre prix quand on a des objectifs qui ne comporte pas une exigence de qualité », et « ne pas le rechercher quand on veut signaler qu'on est dans l'élite », sont des stratégies qui ont des applications bien ailleurs que dans le marché aux poissons.

Mais ils ont raison dans leur programme de recherche. Si nous trouvons dans les modes de mise en œuvre situationnels de deux stratégies sociales des conditions qui font que ces stratégies très différentes obéissent à des contraintes fondamentales identiques – à telle variation de condition près –, et si les scénarios sociaux n'ont pas cette même capacité de généralisation par rapport à des phénomènes très divers, alors nous avons bien un moyen de remonter de la condition 7 (scénarios typiques, processus qui expliquent des phénomènes similaires en forme) à la condition 5 (contraintes générales sur les opérations du domaine réel)²⁸.

La plupart du temps, les travaux de simulation multi-agents en SHS ne suivent pas cette stratégie. Soit ils se situent au niveau de la condition 4. La simulation multi-agents permet alors par exemple de calculer ce que seraient les équilibres, en théorie des jeux, de jeux qui comportent beaucoup d'acteurs, en supposant fixée la stratégie de chacun. Mais on ne sait pas si la théorie des jeux est valide pour ce qui concerne les acteurs sociaux réels. L'économie expérimentale reste très incertaine sur ce sujet, et pose elle-même des problèmes épistémologiques difficiles²⁹.

²⁸ Je laisse de côté pour l'instant le fait que nous avons tendance, en cas d'ex aequo pour la capacité de généralisation, à donner le pas à l'explication la plus réductrice, celle qui ne fait pas intervenir de raisons, ce qui, pour les phénomènes sociaux, reste discutable

²⁹ Un autre problème étant que les sujets apprennent à deviner inconsciemment le modèle de l'expérimentateur dans un jeu simple, phénomène déjà noté par Davidson et al. [DAV 57] dans des expériences sur les choix et les préférences. Cf également [DAV 80].

Soit ces travaux se situent au niveau de la condition 6. On connaît par exemple les formes de couvert végétal qui résultent dans la réalité de modes de pâturage, et on dispose de processus mettant en œuvre des interactions entre agents stylisés et réduits à des programmes, qui donnent des formes similaires ou dissemblables. On modifie alors les processus de manière à ce qu'ils nous donnent des formes similaires, puis on fait varier les conditions des processus pour voir comment ces formes varieraient. Cet exemple ne se situe qu'au niveau de la condition 7 lorsqu'il met en jeu des capacités d'invention des styles d'élevage. S'il s'agit simplement de petites bêtes qui ne peuvent pas varier dans leur mode de pâture, il peut se situer au niveau des conditions 2 ou 3.

Soit on se situe au niveau de la condition 7 : on calque du mieux qu'il est possible des processus sur des scénarios, et on tente de retrouver les formes des phénomènes observés.

Voire au niveau de la condition 8 : on ne sait pas ce que donneraient comme phénomènes telles nouvelles règles collectives, mais on dispose de scénarios qui correspondent à des séquences de pratiques dont certains segments sont similaires à ceux qui résulteraient des règles envisagées, on dispose aussi de processus computationnels similaires à ces segments de pratiques, et on suppose que ces similarités vont se conserver entre les phénomènes de simulation et les phénomènes réels.

Dans tous ces cas, il ne semble pas que l'on puisse prétendre grâce à une simulation réussie changer de condition, et espérer satisfaire des conditions d'un ordre plus exigeant que celle de la situation épistémique dont était partie la simulation.

8.3. Le carré et le cube des similarités

La question est alors : même une fois qu'on a limité les prétentions de la simulation à changer de niveau de condition, quelles sont les conditions de validation propres à chaque niveau, quand il s'agit de sciences sociales ? D'après ce que nous venons de dire, cela revient à déterminer à quelles conditions on peut assurer cette *conservation des similarités*. Pour se rendre compte de ce qui serait exigé, il est utile de recourir à un schéma, qui présente ce qu'on peut appeler le carré des similarités, celles qu'il faut justement pouvoir conserver.

Ce carré des similarités est une schématisation qui révèle des analogies entre la méthode des simulations et la méthode de la psychologie cognitive. Cette méthode consiste à prendre des phénomènes psychiques, (des comportements de raisonnement, de perception, etc.), à trouver des processus computationnels qui produisent les mêmes comportements (similarités ouest-est entre phénomènes) et à déduire de l'organisation des processus computationnels l'organisation des

processus psychologiques (en vertu d'une similarité nord-sud). Il faut noter que la méthode cognitiviste présuppose que l'établissement de la similarité ouest-est est possible. Mais elle peut aussi la mettre à l'épreuve en faisant varier les processus computationnels et en voyant si la similarité demeure. Bien évidemment, il reste ici que la validation est indirecte, puisque si la similarité entre comportements est le repère que l'on se donne, la similarité entre processus computationnels et psychologiques est une simple hypothèse qui doit être étayée par ces essais de variation. Dans la simulation sociale, cette similarité nord-sud est souvent plus documentée, puisque l'on peut disposer de scénarios, qui imposent déjà des contraintes organisationnelles. Mais le problème est reporté puisque ces scénarios ne peuvent prétendre être la réalité des processus sociaux.

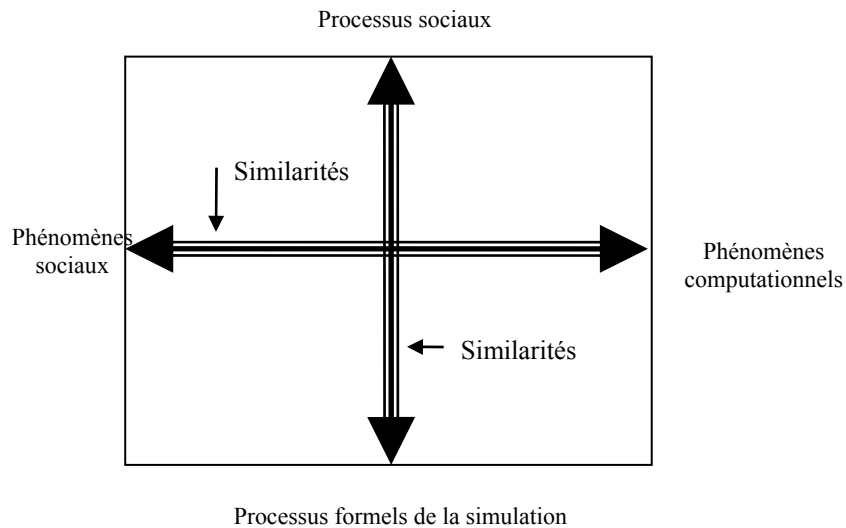


Figure 8.1. Carré des similarités.

Dans le domaine multi-agents, le problème se complique. En effet, un même phénomène global (à un certain degré d'approximation) peut résulter de processus locaux et d'interactions locales très différentes. La similarité ouest-est n'est donc pas suffisante. Si nous pouvions prendre les scénarios sociaux comme image adéquate des processus sociaux, nous pourrions prétendre que les processus formels (par exemple en économie) rendent compte des processus sociaux une fois qu'ils sont stylisés dans des scénarios sociaux. Mais il est très plausible que les scénarios sociaux ne rendent pas compte des processus de base, mais seulement de la manière dont nous stylisons nos représentations collectives de ces processus. Ces stylisations ont alors déjà un rôle social, elles sont fabriquées pour ne pas avoir à tenir compte des différences individuelles, donc pour être suffisamment vagues pour pouvoir

fonctionner sur des agents très différents. Or rien n'assure que les approximations nécessaires au fonctionnement collectif des scénarios sociaux seront compatibles avec les approximations nécessaires au fonctionnement collectif des processus computationnels de base.

Aussi la simulation sociale ne prétend pas dire, comme la psychologie cognitive, que les processus computationnels nous indiquent ce que sont les processus sociaux. C'est à l'inverse : on prétend simplement qu'on a trouvé des processus computationnels qui ont quelque similarité avec les processus des scénarios sociaux, et qui permettent de leur donner une plus grande amplitude de variations. Mais même cette assertion plus prudente, on vient de la voir, doit être questionnée.

En fait, la situation est encore plus complexe, parce que nous devons tenir compte non seulement des processus formels, mais de la relation entre processus formels, processus de programmation, et production de simulations. Une théorie qui analyserait ces rapports, nous pourrions la nommer une théorie de "*programmations-simulations*". Ici la théorie des simulations se prend elle-même pour objet. Cette réflexivité peut opérer aussi d'une autre manière. On peut développer des théories de la reconnaissance des formes simulées ou des formes des phénomènes, théories de la reconnaissance qui peuvent elles-mêmes donner lieu à une étude par simulations. Appelons cela des *théories simulation-reconnaissance*. Pour l'instant, on ne dispose pas d'une théorie des rapports entre les théories de programmations – simulations, les théories de simulation-reconnaissance, et les phénomènes sociaux.

Or tenir compte de cette réflexivité suppose que nous passions d'un carré à un cube. Le niveau des programmations et des reconnaissances de formes serait alors un plan supérieur. La similarité devrait alors être maintenue aussi entre d'une part les relations entre programmation et simulation, et les processus sociaux, et d'autre part entre les programmations de reconnaissance des formes, et les processus de constitution des scénarios sociaux.

Dans notre schéma, les axes des similarités au plan supérieur ou réflexif ont opéré une légère rotation (dans le sens inverse des aiguilles d'une montre) par rapport aux axes des similarités de base. C'est que les relations entre programmation et simulation développent une théorie qui ne se soucie pas que des processus formels, mais réfléchit aussi sur leur lien avec les phénomènes computationnels. De même les relations de constitution du social exigent de se demander comment tels processus sociaux produisent tels ou tels phénomènes sociaux. A chaque fois, non seulement on a opéré un passage au niveau réflexif, mais on est passé à une théorie du lien entre les opérations et leurs produits, ce qui dans le schéma se traduit par une rotation dans le sens inverse des aiguilles d'une montre.

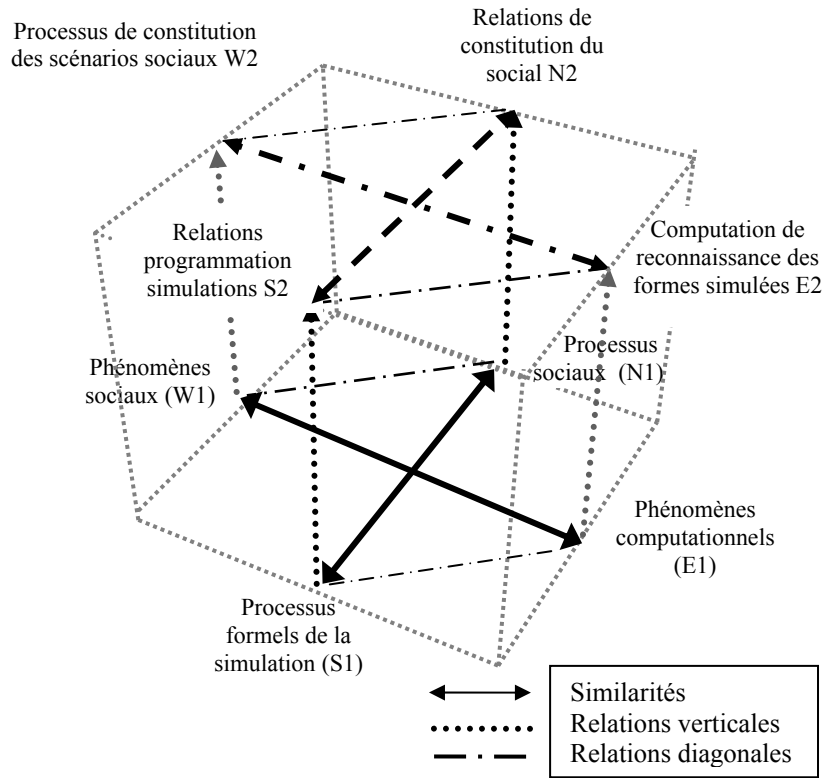


Figure 8.2. *Cube des similarités.*

Notons que nous n'avons pas nécessairement à assurer la similarité entre le plan de base et le plan réflexif, par exemple entre les processus formels (S1) et les relations de programmation-simulation (S2). Une programmation peut respecter les conditions de satisfaction d'une fonction sans qu'on puisse parler de similarité. Les relations verticales indiquent des liens nécessaires mais pas forcément des similarités : la computation de reconnaissance des formes simulées (E2) implique des phénomènes computationnels (E1), les processus de constitution des scénarios sociaux (W2) impliquent des phénomènes sociaux (W1), etc... De même les relations diagonales n'impliquent pas de similarités, mais seulement des relations de production viable : les relations de constitution du social (N2) produisent les constitutions des scénarios sociaux (W2), et les processus formels (S1) une fois programmés produisent les phénomènes computationnels (E1). Si l'on doit assurer les similarités, on doit aussi garantir le maintien de ces viabilités.

Il est évidemment souhaitable que le cube puisse commuter sur toutes ses relations. Par exemple, il est souhaitable que le chemin (a) qui part des phénomènes sociaux (W1), qui monte aux processus de constitution des scénarios sociaux (W2), qui assure une similarité ouest-est au niveau supérieur avec les programmations de reconnaissance de formes simulées (E2), aboutisse aux mêmes résultats, donc aux mêmes phénomènes computationnels (E1) que le chemin (b) qui part des phénomènes sociaux (W1), qui reste au niveau de base, passe par les processus formels de la simulation (S1) pour arriver également aux phénomènes computationnels (E1) selon la similarité W-E. Il faut de même que le chemin (c) qui part des processus formels de la simulation (S1), qui passe en montant au niveau supérieur aux relations entre programmations et simulations (S2), à une similarité avec les relations de constitution du social (N2) et qui redescend aux processus sociaux (N1), arrive aux mêmes processus sociaux que le chemin direct qui passe par la similarité sud-nord de base. Et toutes ces similarités doivent être assurées sans avoir à rompre les relations diagonales entre le plan nord-sud et le plan ouest-est. Mais on ne peut évidemment pas exiger que la similarité soit assurée entre la relation de base (ouest-est ou nord-sud) et tous les segments du chemin qui passe par le plan supérieur, puisque les relations verticales n'ont pas nécessairement à assurer de similarités.

Nous avons donc quatre contraintes à respecter : (1) assurer les similarités horizontales (2) conserver ces similarités quand nous passons du niveau de base au niveau réflexif et réciproquement, (3) conserver les relations diagonales propres à chaque domaine, que ce soit au niveau de base ou au niveau réflexif (4) faire en sorte que les chemins qui passent par le plan supérieur commutent avec ceux qui restent au plan inférieur.

Pour y voir un peu plus clair, il faut prendre quelques précautions. Les similarités constituent, c'est bien connu, un piège épistémologique. Non pas qu'il faille condamner tout usage des similarités, comme le préconiserait un positivisme rigoureux. On se priverait d'un pouvoir heuristique décisif. Mais elles peuvent avoir un impact de validation très différent.

Prenons une des similarités de notre carré ou de notre cube. Nous avons une similarité qui peut assurer une homologie entre les scénarios typiques qui permettent de comprendre les comportements sociaux réels, d'une part, et les phénomènes computationnels de l'autre, via les processus computationnels de reconnaissance de formes. Ce que nous exigeons pour valider cette similarité, d'après ce que nous venons de dire, c'est que le carré soit complété, et que les phénomènes sociaux qui découlent de l'utilisation des scénarios sociaux restent similaires aux phénomènes computationnels ainsi déterminés par le détour de reconnaissance de formes similaires aux processus de reconnaissance sociale.

Ici une difficulté se présente, qui tient à ce que nous sommes des animaux cognitifs, donc des systèmes dédiés, entre autre, à la reconnaissance de similarités, en particulier aux similarités qui sont reliées de manière fiable à nos activités et à leurs buts. Nous surestimons donc les similarités tant qu'elles ne déçoivent pas nos activités et qu'elles se laissent sans problème relier à ces activités. Ces activités sont sociales et collectives, et les scénarios sociaux sont donc contraints par la nécessité de continuer à faire fonctionner des coordinations collectives. Or le chercheur simulationniste est un animal social comme les autres. Il va donc repérer plus facilement les similarités qui confortent ses activités et ses buts, et qui lui permettent de se coordonner, par exemple avec les sociologues. Il va donc surestimer les similarités qui lui permettraient de clore notre carré.

Je mentionne en passant qu'il est aussi possible, à l'inverse, que l'évolution des humains ait produit des scénarios sociaux locaux qui ont la bonne propriété de rester compatibles avec leurs résultats collectifs. Cette propriété de stationnarité dans l'explication ou la compréhension devrait alors être recherchée par les processus computationnels. Cela revient à assurer non seulement la similarité sur les deux axes, mais à maintenir les relations diagonales entre ces deux axes.

Mais approfondissons les difficultés de ce carré des similarités. On peut indiquer plusieurs versions de ce piège de la tendance à reconnaître des similarités (qui est un biais inévitable, en fait). La première tentation consiste à *reconnaître* dans les activités sociales les traits qui peuvent se retraduire dans les processus et phénomènes computationnels. C'est un biais qui consiste à voir les phénomènes sociaux en fonction du computationnel. A cette mise en question de la validité de la simulation, nous pouvons répondre : mais nous allons mettre cet éventuel biais à l'épreuve quand nous regarderons s'il y a similarité entre les processus de reconnaissance des phénomènes sociaux et les processus de reconnaissance computationnels des formes simulées. La difficulté reparaît cependant, puisque comme nous ne disposons pas d'une théorie claire des processus sociaux de reconnaissance des phénomènes sociaux, nous serons tentés de projeter les modèles computationnels qui marchent pour une reconnaissance des formes des phénomènes simulés sur notre description des processus de reconnaissance des phénomènes sociaux.

La seconde tentation est inverse. Elle consiste à ne percevoir dans le chaos des résultats computationnels que ceux qui présentent des formes reconnaissables et qui de plus peuvent susciter une interprétation dans les termes des *scénarios sociaux* du domaine. Mais en fait ce que nous visons, ce ne sont pas des scénarios, ce sont les processus sociaux dont nous supposons qu'ils sont une image. C'est un biais qui consiste à voir dans le computationnel ce que nos capacités sociales (qui activent les relations de constitution du social) nous permettent d'y voir. Le premier biais voit les phénomènes sociaux en fonction des capacités computationnelles de

reconnaissance des formes ou de production de formes, le second voit les résultats computationnels en fonction des capacités et des scénarios sociaux.

Nous pouvons utiliser la précédente méthode, et vérifier si nous disposons d'une modélisation de la constitution des scénarios sociaux par un processus de reconnaissance de formes. Mais il faut de plus nous assurer de la compatibilité diagonale entre nos axes. Il faut que les processus de reconnaissance de forme sur l'axe ouest-est soient bien ceux qui assurent la similarité avec les relations de constitution du social sur l'axe nord-sud, celles-là même qui permettent entre autre la constitution des scénarios sociaux.

Il reste une difficulté : ces scénarios fonctionnent non pas comme des processus formels, mais comme des types qui admettent un certain vague, et qui peuvent donc accueillir aisément diverses programmations et formalisations. Il est alors tentant de ne retenir que les programmations et formalisations que nous avons produites, celles dont précisément il nous faudrait tester la robustesse.

Nous sommes donc amené à corriger le premier biais (tout voir en fonction du computationnel) par le second (tout voir en fonction du social), mais en déclarant à chaque fois la perspective : au lieu de partir des simples phénomènes computationnels, nous allons nous demander si nous disposons de reconnaissances des formes adaptées à notre problème, et au lieu de partir des scénarios sociaux, nous allons nous demander quelles relations de constitution du social sont en jeu. Le premier décalage consiste à passer du plan de base au plan réflexif, et le second décalage consiste à utiliser les relations diagonales.

Le second décalage nous pose de nouveaux problèmes : les relations de constitution du social pourraient être différentes de celles que nous supposons. Pour mettre nos hypothèses à l'épreuve, il nous faut donc les confronter à d'autres hypothèses. Nous partons alors d'autres scénarios sociaux typiques, qui nous suggèrent d'autres explications, d'autres relations constitutives, en conflit avec les premières. Mais cela, en remettant en question nos scénarios sociaux, va aussi remettre en question les simulations qui s'appuyaient sur ces scénarios. Ainsi le remède au second biais peut nous être utile pour le premier.

Symétriquement, pour corriger le second biais (le biais de surinterprétation des processus et phénomènes computationnels en fonction des scénarios sociaux, il faut évidemment avoir une idée de la manière dont d'une part nous sommes exagérément sensibles à certaines formes dans les phénomènes computationnels, et dont d'autre part nous sommes trop fortement orientés par nos scénarios, ce qui nous amène à privilégier une certaine interprétation des processus formels et de programmation. Nous devons donc faire l'analyse *cognitive* de nos stratégies de perception, de manière à voir ce qui dépend de nos processus de reconnaissance, appliqués aux

phénomènes computationnels. Il nous faut aussi faire l'analyse *pragmatique* des biais qu'induit dans nos sélections de similarités notre engagement dans telle activité, orientée vers tel but ou soumise à telle contrainte. Pour échapper à ces dominances pragmatiques, il faut procéder à des recherches de formes qui ne sont pas directement perceptibles, qui ne « sautent pas aux yeux », qui renvoient à des processus différents. Ainsi l'analyse des biais de reconnaissance des formes, remède au premier biais, peut être aussi utilisée dans le second.

La difficulté est ici que l'on souhaiterait, pour ces biais de reconnaissance, se fixer sur un critère de stabilité, et ne retenir que les régularités ou saillances stables. Mais la reconnaissance sociale (la reconnaissance des formes des phénomènes sociaux), peut très bien être sensible à des formes de transition, de rupture, qui impliquent des instabilités. On peut faire l'hypothèse que nous ne sommes pas sensibles aux continuités mais aux discontinuités, sur le fond de continuités. Il faut donc repérer ces transitions entre des régimes stables, c'est sur leur base qu'il faut chercher les similarités entre processus computationnels et scénarios sociaux.

Même si ces démarches épistémologiques sont complexes, elles nous permettent à tout le moins d'éviter une erreur : celle de prendre les scénarios sociaux typiques pour les processus constitutifs du social. Et c'est en inscrivant le recours aux scénarios *dans le carré des similarités*, et en les soumettant à ses contraintes que nous pouvons échapper à cette confusion, même si finalement, les phénomènes sociaux tels qu'ils apparaissent aux acteurs sociaux sont un facteur social important des processus sociaux.

Un dernier point sur ce carré ou cube des similarités tient à la nécessité de le comprendre non pas de manière statique, mais dynamique. Nous pouvons alors faire intervenir ce que l'on nomme très souvent des phénomènes d'émergence. En effet, les phénomènes sociaux dont nous allons partir peuvent être des phénomènes collectifs, ou des phénomènes individuels. Si nous partons des données individuelles, nous allons pouvoir obtenir des phénomènes collectifs au niveau des phénomènes simulés. Les processus computationnels auront donc démontré leur capacité à mimer de l'émergence. Si nous partons de phénomènes sociaux, nous allons rechercher à implémenter des processus computationnels qui sont supposés similaires aux processus sociaux. Et si nous respectons les similarités, là aussi nous aurons montré la capacité des processus computationnels à mimer de l'émergence. En fait, nous aurons explicité ou élucidé cette émergence, puisqu'elle tiendra dans les deux cas à des interactions complexes de processus plus simples. Mais la réussite de cette élucidation de l'émergence reste dépendante elle aussi de la validité des similarités conservées dans notre carré ou notre cube. Et nous devons donc de même la soumettre à nos mises à l'épreuve croisées.

Nous pourrions alors être tentés par une hypothèse : il n'existe rien d'autre que ces procédures de mises à l'épreuve croisées, puisque les interactions sociales peuvent aussi se comprendre de cette manière, ce que cela semble la validation la plus rigoureuse et la plus exigeante dont nous puissions disposer dans le domaine des interactions sociales.

8.4. La simulation généralisée

Il est ainsi possible de généraliser notre remarque sur le fait que la société est faite de reconnaissances sociales, si l'on adopte l'hypothèse de la simulation généralisée (que personnellement je n'adopterai pas). Cette hypothèse consiste à dire : nous sommes toujours dans du cognitif et de la reconnaissance. Il n'y a rien dans le monde auquel nous soyons sensibles sinon par ce transfert, ce passage dans le domaine cognitif. Cela ne vaut évidemment que pour les processus qui sont cognitifs (conscients ou inconscients) et qui ne sont pas simplement des processus biologiques du genre : nous ne pouvons pas survivre à telle prolifération de virus ou de bactéries, ou à telle élévation de température, processus qui seraient seulement physiques ou biologiques. Mais si ces processus physiques et biologiques conditionnent nos processus sociaux, ce que nous appelons à proprement parler des processus sociaux rentre forcément dans le domaine du cognitif. Or le domaine du cognitif consiste dans la constitution de représentations du monde, et donc de simulations du monde via nos possibilités de représentation

Posée en termes de représentations et d'activités cognitives, c'est l'hypothèse de Metzinger [MET 03] à propos de la conscience et du soi. Pour lui, il n'existe pas de soi, le soi est un mode de représentation de nos processus de simulation eux-mêmes. La plupart du temps, ces processus sont « transparents » (en ce sens que nous sommes dirigés vers le monde et non vers nos processus, que nous ne voyons même pas, donc qui nous sont transparents). Mais nous commençons à pouvoir avoir une conscience de nous-mêmes quand nous nous apercevons que tout n'est pas transparent, et donc que des processus cognitifs qui ont une certaine opacité travaillent nos représentations. La conscience de soi tient à une sorte d'illusion qui fait que nous posons ces processus non transparents comme un objet auquel nous aurions une relation supposée transparente.

On peut étendre cette idée au domaine des sciences sociales³⁰. Si l'on accepte que les processus proprement sociaux soient forcément du domaine des interactions cognitives, alors il faut tenir compte de ces biais cognitifs. Et l'on pourrait dire la même chose des biais que nous avons analysés. Il faut donc revenir de la transparence à l'opacité, dans les termes de Metzinger. Les seuls accès aux interactions sociales que nous pouvons avoir seront alors les répercussions que pourrons avoir les simulations des autres sur nos simulations, et réciproquement.

Dès lors, ce qu'il s'agirait d'analyser, ce ne serait pas des processus sociaux pris comme des choses, mais des processus sociaux comme processus de simulations coordonnées. Et en effet, la représentation que les individus ou acteurs peuvent avoir des collectifs et de la société a bien les caractères d'une simulation, puisque nous ne pouvons pas avoir accès à une entité perceptive qui serait un collectif ou une société (sauf pour les foules des manifestations ou des stades, ce qui n'est pas notre représentation la plus typique et ordinaire d'une société).

Mais alors, les simulations multi-agents en sciences sociales ne seraient elles-mêmes que des instruments sociaux cognitifs, qui auraient l'avantage de simuler tout en nous laissant conscients qu'il s'agit bien de simulations, alors que les scénarios sociaux auraient le désavantage de simuler tout en nous laissant croire qu'ils sont transparents par rapport aux processus sociaux. La seule validation de toutes ces simulations, ce serait simplement que les phénomènes attendus se produisent bien. La simulation éviterait le piège de la transparence en nous rendant sensibles à l'opacité, ce qui, paradoxalement, nous rendrait plus lucide.

Le problème est alors qu'on ne disposerait plus de l'avantage que donne la recherche théorique, et qui consiste socialement à pouvoir justement simuler seulement en pensée, sans avoir les inconvénients des essais et des erreurs en pratique. Comme le dit Popper dans *La Société ouverte* [POP 45], il vaut mieux que les théories meurent plutôt que les hommes. Mais si la vie sociale n'était que simulations, alors les conflits de simulations devraient toujours se résoudre par une compétition pratique entre les mises en œuvre des activités sociales effectives guidées par ces simulations. Nous serions tous des chercheurs en simulation, mais nous ne disposerions pas de l'avantage des simulations, qui est de ne pas avoir de conséquences réelles. Soit les conflits de simulation donneraient lieu à l'équivalent des conflits réels, et c'est une responsabilité trop lourde pour les chercheurs. Soit la

³⁰ Les sciences de la nature, elles, croient encore être transparentes, et accéder aux choses mêmes, même si elles peuvent parfois modifier cette orientation et prendre conscience du fait qu'elles accèdent à des phénomènes produits via des instruments ou dispositifs d'observation qui interviennent sur le monde. Mais même alors, ces dispositifs, eux, sont visés de manière transparente – on ne se soucie pas en physique des biais cognitifs des expérimentateurs qui regardent dans un microscope et n'y voient que ce que leur cognition perceptive isole comme formes.

société serait une sorte de terrain d'essai, et ce serait une situation insupportable pour les acteurs sociaux, qui n'aiment pas être pris pour des cobayes. Or s'il n'y a pas moyen de différencier la simulation comme activité de recherche et les simulations qui nous permettent de percevoir et d'agir effectivement en société, le chercheur va devoir attendre la confirmation de ses hypothèses de la réussite des pratiques sociales qui les prennent pour repères, si bien qu'il aura bien transformé les acteurs sociaux en cobayes.

Et même si le chercheur trouve cela acceptable, il ne pourra toujours pas prétendre valider la similarité entre processus computationnels et processus sociaux, puisque les processus computationnels seront alors simplement des segments partiels de processus sociaux.

Nous pourrions tout au plus penser avoir validé une perspective ontologique et épistémique générale, qui est celle de l'*enaction* de Varela [Annexe Chapitre 4] et [VAR 93]. Tout interagit avec tout, et nous ne faisons que retenir les éléments qui sont les plus efficaces soit pour nous indiquer des perturbations et nous inciter à changer de régime, soit pour nous guider dans l'optimisation de tel ou tel régime d'interaction. Le problème est que pour pouvoir disposer d'une définition de la spécificité de tel régime, nous devons pouvoir identifier les critères propres à ce régime d'interaction. Mais si nous replongeons immédiatement dans les interactions, tout cela restera en devenir et donc impossible à déterminer. Nous aurons quitté l'illusion de la transparence, mais nous serons livrés à une complète opacité. Nous serons lucides mais nous errerons à l'aveuglette. Or la recherche consiste justement à trouver un moyen terme entre transparence (aveuglante) et opacité.

8.5. Simulation et mise en suspension

En fait, les simulations exigent, pour fonctionner, de ne retenir que certaines similarités. Le cognitif n'est ni du physique, en entendant pas là non les théories ou modèles que nous proposent les sciences physiques, mais la réalité qu'elles visent, et qui comprend toutes les interactions, ni du pratique, qui doit résoudre *on line* les difficultés qui tiennent aux irrégularités de la situation physique et pratique. Le cognitif implique nécessairement une simulation qui présente un certain décalage par rapport et au physique – parce qu'elle sélectionne des similarités, éventuellement en fonction d'orientations pratiques – et par rapport au pratique dans sa concrétude – parce qu'elle fait comme si les irrégularités des situations concrètes, tant qu'elles peuvent être corrigées et amener une réalisation qui ne soit pas incompatible avec les exigences pratiques, ne remettaient pas en cause des similarités choisies.

Autrement dit, la cognition, et bien évidemment la cognition sociale, exige de « mettre en suspension » ces irrégularités corrigées, et toutes les interactions

physiques qui n'ont pas de pertinence pour les buts pratiques considérés, ou même qui ne produisent que des conflits immédiatement corrigibles. C'est d'ailleurs ce que font, on l'a vu, les scénarios sociaux, si on les comprend déjà comme des résultats collectifs, dont les approximations, les mises en suspension, donnent des chances de poursuivre les coordinations entre acteurs.

Notre thèse est alors que les simulations multi-agents exigent une épistémologie plus fine et plus complexe que ce que l'on pourrait appeler l'épistémologie binaire. Cette épistémologie classique, dont l'un des hérauts est Popper, ne connaît en effet que deux états de validation, le falsifié ou l'hypothétique corroboré. Elle ne connaît aussi que deux niveaux, l'universel et le singulier, le premier subsumant l'autre.

L'épistémologie qui nous semble requise pour comprendre les simulations n'est pas binaire, mais ternaire. Cette épistémologie ternaire distingue trois états épistémiques : ce qui est à réviser, ce qui est mis en simple suspension, et ce qui est mis en double suspension. Si nos données cognitives sont en conflit, et que cela bloque notre activité, nous devons réviser l'une au moins des données, et la plupart du temps notre activité. Réviser veut dire ici : éliminer un de ces éléments dans notre ensemble cognitif et donc introduire une négation. Si nos données cognitives sont en conflit, mais que cela ne bloque pas notre activité, nous pouvons ne pas remettre en question les processus cognitifs qui nous ont conduit à ce conflit (nos traitements de l'information et nos inférences). C'est alors une simple mise en suspension. Nous repérons le conflit mais nous ne le traitons pas pour le moment. Cependant adopter une telle attitude, négliger de traiter de tels conflits, pourrait nous conduire à la longue à voir nos activités diminuer d'efficacité. Supposons en revanche que certaines approximations et l'acceptation de marges de tolérance, donc cette absence de remise en question propre à la simple suspension n'amènent aucune dégradation de nos performances. Nous n'aurons alors pas à remettre en question cette absence de remise en question. Nous aurons ainsi procédé à une double mise en suspension.

Prenons un exemple dans des faits sociaux. Si on nous rend la monnaie en oubliant 10 euros, nous protesterons ; nous réviserons les données de l'échange. Si on nous donne un billet quelque peu déchiré, nous pourrions négliger ce défaut. Mais ce ne serait là qu'une mise en simple suspension. En effet de déchirures en déchirures, notre billet pourrait perdre une partie qui lui est nécessaire (par exemple son numéro). Nous ne pourrions donc pas ne pas tenir compte de cette non remise en question, nous ne pourrions pas passer à la double suspension, nous en resterions à la simple suspension. En revanche, bien que nous puissions éventuellement avoir des doutes sur le bien fondé de la politique d'émission de monnaie de la Banque Européenne, nous laissons ces doutes de côté, et nous mettons même en double suspension cette non remise en question, parce qu'une telle double suspension nous permet de continuer à utiliser notre monnaie. De même, tant que le nombre des faux billets est négligeable par rapport à celui des vrais, le consommateur va mettre en

double suspension sa vigilance concernant la validité des billets qui lui passent par les mains. Mais si on lui dit que des faux billets circulent dans le secteur, il va passer à la simple suspension : il fera confiance à ses commerçants familiers, mais il ne va plus généraliser cette confiance. Enfin si il vient de se faire refiler un faux billet de 100 euros, il ne va plus accepter les billets de 100 euros alors qu'il va encore accepter les autres. Il révisé sa position sur les billets de 100 euros, quitte à repasser plus tard à la simple suspension.

Nous pouvons aussi introduire trois étapes dans le passage du singulier à l'universel, exigé par toute catégorisation. Si nous négligeons les différences entre un élément singulier et un autre, nous n'avons pas encore un universel, puisque nous restons fixés sans justification sur l'exemplaire que constitue l'un des éléments singuliers. Une première étape est accomplie lorsque, partant d'un des éléments, nous pouvons modifier certaines différences pour retrouver l'autre. Une telle modification est une révision, une révision qui nous permet de ramener un élément à l'autre. Elle permet ainsi de justifier une simple mise en suspension de ces différences. Mais si nous continuons dans cette voie, et négligeons d'autres différences, il se pourrait que la manière dont nous avons ramené le second élément au premier nous ait orienté de manière biaisée, et qu'elle nous interdise de ramener par exemple le dixième au premier, ce que nous aurions pu faire si nous avions ramené le second élément au quatrième, par exemple. Nous nous sommes en fait fixé sur un prototype qui n'était pas central. Il nous faut éviter ce genre de biais si nous voulons disposer d'un universel. Cependant ce n'est pas en choisissant un exemplaire, fut-il central, que nous arriverons à un universel. Autrement dit, aucune révision particulière ne nous permet d'y parvenir. Mais considérons les simples mises en suspension, qui négligent certaines différences. Elles ne se fixent pas pour autant sur un exemplaire particulier. Elles introduisent une certaine marge de tolérance, et c'est cette marge de tolérance qui est leur résultat, et non la fixation sur un certain universel. Dès lors nous pouvons procéder à la dernière étape. Elle consiste à négliger des différences entre des manières différentes de négliger des différences. Elle consiste donc à mettre en double suspension des mises en simple suspension. Et dès ce moment, nous disposons bien d'une forme d'universel. Ce sera cependant un universel par défaut, dans la mesure où sa stabilité ne sera pas acquise pour l'éternité : elle ne s'est révélée efficace que pour les exemplaires passés. Mais si elle a résisté à assez de variations des révisions et des simples mises en suspension, nous pouvons parier qu'il en sera de même pour l'avenir.

L'universel n'est donc pas défini par le seul contenu, mais par une marge de variation qui reste elle-même vague. Ce vague n'est pas illimité. Nous accentuons la séparation de l'ensemble du contenu et de son vague d'avec d'autres traits et d'autres modes de vague qui nous obligeraient à réviser le contenu et celles de nos activités qui s'appuient sur lui.

Quel rapport a cette notion de double suspension avec la simulation. Elle a le mérite de nous permettre de nous rendre compte que toute simulation exige certaines mises en suspension. Et de plus cette épistémologie ternaire nous permet de mettre à l'épreuve notre carré ou notre cube des similarités de manière graduelle, alors qu'une épistémologie binaire devrait supposer toutes les relations fixes sauf celle qu'elle tente de falsifier ou de corroborer.

Si nous voulons mettre à l'épreuve notre carré ou cube des similarités, nous ne sommes pas obligés de supposer fixes et donnés tous ses côtés sauf un, comme dans une épistémologie binaire. Nous pouvons tester par exemple la similarité des phénomènes simulés avec les phénomènes sociaux – c'est ce que nous allons mettre en question et éventuellement réviser – tout en présupposant la stabilité du lien entre les processus formels et les relations de programmations-simulations. Nous mettons donc alors la viabilité de cette relation en double suspension. En revanche nous mettrons seulement en simple suspension la validité de la similarité entre les scénarios sociaux et ces processus formels. Ou encore nous pourrions mettre en simple suspension la viabilité de lien entre les relations programmations-simulations, et les relations de constitution du lien social. Nous resterons alors sensibles aux conflits et difficultés propres à cette similarité – par exemple parce qu'il existe d'autres scénarios sociaux conflictuels pour les mêmes phénomènes-sans pour autant réviser d'emblée nos processus formels.

Une difficulté pourrait être alors que nous ayons forcément, au cours de l'évolution, constitué nos régimes d'activités sociales de telle manière que les conflits entre ces activités soient minimisés, et que nous n'ayons pas d'occasion de conflit qui nous permette de prendre une certaine distance par rapport à nos simulations en cours. Mais ce n'est pas le cas : une société ne peut survivre que si elle ne met pas tous les conflits sous le boisseau, car sinon elle ne peut s'adapter.

Et de plus, nous avons vu que la double mise en suspension peut être remise en cause quand le conflit l'exige. Ayant été piégé par un faux billet de 100 euros, je vais refuser quelque temps ces billets. La double suspension est simplement une forme de vague. Elle implique ce type de vague qui est valide à tous les degrés de définition, puisque même une définition précise ne peut répondre à la question « avec quel degré de précision êtes-vous précise » que par la réponse « vaguement ». Et ce vague laisse la possibilité d'une mise en cause. En effet quand une limite est vague, cela implique qu'on *puisse déclencher l'alarme* liée au franchissement de cette limite, franchissement lui aussi repéré de manière vague. Mais cela suppose qu'on déclenche cette alarme, et non pas que l'on continue à progresser en déplaçant la limite sans que sonne l'alerte. Le vague d'une limite fait qu'il est possible de s'alarmer plus tôt ou plus tard, mais ne rend pas possible l'absence d'alerte. C'est

l'erreur qui est commise dans les sophismes du type « sorite »³¹, où, de ce qu'il n'y a pas d'alarme sur n étapes, ni sur $n+1$ étapes, on en conclut qu'il n'y en aura jamais. En fait, il faut faire le raisonnement en parallèle inversé et sur la non alarme, et sur l'alarme. On enlève des grains au tas de sable, grain par grain – c'est la non alarme, puisque cela reste longtemps un tas de sable –, mais aussi inversement on ajoute des grains à ce qui n'est pas encore un tas de sable – une non alarme inverse – ; il y a alors une zone vague de croisement, qui est la zone d'alarme. Ou si l'on préfère, deux mises en suspension qui se croisent en sens inverse ont bien une zone d'incompatibilité, et vont donc déclencher un conflit.

Si nous revenons aux problèmes épistémologiques de la simulation, qu'est ce que nous apporte cette introduction du vague, et aussi d'une diversité des types de vague, qui permet donc des conflits ?

Le vague est constitutif de la notion de similarité. Mais dans notre carré des similarités, nous avons plusieurs similarités, et donc une diversité de « vagues ». Ce que nous faisons donc dans la simulation, c'est que nous mettons en double suspension une des similarités, et que nous tentons des variations, des diversifications qui pourraient produire des conflits sur les autres. Et la différence entre double suspension, simple suspension, et révision, donc entre la non remise en cause de ce qui n'est pas remis en cause, la non révision de ce qui est remis en cause, et la révision de ce qui est remis en cause, va nous permettre de distinguer entre ce qu'il faut réviser dans notre modèle, parce que c'est sur ce point qu'il se focalise, et les divergences avec les phénomènes que nous pouvons laisser de côté, parce que sur les points qui nous intéressent, le modèle de simulation est satisfaisant, tout en restant en alerte sur l'insuffisance du modèle.

Nous partons d'un vague, par exemple celui lié aux sélections et catégorisations des phénomènes sociaux. Nous pouvons choisir de ne pas remettre en cause sa non remise en cause. Dès lors, il nous faut choisir aussi ce que nous allons traiter comme des remises en causes qui ne donnent pas lieu à traitement, mais qui sont signalées, et choisir ce qui donnera lieu à traitement, à révision.

Nous pouvons par exemple ne pas remettre en cause les différences entre processus formels computationnels et processus sociaux, ce qui revient à considérer leurs similarités comme hypothèse de travail. Ce que nous traiterons, ce seront les différences entre phénomènes sociaux et phénomènes computationnels. Qu'est ce que cela nous apprendra ? Que l'ensemble des phénomènes possibles produits par les processus formels supposés similaires aux scénarios sociaux peut aussi produire

³¹ Ce terme vient du grec « *sôreia* », amoncellement, tas. Si vous enlevez un grain à un tas, cela reste un tas, et de même si vous en enlevez un de plus. Mais une fois n grains enlevés ce n'est plus un tas.

des phénomènes simulés qui ne sont pas similaires aux phénomènes sociaux. Dans les pires des cas, les phénomènes computationnels ne présentent aucune des différences entre phénomènes sociaux, la similarité est invalidée. Mais dans d'autres cas, les phénomènes computationnels sont plus riches, et produisent des formes supplémentaires, qui sont contrefactuelles par rapport aux phénomènes sociaux. Nous pourrions alors, dans une épistémologie binaire, remettre en question les phénomènes sociaux et leur catégorisation (ce serait une révision), ou bien remettre en question nos processus formels. Mais nous pouvons aussi, et c'est ce que nous faisons d'ordinaire, procéder à une simple mise en suspension : nous considérerons les phénomènes computationnels qui ne sont pas en phase avec les phénomènes sociaux comme des contrefactuels dans les conditions présentes de notre société, qui pourraient cependant être produits dans d'autres conditions par ces sociétés. Nous rechercherons ensuite les contraintes supplémentaires qui limiteraient les résultats de nos processus computationnels aux phénomènes observés, et enfin, nous reviendrons sur les phénomènes sociaux pour trouver des indices de contraintes similaires. Nous adoptons donc implicitement une épistémologie ternaire.

Nous pouvons aussi ne pas remettre en question les similarités – ou les différences – sur l'axe ouest-est, celui qui va des phénomènes sociaux aux phénomènes computationnels, et remettre en question les similarités sur l'axe nord-sud de notre carré. Dès lors il faudra savoir celui des deux pôles que nous choisissons de ne pas remettre en cause (par exemple les processus sociaux). Il faut ensuite savoir si nous décidons de réviser les processus computationnels comme inadaptés, ou bien de les considérer comme plus variés et plus riches que les processus sociaux, mais comme contrefactuels, ce qui serait une simple mise en suspension. Si nous avons identifié ces processus sociaux par des scénarios, il nous faudra alors en retour rechercher d'autres scénarios sociaux possibles. Si nous jugeons inversement que les processus formels sont plus pauvres que les scénarios sociaux, là encore nous avons deux possibilités : soit nous révisons les processus formels, soit nous remettons en cause les scénarios sociaux comme trop riches, en pensant qu'ils correspondent plus à des représentations fictionnelles qu'à des activités sociales effectives. Mais nous ne révisons pas pour autant les scénarios, puisque les fictions sociales sont efficaces en tant que telles : nous recherchons plutôt leurs modes d'influence sur la société, et ainsi de suite.

A chaque fois, il y a des éléments du carré (ou du cube) des similarités que nous ne remettons pas en question (double suspension), d'autres dont la non remise en question est mise en question, sans que nous ayons à procéder à des révisions des hypothèses de départ (simple suspension, nous nous bornons à les inclure dans un panorama plus riche), et d'autres que nous utilisons pour réviser nos simulations.

La plupart du temps, nous supposons que les scénarios sociaux sont des explications des activités sociales qui sont correctes à l'échelle des interactions

locales ou régionales (nous n'avons pas de scénarios bien clairs concernant l'évolution mondiale, par exemple). C'est là une non remise en question qui n'est pas remise en question (double suspension). Ce que nous mettons en révision, ce sont les processus formels computationnels, tant qu'ils ne donnent pas des transitions et stabilités entre phénomènes similaires à celles des phénomènes sociaux. Nous supposons donc que la similarité entre les phénomènes sociaux et les phénomènes computationnels est notre pierre de touche, et que cette pierre de touche n'a pas à être remise en cause (elle est donc elle aussi en double suspension). Mais nous pourrions mettre en simple suspension cette pierre de touche en passant du carré au cube, et à une similarité sur les axes bas-haut. Supposons que nous n'arrivions plus dans un premier temps à maintenir cette similarité ouest-est, mais qu'il nous suffise de réviser la programmation des processus de reconnaissance et d'identification ou de catégorisation des phénomènes computationnels, pour retrouver la similarité avec les phénomènes sociaux. Cela voudrait dire que nous pourrions traiter ces ruptures des similarités ouest-est non pas comme des révisions, mais comme des simples mises en suspension de ces similarités, puisque la rupture des similarités ouest-est ne donnerait pas lieu à révision de la similarité ouest-est, mais seulement à la révision de la similarité entre processus de reconnaissance des phénomènes sociaux et processus de programmation de reconnaissance de formes dans les phénomènes computationnels. La révision porterait donc seulement sur une similarité qui se déroule à l'étage supérieur de notre cube, où entre l'étage supérieur et l'étage inférieur.

De même, et de manière bien plus fréquente, nous allons pouvoir mettre en simple suspension la similarité nord-sud entre les processus sociaux et les processus formels, parce que nous observerons une distorsion entre les deux (distorsion qui doit normalement aussi, mais pas forcément, se manifester par une distorsion entre phénomènes sociaux et phénomènes simulés) mais sans que cela lie à révision des processus formels, parce que la révision portera sur la relation entre les processus de constitution du social et les processus de programmation qui implémentent les processus formels. Nous pourrions d'ailleurs réviser soit les programmes, soit la conception des processus de constitution (qu'ils utilisent des théories de psychologie sociale, d'économie, de sociologie, d'éthologie). Si une telle révision restaure la similarité, la rupture de similarité constatée initialement donnera donc lieu à une simple mise en suspension.

On voit qu'il est très utile de disposer non pas de deux stades, (1) réfuté (2) valide – ou supposé valide –, mais de trois : (1) est réfuté et à réviser, (2) n'est pas révisé mais seulement mis en question ; (3) n'est pas supposé à remettre en question. La situation épistémologique des simulations est en effet une épistémologie du carré ou du cube des similarités. Dès que l'on introduit la structure du carré, il n'est plus possible de vouloir réduire la mise à l'épreuve d'une théorie à des tests sur le seul rapport de similarité entre phénomènes observés et phénomènes prédits, et de n'avoir à

réviser qu'un système théorique. En effet, le théorique se dédouble en deux, il met en jeu une autre relation de similarités (entre les processus sociaux et les processus formels). Avec le cube et le niveau des reconnaissances (sociale et computationnelle) des processus de réalisation des scénarios et des programmations, il faut encore introduire une troisième dimension pour les similarités. Le problème est alors que nous ne pouvons pas tout réviser à la fois, sinon c'est le chaos, et qu'il nous faut tout de même garder un œil sur la fragilité de similarités que nous ne sommes pas en train de réviser. Nous ne pouvons réviser qu'une seule arête du graphe des similarités à la fois, de manière à rétablir une relation de similarité, mais nous n'avons pas pour autant à supposer que les autres relations de similarités sont intangibles. Et, inversement, quand une révision sur une similarité suffit à restaurer une autre similarité rompue, nous devons pouvoir tenir cette seconde similarité à la fois comme mise en question et comme échappant à la révision.

Même en disposant d'une épistémologie ternaire, il reste évidemment des indéterminations, puisque nous ne pouvons réviser qu'une arête à la fois, tout en restant sensibles aux incidences déstabilisantes de cette révision sur une similarité qui met en jeu deux autres arêtes, et que, dans notre cube, il reste donc encore plusieurs similarités nous devons supposer valides par double suspension. Nous sommes alors contraints de procéder aux éventuelles mises en question selon plusieurs séquences de révision, simple suspension et double suspension, de manière à vérifier que nos trajets sont commutables.

Mais grâce à l'épistémologie ternaire, nous avons un peu plus de marge de manœuvre. Comme nous l'avons vu, une rupture de similarité qui se répare en opérant une révision sur un autre axe de similarité nous permet de mettre cette rupture en simple suspension. Nous pouvons donc considérer que certaines ruptures de commutativité ne doivent pas nous alerter (une fois que nous disposons des révisions sur l'autre axe). Et cette commutativité qui ne sera valide qu'à des doubles suspensions et à des simples suspensions près, donc forcément de manière vague, mais aussi contrainte, sera le meilleur ersatz que nous puissions avoir d'une notion de validité dans le domaine de la simulation en sciences sociales (et même, plus généralement, dans le domaine des sciences sociales, que ce soit avec ou sans simulation).

Nous pourrions donc admettre comme valides des simulations dont les résultats simulés ne sont pas en correspondance directe avec les phénomènes sociaux, ou des processus formels qui ne sont pas en correspondance directe avec les processus sociaux, ou des programmations qui ne sont pas en correspondance directe avec les processus formels, ou encore des processus psychologiques et sociologiques de constitution du social qui ne sont pas en correspondance directe avec les relations de programmations-simulations. Il faudra seulement que ces correspondances puissent être rétablies par des révisions sur un autre axe de similarité que celui qui est en cause de manière obvie.

On voit que cela ne nous permet plus d'espérer identifier des processus formels qui constitueraient, via leur interprétation, des explications des processus sociaux. Nous pouvons simplement désigner – forcément de manière vague – une famille de processus formels compatibles avec une famille de processus sociaux. Ce vague comporte un noyau précis : il nous faut avoir montré que les révisions sur d'autres axes restauraient la similarité initialement souhaitée. Mais ce noyau reste tout de même vague parce que nous ne pouvons évidemment pas savoir quelles sont toutes les révisions sur tous les autres axes de similarités, et toutes les combinaisons de révision sur d'autres axes de similarité de notre cube, qui pourraient restaurer la similarité initialement souhaitée et sur laquelle nous avons fait notre test.

En un sens, cette version de l'épistémologie de la simulation pourrait sembler nourrir l'hypothèse de simulation généralisée. Car si toute connaissance suppose à la fois des doubles suspensions, des simples suspensions et des révisions plus locales, cela veut dire que nous devons abandonner l'idée d'une correspondance directe entre les prédictions d'une théorie et l'expérience, et qu'en un sens, notre théorie nous fournit seulement une certaine simulation de la réalité.

Mais en fait, cette épistémologie est une objection à l'hypothèse de simulation généralisée. Cette hypothèse ne permettrait plus de faire la différence entre la perception des phénomènes sociaux et leur simulation, et elle interdirait de trouver aux simulations une autre mise à l'épreuve que leur effet sur des coordinations sociales pratiques qui pourraient en fait se résumer à des coordinations entre simulations. Au contraire l'épistémologie ternaire nous indique des degrés de notre rapport à la réalité. Le rapport le plus immédiat à la réalité, dans l'épistémologie ternaire, se fait par la révision (quand il y a conflit entre nos données cognitives et que cela bloque nos activités). Ce que nous appelons de la simulation au sens commun du terme, la simple suspension en rend compte : les simulateurs de vol mettent bien en jeu des processus réels, qui nous permettent d'exercer certaines activités – l'apprentissage du pilotage – sans que nos erreurs bloquent cette activité d'apprentissage. La double suspension définit le statut de nos thèses théoriques. Nous supposons qu'elles sont valides puisqu'elles ne suscitent pas de conflit entre l'expérience et nos activités, même quand nous faisons varier notre expérience.

8.6. Conclusion

Si nous revenons alors à notre question initiale : « à quelles conditions pouvons nous remonter dans les niveaux de la simulation, donc remonter à un niveau n-1 de conditions grâce à la mise en œuvre de simulations de niveau n ? », et cela en particulier dans le domaine des sciences sociales, la réponse pourrait être la suivante.

Nous pouvons toujours remonter d'un niveau, mais pas toujours sur le côté du carré et du cube des similarités qui est pour nous le plus tentant. Ce que nous souhaiterions, c'est remonter d'un niveau dans le statut des processus formels par rapport à celui des processus sociaux. Supposons que nous soyons au niveau 7, celui des régularités. Nous souhaiterions que les processus formels nous révèlent des régularités plus fondamentales que les processus sociaux, auxquels nous accédons via les scénarios sociaux. En effet, on pourrait rencontrer des processus formels similaires derrière des scénarios sociaux différents. Mais cela n'est possible que si nous maintenons et la similarité des phénomènes computationnels et sociaux, et une comparaison entre processus formels et processus sociaux (ici via les scénarios sociaux), qui nous permet de montrer que les scénarios sociaux sont plus diversifiés et plus incohérents entre eux que les processus computationnels – lesquels, pour un conflit des scénarios, présentent seulement des variations de conditions. Cela pourrait être encore le cas si, là où il faut réviser les scénarios, il suffit de mettre en simple suspension les processus formels, parce que nous savons qu'une révision sur un autre axe, par exemple une révision des relations entre programmation et simulation, peut restaurer la similarité entre phénomènes sociaux et phénomènes computationnels. Dans l'exemple de la simulation du marché aux poissons, en revanche, on pouvait tout aussi bien prétendre que la similarité entre phénomènes computationnels et phénomènes sociaux ne serait pas toujours assurée par une telle révision, puisque si l'on partait des scénarios sociaux, on regroupait des phénomènes sociaux que les phénomènes computationnels ne regroupaient pas.

La situation idéale est donc celle dans laquelle pour des ruptures de similarités entre phénomènes sociaux et phénomènes simulés, ou entre scénarios sociaux et processus formels, nous disposons d'un répertoire de révisions sur un autre axe que celui mis en cause : ainsi, en révisant les scénarios sociaux, nous pouvons restaurer une similarité perdue entre les deux types de phénomènes ; ou bien, en révisant l'implémentation de la programmation, nous pouvons compenser des distorsions entre les phénomènes produits par les processus formels et les phénomènes expliqués par les processus sociaux ; ou encore, en révisant les processus de reconnaissance, soit sociaux, soit computationnels, nous pouvons compenser des distorsions soit entre phénomènes soit entre scénarios et processus formels.

Plus ce répertoire de révisions est fourni, plus ce qui est conflit à un niveau ou sur un axe se compense par des variations sur un autre. Nous pourrions ainsi estimer une sorte de coefficient de compensation qui nous dirait quelle est la capacité d'une théorie pour rendre compte de distorsions et de conflits par ces variations compensatoires, et nous pourrions nommer « gradient de compensation des variations » ce coefficient. Si ce gradient est en faveur des processus computationnels par rapport aux scénarios sociaux, et que nous n'observons pas un autre gradient inverse entre phénomènes sociaux et phénomènes computationnels quand nous partons des scénarios sociaux, alors nous avons de bonnes raisons de

croire que la simulation nous a permis de remonter d'un niveau, qu'elle explique les phénomènes sociaux de manière plus approfondie que ne le font les scénarios sociaux. Mais comme les compensations peuvent se faire de différentes manières sur notre cube des similarités, nous sommes dans une situation multi-critères, et il existe évidemment plusieurs manières de définir un tel gradient.

Nous pouvons enfin nous demander si l'épistémologie de la simulation que nous avons esquissée en prenant comme référence les sciences sociales peut se généraliser à tous les usages de la simulation. Suffirait-il de renommer les pôles des axes de similarités ? C'est possible, et nous avons même tendance à penser que c'est plausible, mais seules des études plus précises dans chaque domaine de simulation permettraient d'affirmer cette thèse, que nous mettrons donc pour l'instant en simple suspension, puisque nous n'avons pas procédé encore à suffisamment de variations pour la mettre à l'épreuve.

8.7. Bibliographie

- [DAV 57] DAVIDSON D., SUPPES P., SIEGEL S., *Decision Making an Experimental Approach*, Stanford University Press, 1957 réédité par University of Chicago Press, 1977.
- [DAV 80] DAVIDSON D., *Essays on Actions and Events*, Oxford University Press, 1980, traduction française et préface de P. Engel, *Actions et événements*, Paris, PUF, 1993.
- [KIR 91] KIRMAN A., VIGNES A., "Price dispersion. Theoretical considerations and empirical evidence from the Marseille fish market", in Arrow K.J. (ed.), *Issues in Contemporary Economics*, Macmillan, London, 1991.
- [MET 03] METZINGER T., *Being No One. The Self-Model Theory of Subjectivity*, Cambridge, MA, MIT Press, 2003.
Cf. Symposium on T. Metzinger Being no One, *PSYCHE*, vol.11, n°6, October 2005 : <http://psyche.cs.monash.edu.au/>
- [POP 45] POPPER K., *The Open Society and its Enemies*, Routledge & Kegan, Londres, traduction française abrégée sur 12^e édition, 1977 : *La Société ouverte et ses ennemis*, Seuil, 1979.
- [VAR 93] VARELA F., THOMSON E., ROSCH E., *L'inscription corporelle de l'esprit*, Paris, Seuil, 1993.
- [WEI 97] WEISBUCH G., KIRMAN A., HERREINER D., "Market Organisation", in Conte R., Hegeslmann R., Terna P. (eds.) *Simulating Social Phenomena*, Berlin, Springer Verlag, p. 221-240, 1997.
- [WEI 00] WEISBUCH G., KIRMAN A., HERREINER D., "Market organization and trading relationships", *The Economic Journal*, Vol.110, n°463, p. 411-436, 2000.

Chapitre 9

Modéliser avec et pour les acteurs de terrain

9.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons d'introduire et de discuter des méthodes pratiques d'utilisation des modèles et systèmes multi-agents en interaction directe avec des acteurs de terrain. Cela inclut les recherches pragmatiques en sciences sociales et différents processus d'intervention à visée d'analyse et d'aide à la décision. La condition de pertinence de cette partie est donc la volonté du concepteur des modèles de les rendre accessibles, de les co-construire et de les utiliser directement avec les acteurs. De plus, nous dépassons cette perspective participative en discutant la finalité de la modélisation et des modèles et en questionnant l'identité du (groupe) client : *pour qui* la modélisation est-elle conçue ? A qui le processus sert-il ? Comment construire les conditions procédurales initiales et ultérieures pour éclairer ces questions ?

Si la modélisation et la simulation multi-agents ont été conçues par des informaticiens, ce sont des approches et outils qui ont rencontré précocement les sciences sociales, à la fois comme source d'inspiration pour les modèles et les processus mis en œuvre [FER 96], mais aussi comme thème d'application, qu'il s'agisse de l'analyse ou de la représentation des processus sociaux, de l'archéologie ou de la linguistique. Cependant, l'échange peut apparaître plutôt déséquilibré dans la mesure où l'appropriation finale dans les démarches classiques - à fondement empirique - de sciences sociales n'est pas manifeste.

A cela, on peut avancer, d'une part, des raisons d'ordre épistémologique : un principe d'irréductibilité de l'humain (profondément ancré dans les postures académiques françaises par une culture humaniste qui réfute la modélisation analytique des comportements) ou l'exigence d'ancrage sur des faits sociaux observés ; et, d'autre part, des raisons plus pragmatiques : la quasi-absence en France³² de méthodologies en sciences sociales incluant la modélisation et la simulation comme étape ou outil³³. Leur existence supposerait l'antériorité d'expérience de validation et de réfutation méthodique qui restent à produire et critiquer. Cela suppose aussi des cursus de formation adaptés permettant aux chercheurs de les mettre en œuvre. Par ailleurs la posture dominante d'observation distante des sciences sociales n'inclut que rarement une approche expérimentale, hormis en économie et psychologie, et écarte généralement la « recherche – intervention ». L'approche de la conception et de l'usage des modèles que nous discutons ici a une perspective expérimentale affirmée, car dans la plupart de ses instances elle ne repose pas encore sur des leviers méthodologiques validés autrement que par l'expérience et la répétition. En outre, dans cette approche la dimension d'intervention est fortement présente car les applications concernent essentiellement le domaine de l'aide à la gestion de l'environnement et des ressources communes [FER 00], où il s'agit de contribuer à des décisions réelles. On étend ici le champ de la « modélisation d'accompagnement »³⁴, présenté par ailleurs dans cet ouvrage.

9.2. Ne pas confondre modélisation et modèle

En préambule de ce chapitre, nous voudrions insister sur le fait que la modélisation et le modèle sont deux attributs d'un même processus cognitif et social, mais qu'ils ne sont ni équivalents ni directement interdépendants. Le premier est un processus, un protocole, une manière de faire, un savoir-faire et peut-être une science, qui associe différents acteurs dans une interaction sociale autour de connaissances, selon des procédures et des règles établies. Le second est un artefact issu du processus de modélisation d'acteurs ou qui leur est donné. Cette distinction s'applique aussi à la démarche isolée d'un modélisateur, qui formule, mature et structure des idées, des hypothèses en les confrontant à ses propres avancées et à l'état des connaissances du domaine.

Dans le cas d'une approche *avec et pour* les acteurs de terrain, cette distinction est critique car la dimension participative, multi-acteurs, du processus nécessite de

³² Dans les communautés anglo-saxonnes plus inspirées de la philosophie analytique, on renverra à [GIL 99].

³³ Au niveau européen cf. « Journal of Artificial Societies and Social Simulation » <http://jasss.soc.surrey.ac.uk>

³⁴ On se reportera aussi au site <http://cormas.cirad.fr/>

distinguer leur spécification puis leur évaluation respectives, puis de gérer différemment l'appropriation du modèle et de la modélisation. Concevoir une modélisation et un modèle nécessite des actions bien distinctes, souvent confondues dans le cadre d'une démarche analytique conduite en laboratoire ; les évaluer renvoie à des registres largement incommensurables. Ainsi un « bon » processus de modélisation avec et pour des acteurs, selon des critères prédéfinis avec eux, et satisfaisant les canons du genre (*cf. infra*), peut cependant conduire à un « mauvais » modèle selon des critères scientifiques, c'est-à-dire non calibré ou même contraire aux connaissances avérées par la communauté du domaine. Mais l'ensemble satisfera les exigences initiales des parties, si elles ont été préalablement bien explicitées. Inversement il est possible dans un cadre associant des acteurs non scientifiques de réaliser un modèle reconnu par les experts du domaine, malgré un processus de modélisation notoirement insatisfaisant pour les participants. L'arbitrage n'est évidemment pas aisé et requiert essentiellement que les phases initiales du processus en explicitent clairement les attendus.

Le fait de travailler scientifiquement *avec et pour* des acteurs rend indissociables la conception raisonnée de la modélisation et du modèle, de l'exigence de validation sociale. En effet, que l'on travaille *avec*, et il s'agit alors de transposer des caractéristiques humaines, ou *pour*, et il s'agit alors de satisfaire des intérêts manifestes, l'exigence scientifique nécessite de mesurer pour valider ou réfuter. Encore faut-il déterminer ce qu'il faut observer pour mesurer. Nous y reviendrons.

9.3. Pourquoi modéliser ? Usage et utilité

L'usage que l'on peut attendre des modèles est résumé dans le tableau 9.1, adapté de [HAR 04], et qui introduit la notion de « client » du modèle pour illustrer les modalités d'usage. On fait ici apparaître les différences critiques dans le processus de construction et d'usage. La typologie de l'usage et du client détermine la nature des problématiques multi-agents à considérer, et différencie le processus de modélisation. Au-delà de l'usage, dont la caractérisation précise est une exigence préalable à la conception, il faut aussi questionner l'utilité (au sens de « ce qui satisfait à », et non au strict sens économique), dont la définition préjuge de l'évaluation des résultats. La relation entre usage prescrit et utilité présuppose une dépendance causale complexe : l'hypothèse rationnelle du concepteur est que d'un usage donné on peut escompter la satisfaction d'une utilité. Cependant rien n'est moins sûr s'agissant de faits sociaux humains. Il y a donc lieu d'envisager *a minima* dans une perspective scientifique de pouvoir mesurer les effets pour qualifier l'utilité de la modélisation et du modèle.

Renvoyant au préalable relatif à modélisation et modèle, on retrouve bien ici des processus dont le critère majeur d'évaluation est le modèle, cadre classique de la

production scientifique, et des processus dont les critères sont soit la modélisation soit la satisfaction de l'utilisateur, cadre propre à la recherche embarquée. Dans cette dernière catégorie, nous admettons les travaux dans lesquels le chercheur s'intègre dans le processus social, en allant jusqu'à l'intervention finalisée. A noter un cas particulier lorsque la modélisation est construite comme une expérimentation cognitive et sociale visant à explorer des hypothèses propres à cette activité et à son impact. Dans ce cas l'utilisateur est bien le chercheur mais le support de l'évaluation est le processus. On peut citer comme exemple [DAN 06] dans lequel l'impact de la modélisation participative est évalué dans un processus de planification.

	Usage attendu	Clients principaux	Processus	Problématiques multi-agents
→ modèle	Tester des hypothèses sur les dynamiques du système	Scientifiques	Assemblage du modèle puis tentative de calibration sur des données	Conception, vérification, calibration sur des données, disponibilité des données individuelles
	Renforcer la compréhension de dynamiques couplées	Scientifiques, techniciens	Le modèle est construit, critiqué et amélioré par la collaboration d'experts, qui couplent « leurs » modèles	Couplage par encapsulation agent, organisations MA pour les transferts d'échelle, granularité des agents, lien numérique-symbolique
	Construire un modèle ouvert et « complet » du système	Techniciens, décideurs	Un « modèle d'experts » est discuté et complété par des acteurs « non experts » ou « experts naïfs »	Transcription du discours descriptif qualitatif en SMA, ergonomie cognitive, adaptabilité, <i>versioning</i>
	Produire un outil prospectif pour l'aide à la décision	Décideurs	Un modèle calibré et validé est utilisé pour évaluer des futurs possibles	Coût d'exploration Monte-Carlo, synthèse des formes (états) MA obtenues, interprétation, montrer l'incertitude

→ utilisateur	Eduquer	Apprentis	Une simulation sert de simulacre pour exercer les capacités d'apprentis, et leur faire découvrir quelque chose	Ergonomie, réalisme, réponse à des actions imprévues, explication
	Convaincre	« Vendeur » → acheteurs potentiels	La simulation permet aux clients cibles de se représenter une situation meilleure après adoption d'un changement	Personnalisation, crédibilité, appropriation, transparence (pouvoir de manipulation)
	Jouer	Joueurs	Se mettre à la place de. Se faire plaisir.	Réalisme, esthétique, onirisme, rapidité, enregistrer/rejouer
→ modélisation	Faciliter la communication, l'échange de points de vue	Tous les participants	La simulation est construite et modifiée progressivement par un groupe de participants, et sert ainsi de médiateur	Adaptabilité, accès en réseau, interactions non anticipées, création dynamique d'agents et d'interaction, gestion des conflits d'état agents
	Faciliter l'action collective	Opérateurs « de terrain »	La simulation sert de tableau de bord « distancié » pour réévaluer dynamiquement des actions, et en parler	Persistance des états, crédibilité, simplicité, suivi (<i>fitting</i>) de dynamiques externes mesurées (monitoring)

Tableau 9.1. Résumé de l'usage des modèles, adapté de [HAR 04].

9.4. Modéliser avec les acteurs pour analyser et comprendre

Lorsque le modélisateur « conceptuel » ou « formalisateur » n'est pas l'expert « thématique » du domaine modélisé, un dialogue doit s'instaurer entre des partenaires ayant différents statuts de savoir et d'expertise. Immédiatement les notions de rôle et de légitimité apparaissent, en fonction des compétences, des apports et des capacités d'arbitrage. Si nous abordons ici majoritairement des cas où

le modélisateur interagit avec des acteurs de terrain, « experts profanes », intéressés par les effets de la conception ou de l'usage du modèle, les propositions qui suivent sont transposables aux projets scientifiques pluridisciplinaires où le défi consiste à permettre l'intégration d'hypothèses, de connaissances et de pratiques académiques hétérogènes et parfois contradictoires. Il n'y a pas de différence méthodologique majeure dans la construction par le modélisateur d'un espace de dialogue avec des collègues scientifiques peu enclins à partager leurs registres de légitimité, ou avec des acteurs de terrain, aux intérêts et visions manifestés dans l'opposition.

Dans une démarche de modélisation visant à analyser et comprendre une situation, la structure organisationnelle initiale inclut les rôles suivants :

- un ou des demandeurs, qui définissent le mandat, en précisant le champ et l'usage attendu et en donnant certains moyens pour la mise en œuvre ;
- un ou des modélisateurs dont le rôle est essentiellement maïeutique et consiste à obtenir une formulation des concepts qui soit reconnue comme étant fidèle et acceptable par les participants, et qui soit conforme à l'usage ciblé dans la définition de la démarche ; ils fournissent des spécifications qui doivent être complètes, cohérentes et pertinentes ;
- un ou des développeurs (implémenteurs) du modèle dont le rôle est la mise en œuvre informatique, la vérification, et l'exécution selon les besoins de la démarche ;
- les « fournisseurs »³⁵ des idées et contenus, sollicités et aiguillés par le modélisateur pour produire des fragments de modèles ; ce sont les principaux « acteurs de terrain » cadre de ce chapitre ;
- les utilisateurs finaux du modèle, qui en sont parfois les demandeurs initiaux et qui attendent un résultat de son usage.

Il y a souvent juxtaposition de ces rôles, la situation courante étant celle d'un modélisateur – implémenteur - utilisateur qui sollicite des acteurs fournisseurs pour l'aider à construire son modèle de recherche, aux fins d'exploration d'hypothèses scientifiques. Le risque est notable dans la mesure où les compétences informatiques requises pour l'implémentation ne sont pas du même ordre que les compétences relationnelles et les capacités de conceptualisation et d'intégration requises pour la modélisation. De même, la reconnaissance d'un statut d'utilisateur aux fournisseurs est un mode simple de gratification pour une tâche qui n'est pas anodine : « *vous trouvez un intérêt au modèle que nous construisons ensemble, en terme de compréhension et d'organisation des idées, voire d'anticipation* ». Les prérogatives afférentes à ce statut permettent, en tant qu'utilisateur patenté, de contribuer à la

³⁵ Il s'agit ici volontairement d'une caricature rendant explicite un rôle : les fournisseurs sont instruits dans un cadre d'interaction dans lequel on attend qu'ils reçoivent autant ou plus qu'ils ne donnent, au travers du dialogue sur le modèle.

spécification puis à la validation pratique. Il s'agit bien là d'évoluer entre « modéliser avec » et « modéliser pour » des acteurs.

On notera qu'en termes d'usage et de rôle, les situations sont différentes lorsqu'il s'agit pour le modélisateur, chercheur sur un fait social, d'aider à comprendre ce fait social pour lui-même ou des acteurs non engagés, et lorsqu'il s'agit de permettre aux acteurs engagés de réfléchir sur leur propre situation (sans nécessairement avoir initialement une intention spécifique de changement social, sans la dénier non plus). La première posture est celle de l'observation distanciée, la seconde celle de l'intervention sociologique. Modéliser pour que les acteurs puissent analyser et comprendre n'est pas équivalent à modéliser avec les acteurs pour analyser et comprendre : la première situation requiert davantage de participation des acteurs et de communication des modèles.

9.4.1. Que modéliser ? Soi, les autres, le monde

Le système à modéliser, dans une démarche de, ou associant, les sciences sociales, inclut par définition des individus, groupes ou faits sociaux (on peut modéliser y compris des faits culturels, idées, normes, etc.) Les principaux types d'objets cibles transcrits dans des agents sont : des individus, soi ou les autres pour un fournisseur, des groupes d'individus, des relations, des idées ou normes, des textes, corpus ou formes langagières. En complément de ces entités sociales, on inclut dans de nombreux modèles une représentation du « monde », soit de l'environnement au sein duquel évoluent les agents, et qui les influence. Aucune modélisation ou modèle n'inclut tous ces types qui constituent ici une ontologie de référence.

Afin de préciser la relation de construction des agents avec les acteurs fournisseurs, nous proposons de donner quelques indices sur les attributs et processus que l'on cherche à modéliser, et les questions afférentes, telles qu'elles sont grossièrement évoquées avec les acteurs. Il s'agit bien là d'*une trame pour des questionnaires ou des recueils de données* auprès des acteurs. Nous illustrons ceci à partir d'un exemple afférent à l'utilisation d'une ressource en eau par un groupe d'acteurs. Nous nous bornons ici à définir le champ des questions et n'abordons pas la forme qui appartient aux méthodologues de la discipline, avec lesquels il serait naturellement souhaitable de collaborer pour approfondir l'approche en regard des pratiques « normales » de sciences sociales.

A partir de ces éléments succincts d'ontologie et des questions afférentes, on dispose d'un premier outil d'interaction avec les acteurs. Nous en venons à une présentation plus détaillée du processus d'interaction avec les acteurs.

Type d'objet cible	Attribut ou processus	Question(s)
Individu (sociologie, psychologie, anthropologie...)	Perception du monde	Comment l'eau circule t'elle ? Qui l'utilise ?
	Perception de soi	A quel groupe appartenez-vous ?
	Pratiques	Que faites-vous avec l'eau ? Vos actions ?
	Perception d'autrui	Que font les autres avec l'eau ? Pourquoi ?
	Buts, objectifs	Que souhaitez-vous pour vous, pour l'eau, pour les autres ?
	Plans, stratégies	Comment faire pour atteindre vos buts ? Quels leviers et contraintes ?
	Préférences, normes	Classez les actions suivantes par ordre de préférence... Classez aussi vos objectifs.
	Influences	Qu'est-ce qui détermine le plus votre choix : votre intérêt futur, le risque encouru, vos habitudes, l'avis de vos proches, les médias, autre chose ?
	Changement	Comment changez-vous ?
Groupes, organisation (sociologie, sciences politiques, gestion...)	Discrimination	Quels sont les groupes ou organisations dans la société ? Critères d'appartenance ?
	Composition	Qui appartient à quel groupe ? Variété ? Evolution ?
	Objectifs	Que souhaite chaque groupe ? Est-ce homogène ?
	Structure	Comment le groupe est-il organisé ? Qui fait quoi ?
	Normes, culture	Quelles sont les normes du groupe ?
Réseaux relationnels	Relations	Qui fait quoi avec qui ?
	Evolution	Comment les relations évoluent-elles ?
Idées, normes, règles	Typologie, Dictionnaire	Quelles sont les principales catégories d'idées, concepts, croyances, règles ou normes ?
	Evaluation	Comment ces idées, normes ou règles sont-elles évaluées ?
	Evolution	Comment ces idées, normes ou règles apparaissent-elles, se confrontent-elles, meurent-elles ?
Textes, phrases (analyse indirecte sur des corpus issus des acteurs)	Lexique, corpus	Quels sont les éléments de lexique ou de corpus ? Quelles sont les catégories en leur sein ?
	Grammaire	Quelles sont les règles d'agencement ? Comment un texte est-il généré ?
	Evaluation	Comment une phrase ou un texte est-il interprétable ou évaluable ?

Tableau 9.2. Objets sociaux et questions exploratoires naïves.

9.4.2. Comment modéliser des processus sociaux avec des acteurs ?

La pratique de modélisation multi-agents avec des acteurs ne peut être totalement normalisée, dans la mesure où les objectifs, les objets et les participants varient, et où le modélisateur peut souhaiter exploiter un cadre théorique et méthodologique propre. [RAM 04], à partir d'un état de l'art et d'une application de « simulation sociale participative à base d'agents », ont listé un ensemble de recommandations relatives au processus social avec les acteurs, à la conception du processus et des outils, et à leur évaluation. On y retrouve les quatre « étapes d'un processus de recherche itérative » : conceptualisation, conception, construction et évaluation. Néanmoins, l'ensemble de l'analyse ne porte pas de proposition spécifique à une démarche pour ou associant directement les sciences sociales, comme cela est introduit dans le paragraphe précédent. La difficulté spécifique ici réside dans le fait même que la démarche de modélisation doit porter sur des faits sociaux, discutés et abstraits en interaction avec des acteurs. Il y a cependant un ensemble d'étapes dont la pratique a démontré l'utilité. On fait ici l'hypothèse que l'on travaille avec des acteurs qui ne sont pas des experts scientifiques, et qui ont un intérêt à l'analyse et à la compréhension des phénomènes sociaux. Cela induit en particulier que la question de la motivation à participer n'est pas abordée. Nous insistons aussi sur l'importance du contexte procédural et relationnel : le statut officiel et le rôle effectif des participants doivent être explicités, ainsi que le statut des connaissances apportées et l'usage du résultat.

Dans le tableau 9.2, nous présentons un ensemble de phases adaptées de [FER 98] et qui introduit des possibles étapes dans le processus social de modélisation. Cette trame constitue un rappel méthodologique pour amener les participants à considérer l'ensemble des propriétés qu'il faut préciser. Il ne s'agit pas systématiquement d'une séquence, mais plutôt de tâches parfois entrelacées.

	Etape	Objectif	Méthode
1	Socialisation	Construire un contexte relationnel facilitant	Sélection des participants, organisation de bonnes conditions de travail, « ice-breaking »
2	Objectifs	Définir les objectifs et l'usage du processus	Formulation des attendus, vérification par présentation de divers usages possibles, recherche d'un compromis ; la divergence d'objectifs secondaires peut persister si le besoin de la démarche est partagé
3	Cadrage	Définir le cadre du système modélisé	Discussion ouverte ou focus-group, consultations externes, vérification de couverture des intérêts. Préciser temps, espace, échelles.

4	Régulation du processus de modélisation	Discuter et agréer les règles, rôles, statuts	Discussion sur l'organisation du processus de modélisation. Accord sur le statut des avis des participants. Modalités d'arbitrage en cas de désaccord.
5	Ontologie	Obtenir une ontologie la plus complète	Solliciter des discours structurés sur le cas puis extraire systématiquement tous les concepts relatifs en particulier aux faits sociaux, mais aussi à leur environnement, facteurs et conséquences
6	Cartographie conceptuelle	Structurer l'ontologie par familles et relations	Classer les éléments de contexte, entités actives, processus (évolutions, interactions), descripteurs (observables) des entités, relations, acteurs et facteurs périphériques, autres. Réaliser une cartographie (type <i>MindMap</i>) qui classe et relie en distinguant les différents types de liens.
7	Agents vs. environnement	Distinguer agents et environnement	Pour les entités qui sont retenues <i>dans</i> le modèle, on fait préciser lesquelles évoluent sans dépendre d'autres (pas d'entrées dans la matrice d'incidence, <i>infra</i>), et constituent l'environnement, et lesquelles dépendent d'autres, et sont les agents ³⁶
8	Spécification des agents	Préciser les propriétés intrinsèques des agents	Pour chaque type d'agent, on fait préciser ses attributs statiques (<i>sexe</i>) et dynamiques (<i>âge</i>), et on détermine les principales dynamiques d'évolution
9	Spécification de l'environnement	Définir l'état de l'environnement et sa dynamique	On fait préciser comment l'état de l'environnement du système est défini, comment il évolue (sans dépendre des agents, par définition), et comment on le relie à d'éventuelles données
10	Matrice d'incidence	Préciser systématiquement les interactions	En reprenant la liste complète des agents et les interactions, on fait préciser les interactions entre agents et l'influence de l'environnement. Cette démarche est systématisée dans une matrice d'incidence.
11	Organisation	Préciser la distribution et la structure des agents	A partir de la liste des agents, on fait préciser pour chaque type l'effectif, la diversité et les interactions qui sont activées. On peut ici faire référence aux modèles organisationnels issus des théories sociales.
12	Activation	Préciser le processus	Pour chaque type d'agent, à partir de ses spécifications propres et de ses interactions, on

³⁶ Cette distinction n'est pas consensuelle dans le champ des systèmes multi-agents, et s'oppose par exemple à la structure proposée par [FER 95] qui ajoute la notion d'Objet (du monde) « passif », mais susceptible de transférer des influences (cas d'un Objet poussé par un agent et qui pousse un autre agent). Elle a l'avantage de donner un statut informatique clair et homogène à toute entité dont l'état est influencé par d'autres.

		d'activation des agents	précise comment les fonctions sont activées dans le temps et conditionnellement. On détermine le mode de synchronisation. Dans le cas social, on choisit ici des modèles de décision (rationalité, etc.).
1 3	Adaptations	Définir les comportements adaptatifs	Pour chaque type d'agent, considérer comment les fonctions et propriétés (comportements) sont modifiées au cours du temps, en fonction de conditions
1 4	Initialisation	Préciser l'état initial	Définir comment initialiser le modèle à partir de données, de distributions statistiques ou à dire d'utilisateur.
1 5	Observables	Préciser ce qu'on observe	Définir les parties du système qui sont rendues visibles, et les indicateurs à calculer ou évaluer
1 6	Contrôles	Définir les contrôles accessibles	Préciser la capacité de contrôle donnée aux utilisateurs, sur les agents et l'environnement
1 7	Scénarios	Préciser les scénarios à explorer	En fonction des besoins, on définit l'initialisation, les activations, les observables et les contrôles activés.
1 8	Implantation	Mise en œuvre informatique	A partir des spécifications précédentes, on réalise l'implémentation informatique du modèle.
1 9	Vérification	Vérification informatique	On contrôle que les spécifications sont bien mises en œuvre et que le système fonctionne selon les attentes
2 0	Test et validation	Calage fonctionnel	A partir des données, et pour les scénarios envisagés, on adapte les paramètres pour produire les formes souhaitées (<i>calibrage</i>).
2 1	Exploration interactive	Faciliter l'appropriation du modèle	Le système est mis à disposition des utilisateurs qui peuvent « jouer » avec pour le comprendre et le critiquer. Cela induit souvent des retours critiques et reconstructifs sur les étapes précédentes de conception.
2 2	Retour critique	Permettre la critique pour améliorer	Les utilisateurs reviennent sur leurs spécifications pour améliorer la forme et l'adéquation
2 3	Exploration finalisée	Permettre de répondre à des questions pratiques	Les utilisateurs formulent des questions pratiques sur le système. Le modélisateur utilise le modèle pour donner des réponses et analyses.
2 4	Mise en œuvre pratique	Transposition des résultats dans l'action	Les éventuelles conclusions pratiques sont mises en œuvre par les acteurs dans la réalité. Ils peuvent en tirer de nouvelles conclusions et amender le modèle.
2 5	Dissémination	Permettre à d'autres d'utiliser le modèle	Les participants construisent ensemble un guide d'utilisation et vérifient la réutilisabilité.

Tableau 9.3. *Etapes du processus de modélisation et indices méthodologiques*

La répartition des rôles dans ces différentes étapes est conditionnée par les compétences initiales ou acquises par les participants. On verra plus loin que certains outils d'informaticiens sont facilement appropriés par des non experts. Dans ces étapes, il est important de respecter les points de vue avancés par les participants. En effet, ce n'est pas toujours le statut de vérité du modèle produit qui est le critère de succès, mais cela peut être davantage l'impact pédagogique ou social de la démarche. Si tous les points de vue ne sont pas *a priori* valides (certains « experts » sont réputés plus légitimes sur certaines dimensions du système), ils sont cependant utiles et il faut, dans la phase 4, bien en préciser les conditions de validation et d'intégration des avis émis.

9.4.3. Outils et méthodes

La mise en œuvre des étapes précédentes peut faire appel à différents types de méthodes et d'outils. Comme indiqué précédemment, le rôle du modélisateur est d'abord maïeutique : il doit aider les participants à formuler et structurer le modèle, puis à en tirer un bénéfice. Dans ce contexte, écoute, inventivité et structure sont les maîtres principes. Nous introduisons ici quatre outils : la formulation graphique participative, UML, les jeux de rôles et l'évaluation dynamique. [RAM 04] renvoie, pour leur part, à quatre processus plus généraux, issus du génie logiciel : l'analyse prospective par scénarios, les ateliers de co-conception d'applications, le prototypage, et les panels d'utilisateurs.

La formulation graphique participative (FGP) repose sur des ateliers graphiques de groupe durant lesquels les participants dessinent ensemble les réponses aux différentes étapes. Elle rejoint certaines formes de cartographie cognitive [AXE 76], avec davantage de structure. Le principe consiste à définir des règles graphiques correspondant à la sémantique des éléments à spécifier, puis à faire travailler les acteurs ; à cela deux avantages : la « cognition de groupe » et la démonstration. Le fait de construire ensemble un résultat collectif visible est un facteur d'échange et de vérification des intercompréhensions et de la cohérence. Les moyens requis sont simples et universellement accessibles : papier, tableau, crayons. Dans une démarche de modélisation plus classique, le modélisateur dialogue avec les acteurs puis propose le modèle ; ici, ce sont les participants qui font le modèle directement. Cette démarche se retrouve dans la plupart des méthodes de diagnostic stratégique type DELPHI.

L'usage d'UML (« Unified Modelling Language ») [FOW 97] [BER 00] [ODE 00] [OEC 02] pour la modélisation multi-agents est aussi classique désormais que pour toute autre démarche de conception. Dans le cadre d'une modélisation avec et pour les acteurs, UML constitue un cadre formel puissant pour organiser la démarche et normaliser les résultats. Contrairement à ce que certains informaticiens

considèrent, le cadre UML est assez facilement utilisable avec des participants non informaticiens. Il appartient au modélisateur de les former à son usage. S'il n'y a pas de « méthode UML », il y a cependant une séquence type, avec principalement une phase statique, dans laquelle on définit les classes d'objet (diagrammes de classe) et les relations structurelles, et une phase dynamique (états et séquences), où on qualifie les évolutions et dépendances dans le temps. La transposition au cadre multi-agents est immédiate [LEP 05]. La mise en œuvre pratique avec un groupe est une forme particulière de FGP. Utiliser UML permet de systématiser la caractérisation des états et dynamiques, et de communiquer plus facilement les résultats de la FGP à l'implémenteur. Un usage systématique d'UML peut cependant être coûteux en temps, mais l'investissement est généralement utile. [PER 05] ont initié une démarche intégrée allant des entretiens individuels, à la cartographie cognitive, jusqu'aux schémas UML, proposant même les prémisses d'une automatisation de la traduction des entretiens en schéma UML, en utilisant des outils de traitement de contenu.

Un jeu de rôles « de conception » est un processus dans lequel on attribue aux participants des rôles représentant des aspects du problème ou des agents, afin que par identification, ils puissent mieux définir leurs caractéristiques. L'usage des jeux de rôles n'est donc pas réservé aux processus d'exploration de situations de gestion et de décision collective. Il est important de rappeler que les rôles proposés ne sont pas seulement des acteurs, mais peuvent être aussi des entités non humaines. Dans l'étape 10 de la matrice d'incidence, on peut ainsi par exemple donner aux participants le rôle de tous les agents : rivières, pompes, fermiers, groupes, quartiers, etc. Ainsi identifiés, ils peuvent se rencontrer deux à deux et préciser leurs interactions pour remplir la matrice. Plus en amont dans la démarche, un jeu de rôles « de conception » peut permettre d'anticiper le processus d'usage (« use case »), et de considérer ce qui est nécessaire comme observables et contrôles, ou de planifier des scénarios. Plus en aval, les jeux de rôles constituent un outil puissant d'analyse et de spécification, en particulier pour les processus socio-relationnels en général mal capturés par l'analyse de données. C'est par la mise en situation des acteurs que l'on peut espérer comprendre et définir des modes de décision plus réalistes, tenant compte du contexte et des relations interpersonnelles.

L'évaluation dynamique est un outil fondamental de toute modélisation avec et pour des acteurs. Il s'agit d'une adaptation particulière du cadre d'évaluation des processus participatifs [CRA 03] [SIM 03] [FET 04] et de conception [RAM 97] [HUZ 97] [ROU 02]. Il s'agit de se donner les moyens de suivre l'évolution du processus de modélisation, et d'informer les participants eux-mêmes des progrès réalisés. Il ne s'agit pas de juger du modèle, mais de la modélisation. L'évaluation dynamique est requise pour deux raisons majeures : d'une part, toute démarche de modélisation avec et pour des acteurs, quel qu'en soit l'objectif, produit des effets sur les acteurs eux-mêmes, et ces effets viennent modifier les conditions de mise en

œuvre et de validité de la démarche. Par exemple, s'il s'agit de construire avec des acteurs un modèle multi-agents de leur propre processus collectif de gestion, alors la modélisation, par les apprentissages et les échanges qu'elle induit, va modifier les caractéristiques de l'objet même qu'elle étudie ! On peut parler alors de modélisation réflexive. L'évaluation dynamique s'impose alors pour tracer les changements et pouvoir mesurer lesquels peuvent nécessiter une révision des résultats antérieurs. D'autre part, pour le processus, le modélisateur considère que les objectifs et avancées sont assimilés, alors qu'il peut y avoir divergence avec l'état cognitif des participants. Evaluer puis restituer est un moyen pour « recalculer » le processus. Dans une approche multi-agents en sciences sociales, avec et pour des acteurs, l'évaluation dynamique est la seule façon de mesurer la pertinence du modèle construit en regard de la situation sociale qui le produit et qu'il influence.

En pratique, l'évaluation dynamique peut prendre deux formes complémentaires : des questionnaires récurrents et des discussions collectives. L'évaluation est souvent considérée comme un processus coûteux et perturbateur. En fait, dès que ses résultats sont restitués aux participants, ceux-ci y trouvent un grand intérêt, en comprenant ce qu'ils apportent, où en est le groupe, et en permettant des réorientations. Autant que possible, chaque réunion sera précédée d'une évaluation (*ex ante*) et suivie d'une autre (*ex post*), les résultats de l'évaluation précédente étant présentés juste après l'évaluation *ex ante*. Dans un cadre ouvert aux acteurs, on rencontre souvent le dilemme entre poursuivre le plan anticipé, alors que parfois les évaluations montrent ses écueils, et s'adapter, au risque de ne pas atteindre l'objectif initial. Ceci doit se résoudre par un échange ouvert. Le contenu de l'évaluation ne peut être détaillé ici, mais on retiendra qu'il importe d'observer les dimensions suivantes :

- processus de modélisation : compréhension des règles et objectifs, ouverture, équité, utilité, facilitation, réorientations ;
- modèle : compréhension du contenu, accord, utilité, propositions ;
- impact du processus, selon le cadre d'observation « ENCORE » [FER 04] : Externe (sur l'environnement), Normatif (sur les préférences et valeurs des acteurs mobilisées dans le processus), Cognitif (sur les croyances), Opérationnel (sur les pratiques), Relationnel (sur les relations sociales), Équité (sur le régime de justice sociale).

9.4.4. Questions critiques

Ce type de démarche de modélisation avec et pour les acteurs nécessite de porter une attention particulière sur quelques questions ou aspects critiques.

OUVERTURE OU CONTROLE ? – Modéliser avec et pour des acteurs peut se faire avec plus ou moins d'ouverture ou de contrainte sur le processus et le modèle. Dans un

cas extrême, on ne fixe qu'un cadre général, on assiste la démarche, mais on laisse une grande liberté quant au contenu. La convergence n'est pas garantie, mais on ne contraint pas l'émergence. Plus classiquement, on fixe le cadre et on impose des éléments de structure dans le modèle, voire même des types d'agents, et on laisse les acteurs participant préciser les attributs, les dynamiques et les interactions.

RATIONALITES PROJETEES OU CONSTRUITES ? – Le modélisateur entre en général dans le processus avec des hypothèses ou des idiosyncrasies relatives aux modèles de rationalités, ou modèles de décision. Ces hypothèses sont parfois enfouies dans les modèles multi-agents formels qu'il est habitué à utiliser (cas courant des agents réactifs à fondement utilitariste). Le fait de travailler avec et pour les acteurs nécessite d'explicitier ces modèles ; et de choisir une posture claire entre le test de validité de rationalités « projetées sur » les acteurs participants, et la traduction des rationalités « construites par » ces mêmes participants. Les deux démarches sont légitimes, mais leurs finalités diffèrent. La posture de traduction constructiviste est très difficile à tenir, car toute procédure de modélisation, avec sa structure, son langage, sous-tend des hypothèses sur les rationalités.

MODELES D'ACTION ET MODELES DE PERCEPTION– Les modèles multi-agents classiques sont des modèles actionnistes, dans lesquels des activations conditionnelles déterminent des comportements. Pour des raisons de complexité calculatoire et de difficulté d'élucider un modèle complet, les modèles cognitivistes, incluant des représentations et des processus délibératifs, sont très peu répandus. Le fait de travailler avec des acteurs contraint à accepter la coïncidence de processus cognitifs préalables à l'action, et parfois à des divergences dans l'induction de comportements, ce qu'un économiste classique appellerait des irrationalités. On est alors amené à réintroduire des modèles perceptifs plus élaborés, pour satisfaire les formulations de représentations du monde par les participants. Cependant, lorsqu'on maintient les acteurs « dans la boucle » du modèle, par un processus de type jeu de rôles, alors il n'est pas nécessaire d'inclure cette complexité cognitive qui est mobilisée directement « dans » les acteurs.

EXTRAPOLATION – Les acteurs participant au processus formulent des avis sur les différentes dimensions de la modélisation. Cependant, en particulier pour les modèles d'acteurs sociaux, il faut choisir une stratégie d'extrapolation (lorsque les instances d'agents sont plus nombreuses que les participants) : c'est le cas pour la modélisation d'une dynamique de population à partir de comportements prototypes élaborés avec les acteurs. Souhaitant représenter une grande population, on bénéficie de la capacité des acteurs participants, ou « fournisseurs », à bien anticiper les réponses humaines et sociales ; mais il faut choisir entre trois stratégies principales :

- extrapoler sans variabilité,
- extrapoler avec une variabilité statistique issue d'un choix (scénario),

- extrapoler avec une variabilité statistique corrélée à des données de population connues par ailleurs.

INTERACTIONS– Une modélisation multi-agents doit concentrer l'analyse sur les interactions et leur dynamique. La conduire avec et pour des acteurs doit les amener à questionner les interdépendances, l'évolution de la structure d'interaction en fonction de l'état du système, et les stratégies d'évolution fondées sur le contrôle par cette structure. Cette focalisation, si elle est partagée par exemple avec l'analyse des réseaux sociaux, est cependant originale en ce que la modélisation et la simulation afférentes peuvent permettre un apprentissage et une exploration progressives par les participants sur ces questions difficiles à appréhender intuitivement.

REALISME– La question du réalisme du modèle se pose en fonction de son objectif. Modéliser pour analyser et comprendre ne nécessite pas forcément de produire un modèle calibré sur des données réelles. La cohérence avec, d'une part, les points de vue des acteurs participants, et, d'autre part, les savoirs scientifiques avérés est une condition suffisante pour que le modèle soit utilisable. La confrontation de ces formes de connaissance est en soi un enjeu, qui place l'usage dans le champ de la pédagogie ou de la recherche de compromis. En revanche, produire un modèle calibré sur des données ne se justifie que lorsqu'un objectif de prédiction est présent.

9.4.5. Exemples

De nombreuses applications de ce type d'approche ont été réalisées depuis 1990. Dans le domaine de la gestion des ressources naturelles, les chercheurs ont très tôt reconnu qu'il était très difficile de faire abstraction des représentations des acteurs locaux puisque celles-ci orientent leurs comportements. Les démarches participatives se sont développées et ont conduit à l'émergence des principes de la modélisation d'accompagnement, présentés dans le chapitre 10.

9.5. Modéliser avec les acteurs pour prévoir

Au-delà de la modélisation pour comprendre et expliquer, on peut envisager de donner une valeur complémentaire à la démarche et au modèle et de considérer que les résultats doivent permettre de tester des scénarios, de prévoir les futurs induits, et, de les communiquer à des décideurs. On donne alors un statut de vérité différent au modèle, et on s'impose des conditions pour sa crédibilité. Vouloir prévoir, c'est admettre que la démarche et son résultat puissent être évaluables ultérieurement par confrontation avec la réalité observée. On est dans le cadre de la prospective.

Le cadre précédent visant à l'analyse et la compréhension est néanmoins un préalable nécessaire pour entamer une démarche à vocation prédictive³⁷. Dans celle-ci, on ajoute aux étapes précédentes des phases systématiques d'exécution du modèle, présentées aux acteurs et pouvant susciter de leur part des réactions critiques de trois types : soit la remise en question du modèle, lorsque ses résultats apparaissent incompatibles avec les anticipations des acteurs, soit la discussion sur les scénarios, soit le changement de point de vue de l'acteur. Cette dernière dimension est un effet collatéral non visé dans ce type de démarche. La principale différence ici est qu'on réintroduit les acteurs dans la boucle d'évaluation des résultats. Ainsi, au lieu de conduire des simulations selon un protocole rigoureux, puis d'en communiquer les résultats, on maintient les acteurs dans la boucle, y compris éventuellement pour choisir la stratégie exploratoire. Il est évident que l'exécution des simulations doit être suffisamment rapide dans ce cas.

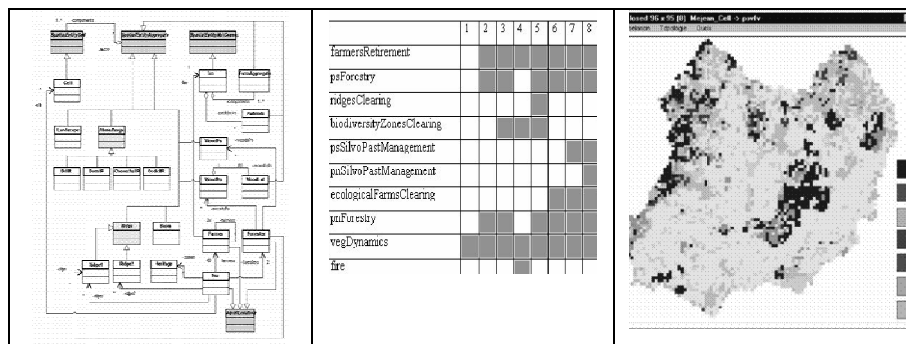


Figure 9.1. Diagramme UML, scénarios et une simulation construits dans une démarche de modélisation prédictive avec des acteurs [ETI 03].

Dans les figures ci-dessus, on présente les résultats ([ETI 03]) collatéraux en terme de modélisation avec et pour les acteurs, dans le cadre d'une démarche territoriale qui visait initialement à l'explicitation de processus paysagers et à la concertation entre acteurs. Dans ce cadre, les acteurs ont demandé à explorer les futurs possibles après avoir contribué à modéliser la situation.

La frontière entre une démarche de modélisation à vocation d'analyse et de compréhension, et une démarche à vocation prédictive est ténue. De la même façon qu'on peut utiliser des jeux de rôles pour concevoir, puis pour explorer des

³⁷ A noter qu'on peut considérer une différence qualitative entre la prédiction et la prévision : la prédiction renvoie à un dessin précis et ponctuel, à l'échelle des agents, alors que la prévision paraît plus globale, et relative aux formes collectives et à leurs trajectoires d'évolution.

dynamiques, on peut utiliser des jeux de rôles pour prévoir ou prédire. Dans ce dernier cas, on bascule immédiatement dans la catégorie suivante d'usage, où il s'agit d'aider à décider et changer, puisque dès lors que les acteurs sont mis en situation, se projettent dans une situation future possible, ils vont par leurs réactions non seulement anticiper, mais aussi évaluer des modalités d'action, des scénarios, et parfois les faire évoluer.

9.6. Modéliser avec les acteurs pour aider à décider et changer

Dans cette approche, on cherche explicitement à aider le groupe d'acteurs, au moyen de la modélisation puis de l'exploration collective, à évaluer des stratégies d'action, à confronter leurs réactions, à dialoguer, et éventuellement à changer de points de vue et préférences, avant finalement de choisir et ritualiser des engagements d'action dans un cadre de gestion ou de politiques publiques. On peut soit en rester à une exploration prédictive « distante », dans laquelle les acteurs observent des résultats et en discutent, soit, de nouveau, à les mettre en situation dans un jeu de rôles où ils peuvent appréhender des futurs possibles. L'évaluation dynamique, telle qu'elle a été introduite précédemment, est ici critique car elle permet au groupe de suivre sa propre évolution.

Les principes fondamentaux de ce type de processus sont :

- phase de modélisation : les acteurs peuvent construire ensemble le modèle de la situation ou se voir présenter un modèle d'expert et le critiquer ;
- phase d'exploration : les acteurs contrôlent certains agents dans le modèle et observent la dynamique du système en fonction des scénarios externes ; l'objectif est de comprendre et vérifier la dynamique du modèle ;
- phase d'exploitation : les acteurs jouent leur propre rôle ou d'autres rôles, et testent ensemble des stratégies d'action et de gestion collective ;
- phase d'extrapolation : les acteurs décident de scénarios différenciés et peuvent les faire tester systématiquement par le modèle, sans y consacrer un temps important, le modèle « jouant » directement leur rôle ;
- phase d'accord : les acteurs décident d'une stratégie et officialisent leur accord.

Cet enchaînement entre modélisation, simulation et jeu peut être abordé de différentes façons selon que l'objectif recherché et les contraintes [DAQ 02].

Cette approche associant modélisation multi-agents et jeu de rôles présente l'avantage, par le jeu et la participation des acteurs, de fournir une représentation réaliste et acceptée de la situation sociale et décisionnelle, par opposition à des modèles sociaux exogènes ; et, par l'usage du modèle et de la simulation, de

confronter les acteurs à des situations dynamiques émergentes, induites par leurs actions, mais largement imprévisibles sans modèle.

9.7. Expérimentation sociale fondée sur la modélisation

Le dernier cadre de modélisation avec des acteurs relève de l'expérimentation sociale. Il s'agit de concevoir une démarche spécifique de mise en situation des acteurs avec le modèle, afin de pouvoir observer des comportements en réponse et de valider ou réfuter des hypothèses. Cette démarche se rapproche des conditions de l'économie expérimentale ou de la psychologie expérimentale, mais elle n'en partage pas toutes les contraintes et objectifs. Elle est encore peu développée. Elle a pour spécificité d'inclure un modèle assez complexe du monde, auquel les acteurs sont confrontés. La qualité et l'intérêt scientifique de la démarche sont déterminés par la relation construite entre les hypothèses comportementales, le modèle support et le protocole expérimental. L'approche diffère de l'économie expérimentale principalement par l'acceptation de dimensions contextuelles, culturelles, relationnelles ou dialogiques dans la décision. On peut distinguer les formes et exemples suivants :

- expériences cognitives : c'est le protocole même de modélisation, en tant que processus de formulation et d'échange de représentations, qui est testé ; p.e. on compare des modalités de formulation et de confrontation de modèles mentaux entre les acteurs ; on mesure l'évolution dans les représentations des acteurs ;
- évaluation de réponses sociales : on crée une situation environnementale (externe) particulière dans le modèle, et on demande aux acteurs de réagir ; on observe les comportements individuels et collectifs ;
- expériences relationnelles : on teste des formes d'échange entre les acteurs en contrôlant les interactions et en mesurant les structures obtenues ; on observe les autres effets induits sur les représentations, les préférences ou les pratiques ;
- expériences procédurales : on propose des règles de décision que l'on teste pour mesurer leur impact ; on mesure leurs effets en terme de représentations, de préférences, de relations sociales et de pratiques.

Dans tous les cas, l'intérêt de la démarche est de permettre d'induire des configurations sociales particulières et de tester des modalités d'intervention. La qualité des résultats dépend alors aussi des modalités d'observation et d'analyse des faits sociaux, comme dans un cas réel.

Cette dernière approche, bien qu'encore très peu pratiquée, est certainement une des plus prometteuses car elle permet de construire des expérimentations sociales

autrement inaccessibles. La validité des comportements induits et donc leur extrapolation restent cependant encore sujettes à discussion.

9.8. Conclusion : avec ou sans les acteurs ?

La modélisation multi-agents pour les sciences humaines et sociales peut prendre deux chemins : se développer comme un outil « de laboratoire », utile à la réflexion et à la production des chercheurs, ou comme une méthode « de terrain », alternative à d'autres techniques plus classiques d'interaction avec les acteurs. Dans le premier cas, la qualité scientifique et l'efficacité de la modélisation sont probablement moins en danger ; mais, en revanche, il est fort probable que, d'une part, les modèles comportementaux projetés soient différents de ceux constatés, et que, d'autre part, les résultats de ces modèles soient plus difficiles à faire comprendre et accepter s'il s'agit d'aider une décision.

L'approche « avec et pour les acteurs » cherche à repositionner les rôles dans le processus de modélisation, en restituant un statut de vérité aux connaissances exprimées par les acteurs, et utilisant la modélisation comme processus à la fois inquisiteur et éventuellement pédagogique. Dans les approches fondées sur les jeux de rôles, on cherche à reconstituer des situations réalistes, même si hypothétiques, dans lesquelles les acteurs peuvent manifester leurs « vrais » comportements. L'analyste peut envisager alors d'en tirer des conclusions efficaces.

Modéliser sur le terrain, « avec et pour » les acteurs, ne présente en soi pas de difficultés pratiques majeures, mais c'est un processus souvent plus long, nécessitant des compétences accrues de facilitation et d'écoute, et qui n'est jamais neutre par rapport à la situation des acteurs. Il faut accepter de se placer en recherche-intervention, et en maîtriser les conditions par le recours systématique à l'évaluation longitudinale (i.e. ex-ante, suivi, ex-post) multi-dimensionnelle (*cf. supra* sur l'évaluation dynamique). On veillera à toujours bien distinguer les actions « centrées recherche », où la délimitation expérimentale et la focalisation sur les hypothèses priment, où le dépouillement des modèles est de rigueur (« KISS³⁸ »), des actions « centrées décision », où la satisfaction des besoins des acteurs priment, dans un cheminement progressif d'explicitation, d'exploration, d'extrapolation puis d'engagement individuel et collectif.

Toutes les voies de la modélisation multi-agents sont potentiellement utiles aux besoins des acteurs et groupes sociaux ; il appartient aux chercheurs en sciences sociales et aux modélisateurs de déterminer ensemble et de façon raisonnée le meilleur recours aux modèles, et de bénéficier de la complémentarité des approches.

³⁸ Keep it simple, stupid ! [Chapitre 4 et introduction seconde partie]

9.9. Bibliographie

- [AXE 76] AXELROD R., *Structure of Decision*, Princeton, Princeton University Press, 1976.
- [BER 00] BERGENTI F., POGGI A. "Exploiting UML in the Design of Multi-Agent Systems", in *Proc. of the ECOOP - Workshop ESAW'00*, p.96-103, 2000.
- [CRA 03] CRAPS M., MAUREL P. (eds.) "Social Learning Pool of Questions. An instrument to diagnose Social Learning and IC-tools in European River Basin Management", combined WP2/WP3 report of the HarmoniCOP project, <http://www.harmonicop.info>, 2003.
- [DAN 06] DANIELL K.A., FERRAND N., *Participatory Modelling for Water Resources Management and Planning*, Aquastress European Integrated Project WP 3.8, 2006.
- [DAQ 02] D'AQUINO P., BARRETEAU O., ETIENNE M., BOISSAU S., AUBERT S., BOUSQUET F., LE PAGE C., DARÉ W., "The Role Playing Games in an ABM participatory modeling process: outcomes from five different experiments carried out in the last five years", in *Proceedings of the IEMSS Conference 2002*, Lugano. vol.2, p.275-280, 2002.
- [ETI 03] ETIENNE M., LE PAGE C., COHEN M., "A step-by-step approach to building land management scenarios based on multiple viewpoints on multi-agent system simulations", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°2, 2003.
- [FER 95] FERBER, J., *Les systèmes multi-agents, vers une intelligence collective*, InterEditions, Paris, 1995.
- [FER 96] FERRAND N., "De l'apport potentiel de la sociologie pour l'ingénierie des systèmes sociaux artificiels", in *Actes des journées de Rochebrune 1996 – Du collectif au social*, Paris, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunication, 1996.
- [FER 98] FERRAND N., DEFFUANT G., "Trois apports potentiels des approches "multi-agents" pour l'aide à la décision publique", *Colloque Gestion des territoires ruraux - connaissances et méthodes pour la décision publique*, Clermont-Ferrand, 27-28 avril 1998, Cemagref Editions, Antony, p.373-385, 1998.
- [FER 00] FERRAND N. (ed.), *Modèles et systèmes multi-agents pour la gestion de l'environnement et des territoires. Actes du colloque SMAGET*, Clermont-Ferrand, 5-8 octobre 1998. Cemagref Editions, 2000.
- [FER 04] FERRAND N., "Participative tools in the WFD: what's for ?", in *2nd CatchMod Technical Workshop*, 16-18 november 2004, Copenhagen, 2004.
- [FET 04] FETTERMAN D.M., WANDERSMAN A., *Empowerment Evaluation - Principles in Practice*, Guilford Publications, 2004.
- [FOW 97] FOWLER M., *UML Distilled: Applying the Standard Object Modeling Language*, AddisonWesley, Reading, MA, 1997.
- [GIL 99] GILBERT N., TROITZSCH K.G., *Simulation for the social scientist*, Philadelphia, Open University Press, 1999.
- [HAR 04] HARADJI Y., FERRAND N., LI H., "Relations à l'utilisateur et nouveaux usages", in *Systèmes Multi Agents, ARAGO 29, OFTA, TEC&DOC*, 2004.

- [HUZ 97] HUZ S., RICHARDSON G.P., ANDERSEN D.F., BOOTHROYD R.A., "A Framework for Evaluating Systems Thinking Interventions: An Experimental Approach to Mental Health System Change", *System Dynamics Review*, vol.13, n°2, p.149-169, 1997.
- [LEP 05] LE PAGE C., BOMMEL P., "A methodology to perform agent-based simulations of common-pool resources management: from a conceptual model designed with UML to its implementation within CORMAS", in Bousquet F., Trébuil G., Hardy B. (eds.), *Companion Modeling and Multi-Agent Systems for Integrated Natural Resource Management in Asia*. International Rice Research Institute, Laguna, Philippines, p.327-349, 2005.
- [ODE 00] ODELL J., PARUNAK H.V.D., BAUER B., "Extending UML for Agents", in *Proceedings of the Agent-Oriented Information Systems Workshop at the 17th National conference on Artificial Intelligence*. <http://citeseer.ist.psu.edu/odell00extending.html>, 2000.
- [OEC 02] OECHSLEIN C., KLUGL F., HERRLER R., PUPPE F. "UML for BehaviorOriented Multi-Agent Simulations", in Dunin-Keplicz, B., Nawarecki, E. (eds.) *From Theory to Practice in Multi-Agent Systems, CEEMAS 2001* Cracow, Poland, September 26-29, 2001, Springer, Heidelberg, p.217, 2002.
- [PER 05] PEREZ P., DRAY, A., "SimDrug: Exploring the complexity of heroin use in Melbourne", DPMP Monograph n°11, Fitzroy: Turning Point Alcohol and Drug Centre, 2005.
- [RAM 97] RAMAGE, M., "Developing a methodology for the evaluation of cooperative systems", *Proceedings of IRIS 20 (Information Systems Research in Scandinavia)*, Hanko Fjordhotel, Norway, 9-12 August, 1997.
- [RAM 04] RAMANATH A.M., GILBERT N., "The Design of Participatory Agent-Based Social Simulations", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.7, n°4, 2004.
- [ROU 02] ROUWETTE A.J.A., VENNIX J.A.M., VAN MULLEKOM T., "Group model building effectiveness: a review of assessment studies", *System Dynamics Review*, vol.18, n°1, (Spring 2002), p.5-45, 2002.
- [SIM 03] SIMON S., "Systemic evaluation methodology - The emergence of social learning from environmental ICT prototypes", Virtualis WP3 report, <http://systems.open.ac.uk/objects/SandrineS/ACFE33.doc>.

Chapitre 10

Modélisation d'accompagnement

10.1. Introduction

Depuis la création au CIRAD en 1993 de l'équipe de recherche GREEN par Jacques Weber et la mise en place ultérieure de faisceaux de collaborations (ici désignés comme les chercheurs ComMod), plusieurs chercheurs ont développé des activités de modélisation dans le but de mieux comprendre les interactions entre dynamiques sociales et écologiques. L'un des principes de base était d'aller au-delà des approches disciplinaires abordant les problèmes sous un angle prédéfini, certains voyant « un système écologique soumis à des perturbations anthropiques » là où d'autres voient un « système social assujéti à des contraintes naturelles ». Les premiers décrivent en détail les dynamiques d'évolution des ressources et considèrent la gestion de ces ressources en terme de modifications dues à l'activité humaine et de leurs effets à terme sur l'écosystème. Les dynamiques sociales sont représentées en fonction du type d'exploitation de la ressource qu'elles engendrent. Dans le second cas, les chercheurs se focalisent en général sur les problèmes d'usage de la ressource en partant du principe que les agents économiques isolés cherchent à maximiser les bénéfices obtenus à partir de l'exploitation d'une ressource limitée. L'usage collectif d'une ressource commune est donc placé sous le signe de la compétition.

Par rapport aux approches écologiques et économiques, qui toutes deux formalisent les situations de compétition ou d'interaction en se basant sur des hypothèses d'équilibre et d'optimisation, les chercheurs ComMod portent un nouveau regard sur la gestion des ressources renouvelables. Ils intègrent en effet dynamiques écologiques

Chapitre rédigé par le COLLECTIF COMMOD- correspondant François BOUSQUET

et sociales en concevant l'ensemble comme un unique système aux interactions qui ne se limitent pas à une seule dimension. Les processus de prise de décision sont au cœur de leur analyse. Contrairement aux approches conventionnelles considérant la prise de décision comme un calcul rationnel fait par un agent disposant d'informations plus ou moins limitées, ces chercheurs voient le processus de prise de décision comme une série d'interactions entre des acteurs ayant différents objectifs, différentes perceptions et niveaux ou types d'information, et ayant différents poids dans les négociations. La figure 1 illustre ce cadre de pensée.

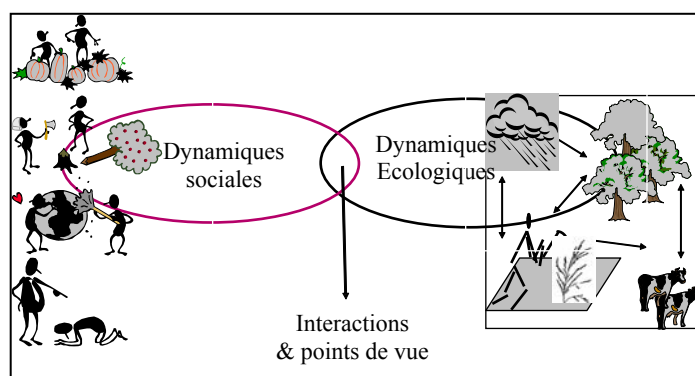


Figure 10.1. Représentation schématique de l'objet d'étude.

Face à un tel système, l'approche postule que les processus sociaux peuvent être vus comme le produit d'interactions entre différents points de vue sur l'environnement. Pour comprendre la dynamique il faut donc délimiter l'environnement et groupes sociaux pertinents et expliciter les perceptions des acteurs. Dans ce travail, un outil de modélisation s'est révélé fort utile. Nous avons choisi d'utiliser et de développer des outils que l'on appelle les « systèmes multi-agents ». Leur objectif est de comprendre comment sont coordonnés différents processus en interaction. Selon Ferber [Chapitre 1] un *agent* est une entité physique ou virtuelle, opérant dans un environnement, capable de percevoir et d'agir sur cet environnement, et pouvant communiquer avec d'autres agents. Cet agent présente un comportement autonome que l'on peut voir comme une conséquence des connaissances dont il dispose, de ses interactions avec les autres agents, et du but qu'il poursuit. Un *Système Multi-Agent* (SMA) est un ensemble de processus informatiques opérant simultanément, c'est-à-dire un ensemble d'agents qui évoluent en même temps, partagent les mêmes ressources, et communiquent entre eux. La comparaison avec la représentation schématique d'un SMA de la figure 1.1 illustre le lien conceptuel qui existe entre les SMA et la définition de notre objet de recherche présenté sur la figure 10.1.

Dans ce cadre, plusieurs types d'activités ont été développés par ce groupe :

1. des modèles abstraits, aussi appelés sociétés artificielles, qui sont destinés à comprendre les propriétés génériques issues des interactions entre différents processus : des modèles d'échanges marchands et non marchands [ROU 98], [ROU 01], de dynamiques de gestion des ressources [ANT 98] ou de dynamiques spatiales [BON 00], [BON 01], [BOU 98].
2. des modèles appliqués à des problèmes concrets pour comprendre les dynamiques de gestion des ressources dans différents contextes. Les applications ont concerné des problèmes de gestion de l'eau et des sols [BAR 98], [BAR 00], [BAR 01] [BEC 03b], [DUC 04], [FEU 03], [MAT 03], [PER 04], de gestion de la faune sauvage [BOU 01], de gestion des forêts [ETI 03].
3. une plateforme de simulation (CORMAS, COMmon-pool Resources and Multi-Agent Systems). Cette plateforme a été développée par abstractions généralisantes visant à réifier les aspects génériques communs à plusieurs applications développées.
4. une méthode pour l'usage de la modélisation qui fait l'objet et de cet article. Cette méthode fut proposée en 1996 [BOU 99] et des travaux sur l'usage de cette méthode et les différentes techniques utilisées ont aussi été accomplis [BEC 03a], [DAR 04]. Un numéro spécial de revue lui est consacré [BAR 03]. Une charte déontologique qui précise la posture des chercheurs impliqués dans cette démarche et le cadre d'utilisation qu'ils s'engagent à respecter [COM 03], [COL 05].

10.2. Principes et objectifs de la modélisation d'accompagnement

Différentes approches pour l'aide à la gestion collective des écosystèmes ont été développées ces dernières années, et elles ont inspiré la conception de la méthode ComMod.

☞ Le principe de *gestion adaptative* considère que la gestion des écosystèmes nécessite des régulations et des contrôles flexibles, variés et redondants, qui permettent des réponses correctives et des tests expérimentaux relatifs à une réalité toujours changeante. Même si la gestion adaptative a été conçue par des écologues, ils reconnaissent que la capacité adaptative dépend des connaissances – et donc de leur genèse et de leur libre partage – et de la capacité à reconnaître des cibles d'intervention et de construire un répertoire d'options pour la gestion des ressources. Des interactions avec les acteurs sont, pour ce faire, requises. Ce processus social de génération et d'échange de connaissances peut conduire à de nouvelles formes d'interactions et à de nouvelles formes de dévolution de contrôle sur la gestion des ressources naturelles.

☞ La *co-gestion* est définie comme un partenariat au sein duquel des communautés, des utilisateurs de ressources, des agences gouvernementales, des associations et

d'autres acteurs, partagent, de façon appropriée à chaque contexte, de l'autorité et de la responsabilité sur la gestion de territoires spécifiques ou d'un ensemble de ressources.

☞ La *gestion patrimoniale* est une approche sensée contribuer à la compréhension et aux pratiques de co-gestion. « Patrimoniale » est définie par Ollagnon [OLL 91] comme « tous les éléments matériels et non matériels qui contribuent à maintenir et développer l'identité et l'autonomie de leurs détenteurs dans le temps et l'espace, tout en s'adaptant dans un environnement changeant ». Une représentation patrimoniale d'un territoire, d'une zone, d'un ensemble de ressources associe les gestionnaires passés, actuels et futurs, concentre sur les obligations des détenteurs plus que sur leurs droits, et promeut une vision partagée de la durabilité qui réconcilie les besoins et opinions des différents acteurs. La médiation est une méthode de négociation qui amène une tierce partie neutre afin de faciliter les accords entre les participants ; cela permet de traduire les vues de chacun sur les enjeux et problèmes afin qu'elles soient comprises.

Gérer ne consiste pas seulement à accroître l'adaptabilité d'un écosystème ; il faut aussi prendre en compte les processus sociaux qui sous-tendent cet état écologique. En d'autres mots, *ce sont les solutions qui émergent dans l'interaction qui importent*. De là découle un agenda d'intervention différent, incluant de la médiation pour résoudre les conflits, la facilitation de l'apprentissage, et des approches participatives associant les acteurs dans la négociation de l'action collective. Dans ce contexte, la modélisation informatique devient un *outil d'apprentissage partagé* plutôt qu'un outil de pilotage. Un usage classique de la simulation est la prédiction mais ce n'est pas l'option ici retenue. L'horizon lointain des systèmes complexes, comme ceux que nous devons aborder dans la gestion des ressources naturelles, ne peut être prédit dans les champs économiques et sociaux, selon Weber et Bailly [WEB 93] : « *Because the very long term is beyond the scope of prediction, if we wish to take it into account in the analysis of environmental problems, we must give ourselves very long-term reference points or objectives to guide the possible or impossible pathways of development. The long-term approach must inevitably be based on scenarios.* »

A la condition que l'opération de modélisation ait réussi à s'intégrer dans un processus de coordination validé par les acteurs, les règles qui résultent des interactions entre acteurs qui incorporent les perceptions spécifiques sont légitimées aux yeux de tous les acteurs. C'est sur la base d'une conception partagée de l'évolution de la situation présente que les acteurs peuvent décider d'objectifs à très long terme. Ainsi, des scénarios permettant que ces objectifs soient atteints peuvent être discutés. L'ensemble de l'approche de médiation présuppose de rendre explicite la situation initiale. A ce stade, les acteurs sont clairement informés sur les enjeux qui les divisent et sur leurs interdépendances au sein des solutions au problème ayant nécessité une médiation. Le défi de l'étape initiale est de permettre aux acteurs d'exprimer leurs perceptions et de la situation et de son évolution. Quand une "cartographie des perceptions", toutes aussi légitimes et subjectives, a été établie et

discutée, on demande aux acteurs de discuter l'acceptabilité de la continuation des tendances actuelles.

Les modèles multi-agents, comme toute autre forme de représentation du système à gérer, peuvent être utilisés pour accroître la connaissance scientifique sur les processus écologiques et sociaux en jeu. La création collective d'un monde artificiel commun sert ainsi à créer une *représentation partagée* qui est un pré-requis pour simuler différents scénarios identifiés par les acteurs, le scientifique étant parmi eux. Dans ce cadre, toute décision, en particulier collective, dépend du contexte et doit être considérée comme une étape particulière d'un processus de gestion continu d'un enjeu complexe. Comme le dit Roling [ROL 96] : « *sur la base de leurs intentions et expérience, des gens construisent la réalité de façon créative avec leur langage, leur travail, et la technologie. Les mêmes personnes changent leur réalité au cours du temps afin de s'ajuster à des circonstances changeantes* ».

En bref, le principe central de la démarche ComMod est de développer des modèles de simulation intégrant différents points de vue d'acteur et de les utiliser dans le contexte de *plateformes d'apprentissage collectif*. C'est une démarche de modélisation dans laquelle des acteurs participent pleinement dans la construction des modèles afin d'améliorer leur pertinence et d'accroître leur utilisation pour l'évaluation collective de scénarios. Les principaux objectifs de ComMod sont de faciliter le dialogue, l'apprentissage partagé et la prise de décision collective au sein d'une recherche-action interdisciplinaire et impliquée, visant à renforcer la capacité de gestion adaptative des communautés locales. En utilisant une telle démarche, nous espérons être en meilleure position pour aborder la complexité croissante des problèmes de gestion des ressources naturelles, leurs caractéristiques évolutives, et la rapidité croissante des changements organisationnels

10.3. Méthodologie de modélisation d'accompagnement : l'utilisation combinée de simulations multi-agents et de jeux de rôles

Les outils de simulation multi-agent furent sélectionnés en raison de la proximité de leurs principes avec les représentations qu'avaient les chercheurs de leur objet de recherche. Les agents agissent sur l'environnement commun en le transformant et modifient ainsi la perception qu'en ont les autres agents. Ce faisant, ils génèrent ce que les économistes appellent des « externalités », qui sont combinées à la dynamique écologique propre de cet environnement. Si la démarche suivie permet aussi de mobiliser collectivement ces représentations, lors de la co-construction d'un modèle conceptuel ou lors de la participation à un jeu de rôles, il peut également y avoir enrichissement ou réajustement des perceptions de chacun à partir des points de vue explicités par les autres agents.

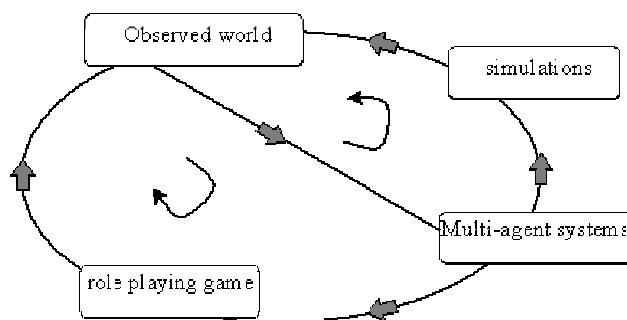


Figure 10.2. La modélisation d'accompagnement et ses différentes étapes, Source : [BAR 98].

Nous avons utilisé ces outils de simulation multi-agent dans le processus ComMod décrit dans la figure 10.2 [BAR 98]. Il est composé de trois étapes qui peuvent être répétées autant de fois que nécessaire :

1. *Formulation des questions clés* : des travaux de recherche sur le terrain et dans la littérature fournissent les informations nécessaires et aident à formuler les hypothèses explicites de modélisation en soulevant un ensemble initial de questions clés qui seront examinées en utilisant le modèle.
2. *Modélisation* : la connaissance initiale est formalisée de façon à pouvoir être utilisée dans un simulateur.
3. *Simulation* : un ensemble de simulations est conduit selon un protocole expérimental strict, afin, d'une part, d'améliorer la compréhension du système et, d'autre part, d'identifier de nouvelles questions clés permettant de diriger les recherches sur le terrain.

Nous appelons ce processus « modélisation d'accompagnement » car il est utilisé dans le processus de médiation (la dimension sociale de l'accompagnement) et qu'il co-évolue avec ce processus social (dans ses dimensions temporelles et adaptatives). Une fois ce terme défini, le modèle est utilisé en interaction avec les partis prenants du processus de médiation. La forme du protocole est alors à établir. En accord avec les principes mentionnés plus haut, un modèle, qui n'est qu'une forme de représentation parmi d'autres, doit en effet être présenté aux utilisateurs de la façon la plus explicite et la plus transparente possible afin d'éviter tout effet « boîte noire » qui réduirait sa crédibilité. Pour présenter le modèle nous nous sommes inspirés du travail de nombreux chercheurs en gestion environnementale qui développaient et utilisaient les *Jeux de Rôles* (JdR) dans des cadres d'apprentissage collectif ou d'action collective. De façon intuitive, en effet, *un modèle de simulation multi-agent peut être vu comme un JdR simulé par l'ordinateur*. Nous avons par conséquent proposé de mettre en place des JdR similaires aux modèles multi-agents (ce ne sont pas les seuls outils

possibles pour une démarche ComMod qui est avant tout l'expression d'une posture, mais c'est un ensemble d'outils qui fait l'objet de recherches privilégiées), avec comme objectif d'inviter les acteurs à y participer afin qu'ils :

- Comprennent les simplifications opérées par la modélisation et plus précisément la différence entre ce qui est modélisé et les phénomènes réels.
- Le valident en examinant les comportements individuels des agents, en comprenant les propriétés du système émergeant de leurs interactions, et en en proposant des modifications [chapitre 4],
- Soient capables de suivre des simulations multi-agents sur l'ordinateur et proposent de nouveaux scénarios à évaluer et discuter suite à ces simulations.

Différentes applications ont alors été mises sur pied afin d'évaluer dans quelle mesure les modèles pouvaient être utilisés comme supports pour la prise de décision collective et la conception de plans d'action précis, ainsi que pour explorer les usages participatifs de ces outils. En 1998, Barreteau a ainsi proposé une première application portant sur la viabilité d'un schéma d'irrigation au Sénégal [BAR 01]. Il a simplifié un modèle multi-agent relativement complexe pour en faire un JdR et l'a utilisé avec de nombreux intervenants, proposant par la suite un nouveau modèle multi-agent permettant aux chercheurs d'explorer différents scénarios en interaction avec ces intervenants. Peu de temps après, D'Aquino [AQU 02], [AQU 03] s'est également appuyé sur un JdR couplé à un modèle multi-agent, dans la vallée du fleuve Sénégal, dans une perspective un peu différente : son objectif était que les intervenants conçoivent un JdR en collaboration avec les chercheurs et de le traduire ensuite en un modèle multi-agent afin de pouvoir tester différents scénarios. Il a été atteint après trois jours d'ateliers participatifs avec différents utilisateurs des ressources et décideurs locaux. Une équipe [BOI 03], [CAS 05] a parallèlement démarré des applications similaires d'étude des changements d'utilisation du sol dans les montagnes du Nord Vietnam et conçu leur propre processus appelé « SAMBA ». Les travaux d'Aubert et al [AUB 02], sur la gestion des ressources phytogénétiques à Madagascar et ceux d'Etienne [ETI 03] dans le cadre de la planification de la gestion sylvopastorale sont deux exemples d'applications associant à des degrés divers les simulations multi-agents et les JdR. À mesure que les études de cas et le nombre de chercheurs impliqués augmentaient, une petite communauté d'utilisateurs cherchant à partager son savoir et son expérience autour de ce type de recherches commençait à se former. C'est à ce moment qu'émergèrent des questions fondamentales relatives à la démarche éthique et méthodologique envisagée. En effet, comme dans toutes les autres approches participatives pour l'aide à la gestion des ressources, le statut et la légitimité du processus proposé et des chercheurs qui l'utilisaient pouvaient être mis en cause. Suite au développement de ce premier ensemble d'applications, ce groupe de chercheurs décida de la rédaction d'une charte dédiée à ComMod afin de clarifier sa position et de guider les futurs utilisateurs de la démarche. Cette charte est disponible à l'adresse suivante :

<http://www.commod.org/charte.html>. Elle a été publiée dans la revue *JASSS* [COM 03] ainsi que dans la revue *NSS* où elle est commentée [COL 05]. Les principaux points de ce court document sont résumés et examinés dans les paragraphes suivants.

La Charte ComMod stipule que l'ensemble des hypothèses qui sous-tendent la modélisation doit être mis à l'épreuve empiriquement. Aucune hypothèse implicite n'est tolérée tant au niveau conceptuel qu'expérimental, ce qui implique la mise en place de procédures de mise en évidence éventuelle de telles hypothèses. L'impact de la modélisation d'accompagnement sur l'environnement étudié doit être pris en considération dès les premières étapes de sa mise en œuvre, aussi bien en termes d'objectifs de recherche, de la qualité de la démarche, d'indicateurs quantifiables, ou de critères de suivi-évaluation. Une attention particulière doit être portée sur les processus de validation de cette démarche de recherche, sachant qu'il n'existe pas de théorie générale de la validation des modèles [chapitre 4] et que les procédures utilisées dans les modèles bio-physico-mathématiques sont difficilement applicables. La Charte propose également de distinguer deux contextes d'application de la démarche ComMod : (1) la production de connaissances sur des systèmes complexes, et (2) l'accompagnement de processus collectifs de décision. Alors que la première orientation correspond à de la recherche sur des systèmes via une forme particulière de relation au terrain, la seconde correspond à de la recherche sur des méthodes visant à faciliter la gestion concertée de ces systèmes.

1. Dans le premier cas, l'enjeu primordial de la démarche d'accompagnement est alors une *meilleure connaissance de ces processus* plutôt qu'un itinéraire de gestion « clé en main » des ressources renouvelables. Cela se traduit par une conception particulière de la relation du modèle au terrain : ce n'est pas une simplification de la connaissance des acteurs qui est recherchée à travers lui, mais un outil facilitant la reconnaissance mutuelle par l'ensemble des acteurs de la représentation que chacun d'eux se fait du problème étudié. Cette reconnaissance mutuelle s'appuie sur des indicateurs construits progressivement, en commun, au cours de la démarche et qui constituent les fondements de la modélisation d'accompagnement.
2. Dans le second cas, la modélisation d'accompagnement s'insère clairement dans un processus de *médiation*, même si elle ne couvre pas à elle seule l'ensemble du processus. Elle intervient en amont de la décision technique, lorsqu'il s'agit d'appuyer la réflexion des différents acteurs concernés, en vue de parvenir à une représentation partagée de la problématique et des voies possibles pour engager un processus de prise en charge. Les acteurs apprennent collectivement en créant, modifiant ou observant les simulations. Cependant, ComMod ne prend pas en charge les autres étapes possibles du processus, qui concerneraient une expertise plus quantifiée (taille d'un aménagement, production estimée).

Une caractéristique essentielle de la méthodologie ComMod est l'utilisation souple et conjointe de différents outils scientifiques en fonction du contexte d'intervention : jeu de rôle, simulation multi-agents, système d'information géographique, étude ethnographique, enquête sociologique. Ce « bricolage » méthodologique est la meilleure garantie d'un enracinement profond du processus expérimental dans le terrain [WAE 05]. Dans tous les cas, l'étape clé est l'élaboration du modèle conceptuel initial. Parfois, cette conception s'appuie directement sur l'utilisation du jeu de rôle. Mais en règle générale, la conceptualisation s'appuie sur un travail collectif et transdisciplinaire nourri à partir de tables rondes, de revues bibliographiques, d'enquêtes de terrain, voire d'expériences. L'utilisation d'un formalisme graphique de conception tel que UML (*Unified Modeling Language*), à la fois polysémique et visuel, peut se révéler déterminant à ce stade de la démarche. Il contraint en effet les concepteurs à une certaine rigueur dans le formalisme des éléments du modèle, tout en garantissant une approche modulaire et conviviale du processus de création. La construction du modèle informatique éventuel est alors grandement facilitée. Les phases de validation collective sont également facilitées par l'usage de diagrammes standardisés.

Lorsque le modèle conceptuel initial est le même, l'un des outils méthodologiques sert alors de support à l'autre. Par exemple, la simulation multi-agents peut fournir un environnement dynamique aux joueurs du jeu de rôle, ou inversement, le jeu de rôle peut servir de cadre explicatif au contenu du modèle informatique. Lorsque les modèles initiaux sont différents, chaque outil méthodologique participe à la phase de conception et d'analyse du problème : le jeu de rôle facilite le partage et la modification du modèle conceptuel collectif, alors que la simulation multi-agent permet la mise en œuvre rapide des différents scénarios proposés par les acteurs. Un processus de co-construction à la fois du modèle et du jeu se met en place à la faveur du processus itératif de la démarche ComMod.

La modélisation d'accompagnement – telle que proposée par les signataires de la Charte – offre des principes méthodologiques et un choix d'outils méthodologiques, mais n'impose en aucune façon un schéma procédural rigide [LEP 04]. Ainsi, [AQU 02] présente une comparaison de cinq expériences différentes de modélisation d'accompagnement. Cette souplesse méthodologique répond en grande partie aux contraintes d'une gestion adaptative de la démarche scientifique qui doit s'inscrire dans un contexte social et environnemental déterminé. Dans ce contexte, le chercheur lui-même – ou l'équipe de recherche – devient un acteur du processus participatif parmi d'autres mais la rigueur de la démarche qu'il propose facilite l'explicitation et la formalisation des processus en jeu, tout comme l'utilisation d'un modèle informatique comme objet intermédiaire facilite la concertation.

10.4. Bibliographie

- [ANT 98] ANTONA M., BOUSQUET F., LE PAGE C., WEBER J., KARSENTY A., GUIZOL P., "Economic Theory of Renewable Resource Management: a Multi-Agent System Approach", *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol.1534, p. 61-78, 1998.
- [AQU 02] AQUINO(D') P., LE PAGE C., BOUSQUET F., BAH A., "A novel mediating participatory modelling: the 'self-design' process to accompany collective decision making", *Int.J. Agricultural Resources, Governance and Ecology*, vol.2, n°1, p. 59-74, 2002.
- [AQU 03] AQUINO (D') P., LE PAGE C., BOUSQUET F., BAH A., "Using Self-Designed Role-Playing Games and a Multi-Agent System to Empower a Local Decision-Making Process for Land Use Management: The SelfCormas Experiment in Senegal", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°3, 2003.
- [AUB 02] AUBERT S., LE PAGE C., JOLY H., RAZAFINDRAIBE R., RANAIVOSON J., RALALAOHERIVONY S., N'DAYE I. AND BABIN D. "Conception, adaptation and diffusion of a computer-assisted role game about phylogenetic resources management at a rural level in Madagascar". in Proceedings of: 7th biennial conference of the International Society for Ecological Economics, edited by. Sousse (Tunisia), March 8-10, 2002
- [BAR 98] BARRETEAU O., « Un Système Multi-Agent pour explorer la viabilité des systèmes irrigués : dynamique des interactions et modes d'organisation », PhD thesis, Montpellier, Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et des Forêts, 260 p., 1998.
- [BAR 00] BARRETEAU O., BOUSQUET F., "SHADOC: a Multi-Agent Model to tackle viability of irrigated systems", *Annals of Operations Research*, vol.94, p. 139-162, 2000.
- [BAR 01] BARRETEAU O., BOUSQUET F., ATTONATY J.-M., "Role-playing games for opening the black box of multi-agent systems: method and lessons of its application to Senegal River Valley irrigated systems", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.4, n°2, 2001.
- [BAR 03] BARRETEAU O., "The joint use of role-playing games and models regarding negotiation processes: characterization of associations", *Journal of Artificial Societies and Simulation*, vol.6, n°2, 2003.
- [BEC 03a] BECU N., BOUSQUET F., BARRETEAU O., PEREZ P., WALKER B., « A methodology for eliciting and modelling stakeholders' representations with Agent-Based Modelling", in: Hales D., Edmonds B., Norling E. Rouchier J. (eds.), *Multi-Agent-Based Simulation III. 4th International Workshop, MABS 2003*, Springer, p. 131-148, 2003.
- [BEC 03b] BECU N., PEREZ P., WALKER B., BARRETEAU O., LE PAGE C., "Agent-based simulation of a small catchment water management in northern Thailand: Description of the CatchScape model", *Ecological Modelling*, vol. 170, n°2-3, p. 319-331, 2003.
- [BOI 03] BOISSAU S., CASTELLA J.-C., "Constructing a common representation of local institutions and land-use systems through simulation gaming and multiagent modeling in rural areas of northern Vietnam : the Samba-week methodology", *Simulation & Gaming*, vol.34, n°3, p. 342-357, 2003.
- [BON 00] Bonin M., Le Page C., « SIG, SMA, connaissances et gestion de l'espace. Le cas du Massif du Tanargue », *Revue de Géomatique*, vol.10, n°1, p. 131-155, 2000.

- [BON 01] BONNEFOY J.-L., BOUSQUET F., ROUCHIER J., « Modélisation d'une interaction individus, espace, société par les systèmes multi-agents : pâture en forêt virtuelle », *L'espace géographique*, vol.1, p. 13-25, 2001.
- [BOU 98] BOUSQUET F., GAUTIER D., « Comparaison de deux approches de modélisation des dynamiques spatiales par simulation multi-agents : les approches spatiales et acteurs », *CyberGéo*, vol.89, 1998.
- [BOU 99] BOUSQUET F., BARRETEAU O., LE PAGE C., MULLON C., WEBER J., "An environmental modelling approach. The use of multi-agents simulations", in Blasco F. Weill A. Paris F. (eds.), *Advances in Environmental and Ecological Modelling*, Elsevier, p. 113-122, 1999.
- [BOU 01] BOUSQUET F., LE PAGE C., BAKAM I., TAKFORAYAN A., "Multi-agent simulations of hunting wild meat in a village in eastern Cameroon", *Ecological Modelling*, vol.138, p. 331-346, 2001.
- [CAS 05] CASTELLA J.C., NGOC TRUNG T., BOISSAU S., "Participatory simulation of land-use changes in the northern mountains of Vietnam: the combined use of an agent-based model, a role-playing game, and a geographic information system", *Ecology and Society*, vol.10, n°1, p. 27, 2005.
- [COL 05] COLLECTIF COMMOD, « La modélisation comme outil d'accompagnement », *Natures Sciences Sociétés*, vol.13, p. 165-168, 2005.
- [COM 03] COMMOD GROUP, "Our Companion Modelling", *Journal of Artificial Societies and Simulation*, vol.6, n°1, 2003.
- [DAR 04] DARE W., « Comportements des acteurs dans le jeu et dans la réalité, indépendance ou correspondance ? : Analyse sociologique de l'utilisation de jeux de rôles en aide à la concertation pour la gestion de l'eau (Vallée du fleuve Sénégal) », Thèse de doctorat, Paris, Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et des Forêts, 326 p., 2004.
- [DUC 04] DUCROT R., LE PAGE C., BOMMEL P., KUPER M., "Articulating land and water dynamics with urbanization: an attempt to model natural resources management at the urban edge", *Computers, Environment and Urban Systems*, vol.28, n°1-2, p. 85-106, 2004.
- [ETI 03] ETIENNE M., LE PAGE C., COHEN M., « A Step-by-step Approach to Building Land Management Scenarios Based on Multiple Viewpoints on Multi-agent System Simulations », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°2, 2003.
- [FEU 03] FEUILLETTE S., BOUSQUET F., LE GOULVEN P., "SINUSE: a multi-agent model to negotiate water demand management on a free access water table", *Environmental Modelling and Software*, vol.18, n°5, p. 413-427, 2003.
- [LEP 04] LE PAGE C., D'AQUINO P., ETIENNE M., BOUSQUET F., « Processus participatifs de conception et d'usage de simulations multi-agents. Application à la gestion des ressources renouvelables », in O. Boissier, Z. Guessoum (eds.), *Systèmes multi-agents défis scientifiques et nouveaux usages. Actes des JFSMA 2004*, Paris, Hermès, p.33-46, 2004.
- [MAT 03] MATHEVET R., BOUSQUET F., LE PAGE C., ANTONA M., "Agent-based simulations of interactions between duck population, farming decisions and leasing of hunting rights in the Camargue (Southern France)", *Ecological modelling*, vol.165, n°2-3, p. 107-126, 2003.
- [OLL 91] OLLAGNON H., « Vers une gestion patrimoniale de la protection et de la qualité biologique des forêts », *Forest, trees and people Newsletter*, n°3, p.2-35, 1991.

- [PER 04] PEREZ P., DRAY A., LE PAGE C., D'AQUINO P., WHITE I., "Lagoon, Agents and Kava: a Companion Modelling Experience in the Pacific", in Van Dijkum C., Blasius J., Kleijer H., Van Hilten B. (eds.), *Recent Developments and Applications in Social Research Methodology, Proc. of the 6th International Conference on Logic and Methodology*, Amsterdam, Netherlands, 17-20 Aug 2004, RC33, SISWO, NI, 2004.
- [ROL 96] ROLING N., "Towards an interactive agricultural science", *European Journal of Agricultural Education and Extension*, vol.2 n°4, p. 35-48, 1996.
- [ROU 98] ROUCHIER J., BOUSQUET F., "Non-merchant Economy and multi-agents systems, an analysis of structuring exchanges", *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, vol.1534, p.111-124, 1998.
- [ROU 01] ROUCHIER J., O'CONNOR M., BOUSQUET F., "The creation of a reputation in an artificial society organised by a gift system", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.4, n°2, 2001.
- [WAE 05] WAECHTER-LARRONDO V., « Plaidoyer pour le bricolage et l'enracinement des méthodes d'enquête dans le terrain: l'exemple d'une recherche sur le changement dans les services publics locaux », *Bull. Method. Socio.*, vol.88, p. 31-50, 2005.
- [WEB 93] WEBER J., BAILLY D., « Prévoir c'est gouverner », *Natures, sciences, sociétés*, vol.1 n°1, 1993.

Collectif ComMod : Martine Antona (Cirad-Tera-Green, Montpellier), Sigrid Aubert (Cirad-Tera-Green, La Réunion), Cécile Barnaud (Univ. Paris X et Cirad-Tera-Green, Thaïlande), Olivier Barreteau (Cemagref, UMR G-Eau, Montpellier), Nicolas Bécu (Univ. Hohenheim, Allemagne), Stanislas Boissau (Univ. Wageninge, Pays-Bas), Pierre Bommel (Cirad-Tera-Green, Brésil), Aurélie Botta (Cirad-Tera-Green, La Réunion), François Bousquet (Cirad-Tera-Green, Montpellier), Jean-Christophe Castella (IRD, Montpellier), Patrick D'Aquino (Cirad-Tera-Green, Nlle Calédonie), William's Daré (Cirad-Tera-Green, La Réunion), Matthieu Dionnet (Cirad, UMR G-Eau, Montpellier), Anne Dray (Cirad Umr G-Eau et Australian National University, Australie), Alexis Drogoul (IRD, Bondy), Raphaële Ducrot (Cirad Umr G-Eau, Brésil), Michel Etienne (INRA-SAD, Avignon), Stefano Farolfi (Cirad-Tera-Green), Nils Ferrand (Cemagref, UMR G-Eau, Montpellier), Annick Gibon (INRA, Toulouse), Denis Gautier (Cirad-Forêt, Mali), Tayan Raj Gurung (Ministère Agriculture, Bhoutan), Erwann Lagabrielle (Cirad-Tera-Green, La Réunion), Grégoire Leclerc (Cirad-Tera-Green, Sénégal), Christophe Le Page (Cirad-Tera-Green, Univ. de Chulalongkorn, Thaïlande), Raphaël Mathevet (CNRS-CEFE, Montpellier), Claude Monteil (ENSA, Toulouse), Jean-Pierre Müller (Cirad-Tera-Green, Montpellier), Warong Naivinit (Univ. Ubon Ratchatani, Thaïlande), Pascal Perez (Cirad Umr G-Eau et Australian National University, Australie), Panomsak Promburom (Univ. Chiang-Maï, Thaïlande), Juliette Rouchier (GREQAM-CNRS et University of Kyoto, Japon), Véronique Souchère (INRA-Grignon), Guy Trébuil (Cirad-Tera-Green, Univ. de Chulalongkorn, Thaïlande), Jacques Weber (Cirad Institut Français de la Biodiversité, Paris).

Deuxième partie

Modélisation et simulation multi-agents en économie et sciences sociales comme *compléments* des formalismes classiques

Schelling et les interdépendances sociales.

Lorsque les individus ont des choix à faire, il est de plus en plus admis par les économistes que les « préférences » qui sont supposées gouverner ces choix ne sont pas totalement indépendantes des préférences et des choix des autres, contrairement à ce que postulait la théorie économique standard [BOW 98], [BOW 01]. Dans de nombreux cas, cette interdépendance ne semble pas poser de problèmes particuliers, ce qui suggère que son effet serait négligeable. Dans d'autre cas, au contraire, la prise en compte du choix des autres est explicitement la question centrale d'un problème de coordination et les choix deviennent alors clairement problématiques [SCH 60], [MAN 00]. Des questions difficiles peuvent alors se poser, comme les représentations spéculaires des acteurs qui se renvoient les unes aux autres comme dans un jeu de miroir. C'est principalement pour leurs réflexions sur ces questions, qui ont contribué « à la compréhension des questions de conflit et de coopération » (avec la formalisation de concepts comme le « point focal » ou la « connaissance commune »), que deux théoriciens des jeux, Robert J. Aumann et Thomas C. Schelling, se sont vus attribuer en 2005 le prix d'économie « de la banque de Suède à la mémoire d'Alfred Nobel ».

Au-delà des travaux qui lui ont valu cette récompense, Schelling a également été pionnier, dans les années soixante-dix, dans le domaine de la décision en situation de dépendance sociale, c'est-à-dire dans les situations où le choix d'un individu prend en compte le choix d'autres individus, et peut avoir un effet en retour sur les choix de ces derniers [SCH 69], [SCH 71], [SCH 73]. Il est alors possible de montrer que l'interdépendance entre les choix individuels peut être une source de complexité. La modélisation et la simulation « multi-agents » sont alors des moyens puissants pour explorer et comprendre ces phénomènes. Le problème de décision individuelle le plus simple à modéliser de ce point de vue est celui où le choix binaire d'un individu (faire ou ne pas faire, par exemple) dépend uniquement de la proportion de ceux qui ont fait ce choix et qu'il peut observer dans son « voisinage » [SCH 73]. Dans son modèle de « ségrégation » présenté pour la première fois dans un article de 1969 [SCH 69], et repris en 1978 dans son livre *Micromotives et Macrobehavior* [SCH 78], Schelling cherche à montrer que des structures résidentielles ségrégationnistes (ghettos) peuvent apparaître sans que les habitants ne visent expressément cet objectif. Dans son expérience de pensée, il n'a besoin que d'une hypothèse simple sur les préférences locales des habitants, situés sur un échiquier. Ceux-ci choisissent leur résidence relativement à la « couleur » de leur voisinage. Dans ce cadre, il a montré que même si une situation intégrée où la population est répartie de manière homogène dans l'espace est un équilibre (un « ordre » social), une simple déviation conduit à d'autres situations d'équilibre où la population se regroupe en amas fortement homogènes (clusters) d'habitants de même couleur. Ce qui est remarquable dans ce petit modèle, c'est que même avec des préférences faiblement discriminantes (par exemple : « j'accepte d'habiter avec un voisinage majoritairement différent de moi, sauf si je suis trop minoritaire ») les interactions locales suffisent à faire apparaître des configurations globales fortement homogènes : la ségrégation est ainsi une propriété émergente du modèle³⁹.

Dans cette époque « pré-moderne » [Chapitre 6], Schelling n'utilisait pas de moyens informatiques, mais son expérience de pensée revient à modéliser et à simuler une société d'agents abstraits, régis par des règles de décision qui les rendent interdépendants, ce que l'on appelle aujourd'hui une *société d'agents artificiels*. Une telle « société » peut être vue comme un cas particulier de *système multi-agents*. Ces systèmes sont maintenant simulés de manière informatique, ce qui permet d'explorer de nombreuses configurations qui ne pourraient être traitées par une expérience de pensée ou par des calculs manuels, comme l'a fait Schelling. On peut également les considérer comme des « *systèmes complexes adaptatifs* » [HOL 75], [WEI 89], [SCH 01]. Ils vérifient généralement des propriétés génériques qui ont été étudiées par des chercheurs de disciplines diverses, parmi lesquels principalement des physiciens et des informaticiens, mais aussi de manière croissante par des spécialistes des nombreux domaines que comportent les sciences de l'homme et de la société. Le

³⁹ Ce modèle, déjà présenté par Nigel Gilbert [Chapitre 5] est extensivement discuté par Eric Daudé et Patrice Langlois [Chapitre 17].

Santa Fe Institute au Nouveau Mexique est l'exemple paradigmatique du lieu où se retrouvent des chercheurs de toutes disciplines concernés par ces systèmes complexes adaptatifs⁴⁰.

Modélisation et simulation multi-agents comme *compléments* des formalismes classiques dans une approche par *abstraction décroissante*

Pour étudier ce type de système, la parcimonie des hypothèses retenues au niveau des agents permet de mieux comprendre en quoi la complexité naît des interactions, même avec des comportements individuels très simples. Dans une approche où la modélisation et la simulation multi-agents sont considérées comme un *complément* des formalismes analytiques [AXT 00] [PHA 04a], un principe *d'abstraction décroissante* [LIN 92] [AMB 01] permet de relâcher progressivement les hypothèses simplistes du modèle de base pour se rapprocher autant que possible du phénomène que l'on cherche à expliquer. A son plus haut niveau d'abstraction, on peut considérer également que cette démarche est cohérente avec le principe de simplicité revendiqué par Axelrod : KISS⁴¹ [AXE 97]. On commence donc par l'étude d'un cas simple, pour lequel on peut trouver une solution analytique. Des simulations classiques permettent ensuite d'explorer les dynamiques lorsque des solutions analytiques exactes ne peuvent être obtenues, par exemple lorsque la population d'agents est de taille finie, ou lorsque les agents sont liés par des configurations résilientes locales spécifiques. A ce niveau élevé d'abstraction, il n'est généralement *pas nécessaire* de recourir à un modèle multi-agents proprement dit et le modèle peut être implémenté sous forme d'un réseau d'automates par un langage procédural classique (par exemple en C), ou par tout autre moyen, comme on peut le voir dans le [chapitre 17] qui propose trois implémentations différentes du modèle de Schelling, sous *StarLogo*, *Excel* et *SpaCelle*. Mais rien n'empêche non plus d'utiliser un modèle multi-agents à ce niveau d'abstraction⁴². Des résultats importants peuvent déjà être obtenus par ce moyen, car de nombreux principes des systèmes complexes adaptatifs sont applicables aussi bien aux populations naturelles

⁴⁰ Cf. [ART 97] et [TES 97] pour l'économie. Sur le climat intellectuel qui entoure ce débat, on peut consulter [LEW 92], [WAL 93] et de manière complémentaire, [BAK 96]

⁴¹ L'acronyme provient du slogan militaire : "*Keep It Simple, Stupid !*". Axelrod le considère comme « vital » en raison des caractéristiques de la communauté des chercheurs : limitation des capacités cognitives, confiance dans le modèle lorsque les résultats sont surprenants ou contre-intuitifs, et finalement "*Simplicity is also helpful in giving others researchers a realistic chance of replicating one's model, and extending the work in new directions*".

⁴² *Moduleco-MadKit* propose également une version du modèle de Schelling au moyen de la programmation orientée agents. Des agents « mobiles » se déplacent sur un damier composé d'agents « place », dont les seules fonctions sont de recevoir au plus un agent mobile et de renvoyer à la demande un état d'occupation (occupation par un agent d'un type donné ou non occupé). En ce sens, les « places » sont des « objets » non réactifs plus que des agents au sens du chapitre 1.

(physiques ou biologiques), qu'à des populations humaines. De nombreux modèles « individus centrés » ou à agents « hétérogènes » restent d'ailleurs à ce niveau d'abstraction où les fonctions cognitives, conatives et perceptives décrites par Jacques Ferber [Chapitre 1] sont si peu développées que les agents peuvent être représentés sans problème par des automates élémentaires.

L'objet de cette partie est précisément de mettre l'accent sur les résultats que l'on peut obtenir à ce niveau, où les agents et leurs réseaux sociaux peuvent être modélisés par des réseaux d'automates, et où ces derniers sont suffisants pour expliquer les phénomènes, comme dans le cas du modèle de Schelling. Le chapitre 10, consacré à la modélisation des choix discrets avec dépendance sociale, discute brièvement de quelques structures résilientes simples, du réseau régulier de faible dimension au réseau aléatoire en passant par les réseaux « petits mondes » et les réseaux à invariance d'échelle ou « *scale free* ». Il introduit ensuite trois types d'automates binaires élémentaires, booléen, mimétique et à seuil, qui servent à illustrer les principaux concepts de la dynamique de ces réseaux (attracteurs, émergence ou transition d'ordre, avalanches...) et leur mise en correspondance avec certains concepts de choix utilisés en théorie de la décision et en théorie des jeux. Le chapitre 11 présente les principales étapes spécifiques à la simulation multi-agents, à partir d'un exemple simple de théorie des jeux appliqué à la finance. Il montre comment on passe du cadre théorique au modèle conceptuel, puis à sa formalisation comme modèle informatique dans l'environnement multi-agents *Moduleco-Madkit*. Il termine enfin par la présentation des étapes de simulation et d'exploration extensive de l'espace des paramètres.

Dans le domaine des sciences humaines et sociales, on ne peut cependant en rester à ce niveau élémentaire, même si la complexité des phénomènes dont on peut rendre compte avec ces modèles très « stylisés » est déjà considérable. Nos agents artificiels peuvent ainsi être progressivement dotés de capacités cognitives plus sophistiquées (apprentissage, anticipations, catégorisation, conceptualisation). Il est alors utile et même nécessaire de recourir aux principes de la modélisation « agent » décrite [Chapitre 1] par Jacques Ferber. Un « agent » est alors une entité logicielle relativement autonome qui peut percevoir de l'information sur son environnement, communiquer et agir. Les « actions » d'un agent peuvent être motivées par des objectifs, conditionnées par des ressources, des capacités (conatives, cognitives, perceptives, etc.) et l'information disponible. Un agent ainsi défini ne représente pas nécessairement une entité humaine et, plus généralement, nous avons vu que la programmation « orientée agent » pouvait concerner aussi bien l'architecture des composants logiciels de la plateforme de simulation que le modèle de simulation lui-même.

Une question centrale de l'approche multi-agent vue comme *complément* des approches formelles traditionnelles (analytiques) concerne alors le degré d'autonomie effectif que l'on donne aux agents compte tenu des objectifs que l'on poursuit

[Chapitre 4]. Par exemple, on peut concevoir qu'en réalité virtuelle, ou dans une démarche d'*engineering*, on ait besoin d'agents très autonomes. Par contre, pour la recherche académique, les impératifs de la reproductibilité des expériences, de l'explication et de la compréhension présupposent un degré plus fort de contrôle de l'expérimentateur sur l'expérience. La prise en compte de ce rapport problématique entre le désir de « réalisme », qui pousse à concevoir les agents les plus autonomes possibles et la volonté analytique d'expliquer comme de contrôler les expériences réalisées « *in silico* », obligent les chercheurs à se positionner clairement d'un point de vue méthodologique sur l'axe qui va de l'automate à l'agent autonome. La position défendue ici consiste à avancer progressivement par étapes d'abstraction décroissante successives, en maintenant un lien permanent avec le niveau précédent, et en ne relâchant que *pas à pas* les hypothèses simplificatrices qui ont servi précédemment, pour éviter d'obtenir des résultats incompréhensibles ou incohérents avec la logique générale des comportements postulés des agents. De plus, l'enrichissement progressif des capacités des agents implique une réévaluation croisée (du point de vue du concepteur du modèle informatique et de celui du théoricien SHS) de l'ontologie des « entités » invoquées et de ses implications multiples [Chapitre 4]. C'est grâce à ce dialogue que nous pourrions avancer. Par exemple, on peut mettre en perspective la distinction proposée par Jacques Ferber [Chapitre 1] entre agents « réactifs » et « cognitifs » et diverses tentatives de classifier les agents selon leurs capacités « cognitives » [BOU 93], [WAL 98], [DEN 96], [PHA 04b]. Au niveau « zéro » de la cognition, un agent *réactif* fournit une réponse déterminée pour un état donné de son environnement et est incapable d'apprentissage au niveau individuel. Un agent *cognitif* peut être doté de capacités d'apprentissage et d'adaptation variables, du simple auto-renforcement à des fonctions plus élaborées, comme des capacités de catégorisation, de représentation ou de modélisation. Dans le [Chapitre 12], Christophe Deissenberg discute certaines particularités de l'apprentissage dans les modèles multi-agents comparé avec l'apprentissage dans les modèles économiques standards. Il introduit une typologie simple de types d'apprentissage et présente succinctement les méthodes de modélisation les plus courantes. En particulier, la structure et la logique des systèmes de classeurs et des algorithmes génétiques sont décrites en détail. Une liste de ressources sur les algorithmes génétiques est incluse. Si l'on veut aller plus loin dans la cognition, deux types de questions se posent.

Au niveau individuel, quel est le statut (épistémique, ontologique) des « entités » mobilisées pour rendre compte des phénomènes cognitifs, conatifs ou perceptifs ? Par exemple, Orléan [ORL 02], [ORL 04] définit des « croyances sociales » comme des croyances attribuées par les agents à une entité abstraite, « le groupe ». Dans le langage vernaculaire, comme dans les pensées dites « primitives », il est fréquent d'attribuer des croyances et des intentions à des objets du monde réel ou même à des objets « sociaux ». C'est le cas par exemple avec cette phrase d'un cambiste citée par Orléan : « le marché croit que cette devise est sous évaluée ». Bien entendu, on peut arguer qu'il s'agit là d'un « raccourci » et que personne ne croit que « le

marché » soit doté de croyances. Quoiqu'il en soit, la simple utilisation de ce raccourci pourrait cependant introduire des biais cognitifs au niveau des comportements individuels et il serait intéressant d'en explorer les conséquences. Mais quelle serait la nature de ces « croyances sociales » dans un monde d'agents artificiels et quel serait leur degré d'autonomie ? Pour Descombes [DES 96], dans une perspective diachronique, ces objets collectifs ont une *identité* qui leur est propre : « du point de vue historique et social, les collectivités ne sont justement pas des collections d'individus, puisque leur identité n'est pas fixée par une liste d'individus » (p.134). Ainsi, les marchés financiers d'Orléan sont des formes durables, organisées pour coordonner les échanges indépendamment de l'identité précise des échangistes qui y opèrent. Ils ne peuvent être réduits à l'ensemble des agents qui y participent à un moment donné indépendamment du rapport qu'ils entretiennent avec cette structure, les règles qui la régissent, la représentation qu'ils s'en font, etc. Cette *structure sociale complexe* est ainsi *porteuse* d'un *sens* qui se maintient dans le temps indépendamment des agents qui y participent et qui dépasse leur dimension individuelle. C'est peut-être précisément pour cela que les hommes lui attribuent spontanément dans le langage quotidien des qualités anthropomorphiques qui ramènent cette structure à une dimension plus interprétable. Mais si cette vision qu'ont les agents de cette entité peut avoir pour conséquence de lui donner une certaine autonomie par rapport à ces derniers, cela implique-t-il que l'on doive la modéliser comme un agent ?⁴³

Au niveau collectif, dans certaines conditions, une population d'agents réactifs ou faiblement cognitifs (adaptatifs) possède des propriétés qui restent valables avec des agents cognitifs. C'est cette propriété d'universalité (relative et limitée à des situations identifiables) qui fonde l'intérêt de la démarche d'abstraction décroissante. Pour Bonabeau [BON 94], « la construction de *systèmes artificiels fondés sur des agents autonomes* vise à abstraire des différents systèmes naturels des propriétés formelles analogues comme l'existence d'attracteurs et de structures émergentes ». Mais ne conviendrait-il pas, au-delà des caractères communs à ces deux dimensions, de bien identifier ce qui différencie les systèmes humains des systèmes naturels comme le demande Valente [VAL 05] ? On pourrait ainsi observer de nouvelles propriétés liées à la réflexivité des agents. Les questions difficiles liées à l'introduction de telles capacités cognitives chez les agents sont progressivement posées dans le [Chapitre 13], avec la problématique de l'émergence. Une question centrale est alors de savoir dans quelle mesure cette rétroaction de l'observation des phénomènes sur les comportements peut venir altérer de manière significative les choix des agents et donc les propriétés dynamiques du système, même dans le cas simple où la structure des interactions reste inchangée.

⁴³ [PHA 05] On pourrait même imaginer le problème inverse où les « agents » seraient des « formes symboliques » de l'interaction desquelles des « individualités » émergeraient selon un processus d'individuation « simondonien » (suggestion de Patrice Maniglier dans le cadre d'un projet de l'Action Concertée « Systèmes Complexes pour SHS » dirigé par Yves-Marie Visetti)

Bibliographie

- [AMB 01] AMBLARD F., FERRAND N., HILL D., “How a conceptual framework can help to design models following decreasing abstraction”, *Proceedings of 13th SCS-European Simulation Symposium, Marseille*, p.843-847, Octobre 2001.
- [ART 97] ARTHUR W.B., DURLAUF S.N., LANE D.A. (eds.), *The Economy as an Evolving Complex System II*, Santa Fee Institute, Studies on the Sciences of Complexity, Reading Ma. Addison-Wesley Pub.Co, 1997.
- [AXE 97] AXELROD R., “Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences”, in Conte R., Hegselmann R. Terna P. (eds.), *Simulating Social Phenomena*, Berlin Springer, p. 21-40, 1997.
- [AXT 00] AXTELL R., “Why Agents ? On carried motivations for agent computing in social sciences”, *WPI7 Center on Social and Economic Dynamics*, Washington D.C., The Brooking Institution, 2000.
- [BAK 96] BAK P., *How Nature Works, The science of self-organized criticality*, New-York, Springer Verlag, 1996 ; traduction française: *Quand la nature s'organise, avalanches, tremblements de terre et autres cataclysmes*, Paris Flammarion, 1996.
- [BON 94] BONABEAU E., « Intelligence collective ? », in Bonabeau E., Theraulaz G. (eds.), *Intelligence collective*, Paris, Hermes, p. 13-28, 1994.
- [BOU 93] BOURGINE P., “Models of autonomous agents and of their coevolutionary interactions”, Lyon, *Entretiens Jacques Cartier*, 1993.
- [BOW 98] BOWLES S., “Endogenous Preferences: The Cultural Consequences of Markets and Other Economic Institutions”, *Journal of Economic Literature*, vol. 36, n°1, p. 75-111, 1998.
- [BOW 01] BOWLES S., “Individual Interactions, Group Conflicts, and the Evolution of preferences”, in Durlauf S.N., Young H.P. (eds.), *Social Dynamics*, Washington DC./Cambridge Ma., Brooking Institution & MIT press, p. 155-190, 2001.
- [DEN 96] DENNETT D.C., *Kinds of Minds*, N.Y., Brockman, 1996.
- [DES 96] DESCOMBES V., *Les institutions du sens*, Les éditions de minuit, 1996.
- [HOL 75] HOLLAND J., *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, Mich, University of Michigan Press, 1975; 2ème Edition, MIT Press, 1992.
- [LEW 92] LEWIN R., *Complexity: Life at the Edge of Chaos*, Macmillan Pub Co, 1992, traduction française : *La Complexité : une théorie de la vie au bord du chaos*, Paris, InterEditions, 1994.
- [LIN 92] LINDENBERG S., “The method of decreasing abstraction”, in Fararo T. (ed.), *Rational Choice Theory : Advocacy and Critique*, London, Sage Publications, 1992.
- [MAN 00] MANSKY C.F., “Economic Analysis of Social Interactions”, *The Journal of Economic Perspectives*, vol. 14, n°3, p.115-136, 2000.
- [ORL 02] ORLEAN A., « Le tournant cognitif en économie », *Revue d'Economie Politique*, n°5, p. 717-738, 2002.

- [ORL 04] ORLÉAN A., "What is a Collective Belief", in Bourguine P., Nadal J.-P. (eds.), *Cognitive Economics, An Interdisciplinary Approach*, Springer, p.199-212, 2004.
- [PHA 04a] PHAN D., "From Agent-Based Computational Economics towards Cognitive Economics", in Bourguine P., Nadal J.-P. (eds.), *Cognitive Economics, An Interdisciplinary Approach*, Berlin, Springer, p. 371-398, 2004.
- [PHA 04b] PHAN D., "Hierarchy of cognitive interactive agents and statistical mechanics : how Object Oriented Programming highlights the connection", in Coelho H., Espinasse B., Seidel M.-M. (eds.), *5th Workshop on Agent Based Simulation*, Erlangen, San Diego, SCS Publishing House, p. 69-76, 2004.
- [PHA 05] PHAN D., « Coordination, cognition et réflexivité aux fondements des croyances sociales », *12^e journées interdisciplinaires de Rochebrune : Réflexivité et auto-référence dans les systèmes complexes*, Paris, ENST S 001, p. 187-205, 2005.
- [SCH 60]] SCHELLING T.S., *The strategy of Conflict*, Cambridge Ma., Harvard University Press, 1960, traduction. française : *La stratégie du conflit* Paris, Presses Universitaires de France, 1986.
- [SCH 69] SCHELLING T.S., "Models of Segregation", *American Economic Review*, vol. 59, n°2, p. 488-493, 1969.
- [SCH 71] SCHELLING T.S., "Dynamic Models of Segregation", *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 1, p. 143-186, 1971.
- [SCH 73] SCHELLING T.S., "Hockey Helmets, Concealed Weapons, and Daylight Saving, a study of binary choices with externalities", *Journal of Conflict Resolution*, vol. 17, n°6, p. 381-428, 1973.
- [SCH 78] SCHELLING T.S., *Micromotives and Macrobehavior*, N.Y Norton and Co, 1978, traduction française: *La tyrannie des petites décisions*; Paris, Presses Universitaires de France, 1980.
- [SCH 01] SCHUSTER H.G., *Complex Adaptive Systems, An Introduction*, Saarbrücken, Scator Verlag, 2001.
- [TES 97] TEFATSION L., "How Economists Can Get Alive," in Arthur W.B., Durlauf S., Lane D. (eds.), *The Economy as an Evolving Complex System, II*, Santa Fe Institute Studies in the Sciences of Complexity, Volume XXVII, Readings, Ma., Addison-Wesley, p. 533-564, 1997.
- [VAL 05] VALENTE M., "Qualitative Simulation Modeling", *ACSEG 2005*, Aix en Provence, 2005.
- [WAL 93] WALDROP M.M., *Complexity - The Emerging Science at the Edge of Chaos*, New York, Touchstone Books, 1993.
- [WAL 98] WALLISER B., "A spectrum of equilibration processes in game theory", *Journal of Evolutionary Economics*, vol. 8, n°1, p. 67-87, 1998.
- [WEI 89] WEISBUCH G., *Dynamique des Systèmes Complexes ; une introduction aux réseaux d'automates*, Paris, InterEditions / CNRS, 1989. .

Chapitre 11

Des réseaux d'automates aux modèles multi-agents : choix discrets avec dépendance sociale

11.1. Introduction

Dans ce chapitre, les réseaux d'automates sont utilisés dans un premier temps pour introduire certaines propriétés dynamiques génériques caractéristiques de la dynamique de ces systèmes complexes [WEI 89]. La formalisation d'un modèle de décision avec influence sociale permet ensuite de discuter à différents niveaux les procédures d'interprétation et de « traduction » qui permettent progressivement de mettre en œuvre (« d'implémenter ») des modèles comportementaux d'agents cognitifs en interactions, par le passage d'un système formel à un autre moins abstrait, mais plus sophistiqué (du formalisme à automates cellulaires au formalisme multi-agents). Cette approche, où le modèle multi-agents est vu comme le *complément* d'un formalisme classique, permet également de procéder à la *validation interne* de l'implémentation par comparaison avec les résultats analytiques [Chapitre 4].

11.2. Les réseaux d'automates : une première étape pour étudier la dynamique des « Sociétés artificielles »

Les automates sont des systèmes définis par la donnée de trois ensembles (les entrées - *Inputs* : $i \in I$, les sorties - *Outputs* : $o \in O$, les états internes : $\omega \in \Omega$) et

de deux applications séquentielles (une *fonction de changement d'états* : $\omega(t) = \phi_1(I_k(t), \omega(t-1))$; une *fonction de sortie* : $o(t) = \phi_2(I_k(t), \omega(t))$), avec le vecteur des entrées en t : $I_k(t) = (i_1(t), \dots, i_k(t))$. La dimension de ce vecteur (le nombre K d'entrées) est appelée « *connectivité d'entrée* » de l'automate.

11.2.1. Typologie des réseaux d'automates utilisés pour représenter des réseaux sociaux

Lorsque l'on interconnecte plusieurs automates entre eux selon une *structure d'interaction* spécifique, on obtient un système dynamique qualifié de « *réseau d'automates* ». Ce système peut également être interprété comme un graphe orienté $G(N, A)$ dont l'ensemble des sommets (N) serait composé des automates (les « *nœuds* » du réseau) et l'ensemble des arcs (A) des connexions qui relient une sortie à une entrée [BER 76] [BOL 98]. La *connectivité d'entrée* d'un automate i est alors égale au nombre d'entrée K_i et l'on peut définir une connectivité moyenne notée $\langle K \rangle$. *L'état du réseau* est donné à chaque période par la liste des états de l'ensemble des automates qui le composent. Un réseau d'automate apparaît comme un exemple de « *système de transformation* » au sens de Delattre [DEL 71]. Il peut également être vu comme une *structure* au sens de Piaget [PIA 68]. Dans le cas général, les automates peuvent être connectés entre eux de manière aléatoire, ou encore ils peuvent être tous interdépendants les uns des autres (on parle alors de *connectivité complète*). Lorsque les connexions concernent un nombre limité de « voisins », la structure d'interaction peut parfois être représentée par un *réseau régulier* de faible dimension (1 ou 2), que l'on définit comme *réseaux d'automates cellulaires* [Chapitre 15].

Dans ce chapitre, on se limite au cas du *temps discret*. Les deux grands types d'itérations génériques les plus simples sont alors les itérations *parallèles* et *séquentielles*. Dans un processus à *itérations parallèles* (synchrone), tous les automates changent d'état de manière simultanée en fonction des états d'entrée dont les valeurs sont fixées à l'itération précédente. Dans un processus à *itérations séquentielles* (en série, ou asynchrone), un seul automate change d'état à chaque étape. Un processus d'itérations séquentielles suppose donc la définition d'une suite ordonnée décrivant la succession des automates à modifier.

11.2.1.1. Réseaux réguliers de faible dimension, automates cellulaires

Dans le cas d'un réseau d'automates cellulaires de *dimension un*, le réseau peut être représenté sous la forme d'une droite, ou d'un cercle (les « conditions aux bords » sont alors dites « périodiques »). La structure d'interaction la plus simple consiste à considérer les deux plus proches voisins. La structure d'interaction comprend alors deux ou parfois trois entrées (si on considère que l'automate interagit avec lui-même).

Un des premiers réseaux d'automates cellulaires a été construit directement en *dimension deux* par von Neumann [VON 66] pour représenter la logique d'un processus d'autoreproduction. Le monde artificiel de von Neumann se présente sous la forme d'un réseau composé de mailles carrées où les cellules peuvent prendre place à chaque intersection. On peut aussi concevoir d'autres formes de structures de réseaux⁴⁴, la seule contrainte étant de conserver à la fois une symétrie de translation et une symétrie de rotation autour des nœuds du réseau. Ainsi une symétrie de rotation d'ordre 3 donnera des figures triangulaires, une symétrie de rotation d'ordre 6 des alvéoles hexagonales etc. Dans les réseaux à maillage carré, ou treillis carré, les structures d'interactions les plus répandues sont : le voisinage de von Neumann, où chaque automate n'a que ses 4 voisins directs et le voisinage de Moore où l'on inclut les voisins situés sur les diagonales (Figure 11.1) :

Voisinage de von Neumann	Voisinage de Moore
N O — X — E S	NO N NE \ / O — X — E / \ SE S SE

Figure 11.1. Quelques voisinages fixes dans un réseau d'automates de dimension deux.

11.2.1.2. Des réseaux réguliers aux réseaux aléatoires : les « petits mondes »

Les automates cellulaires reposent généralement sur des structures « maillées » localement déployées dans un espace de faible dimension qui convient bien à la représentation des structures géographiques [Chapitre 15]. Les réseaux sociaux, au contraire, nécessitent de se situer dans des espaces de grande dimension mais à faible connectivité. L'intérêt pour les réseaux sociaux remonte au moins à Simmel, en 1908 avec *Die Kreuzung Sozialer Kreise*. Mais alors que l'étude formelle de ce type de réseaux est aux sources de la sociométrie [MOR 34], il faut attendre les années soixante pour qu'un certain nombre de faits stylisés *critiques* soient mis en évidence et les années quatre-vingt-dix pour que nous disposions d'outils formels commodes pour formaliser de manière simple ces réseaux dans un cadre général⁴⁵. Introduit par des physiciens [WAT 98], [WAT 99a], [WAT 99b], [BAR 99], [ALB 02], [PAS 04], [NEW 06] ce cadre formel est également développé depuis par les informaticiens. Nous utilisons ici une typologie proposée par Marc Barthelemy [AMA 00].

⁴⁴ cf. [Chapitre 15] pour une présentation plus détaillée de ce type de réseaux.

⁴⁵ Les travaux en question sont en cours de confrontation avec l'important travail conceptuel et formel de la sociologie des réseaux qui n'est pas présenté ici en tant que tel. Pour une introduction en français à cette littérature, cf. [DEG 94], [LAZ 98].

A - Réseaux à décroissance exponentielle de la connectivité

En 1967, Stanley Milgram publie les résultats de son expérience sur les « réseaux petit monde » [MIL 67]. Il avait demandé à des habitants d'Omaha (Nebraska), d'envoyer un paquet à un habitant inconnu de Boston (Massachusetts), en s'aidant de leurs relations pour faire une chaîne jusqu'au destinataire. Ceux qui réussirent à envoyer le paquet à bon port passèrent généralement par moins de dix intermédiaires, avec une moyenne de « six degrés de séparation ». Watts et Strogatz, à partir de leur article de 1998 dans *Nature* [WAT 98] vont initier l'étude analytique des propriétés génériques d'une première classe de ces réseaux correspondant au problème de Milgram, les réseaux « exponentiels »⁴⁶. Plus spécifiquement, Watts et Strogatz identifient deux propriétés des réseaux, la *longueur caractéristique moyenne* et le *coefficient de clustering*, qui permettent de faire la différence entre les réseaux aléatoires, réseaux réguliers et les réseaux petit monde (Figure 11.2).

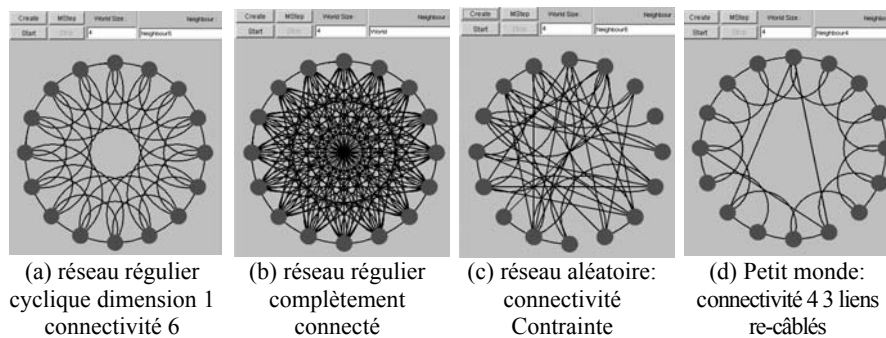


Figure 11.2. Réseau régulier, aléatoire, et “petit monde” (Source: Moduleco/MadKit - [PHA 04a]).

La *longueur caractéristique moyenne* L des chemins dans le réseau est égale à la moyenne pour toutes les paires de nœuds i, j du plus court chemin $d(i, j)$ entre ces paires. Pour un réseau aléatoire et un réseau petit monde (avec $0.001 < p < 0.01$), la valeur de L est de l'ordre de : $\log(N) / \log(\langle K \rangle)$, alors que pour un réseau régulier, L est de l'ordre de $N / (2\langle K \rangle)$, où N est le nombre de nœuds (d'automates) et $\langle K \rangle$ la connectivité moyenne du réseau. Le *coefficient de clustering* C mesure la moyenne du nombre de connexion d'un nœud du réseau sur le nombre maximal de connexions possibles. C est donc une *mesure de l'ordre local*. Pour un réseau totalement connecté (b) on a $C = 1$, pour un réseau aléatoire $C \cong \langle K \rangle / N$ qui tend vers $1/N$ pour un réseau aléatoire suffisamment grand). Enfin, pour un réseau petit monde à la Watts et Strogatz, la valeur de C est proche de celle du réseau régulier dont il s'approche le plus. On voit ainsi qu'un réseau petit monde a les mêmes caractéristiques d'ordre local

⁴⁶ Appelés ainsi car la distribution statistique des connectivités décroît exponentiellement, ce qui permet en particulier de donner un sens aux mesures de moyenne et de variance.

qu'un réseau régulier, mais la proximité entre nœuds mesurée par la *longueur caractéristique moyenne* est proche de celle d'un réseau aléatoire.

Le modèle original de construction d'un « petit monde » à la Watts et Strogatz part d'un réseau régulier périodique de dimension 1 (cercle) où chaque agent est connecté avec ses $2.k$ plus proches voisins. Chaque lien peut être reconnecté avec une probabilité k . La connectivité moyenne demeure ainsi constante et la dispersion des connectivités augmente, mais décroît exponentiellement. Pour $p = 0$ on a le réseau régulier initial et pour $p = 1$ on retrouve un réseau aléatoire. Les valeurs intermédiaires entre 0 et 1 correspondent à des cas mixtes, d'autant plus proches des réseaux réguliers que p est petit.

B – Réseaux à invariance d'échelle (« scale free »)

Un second type de réseau dit à invariance d'échelle est caractérisé par une distribution des connectivités qui décroît selon une loi de puissance⁴⁷. Au delà d'un certain seuil de la valeur γ (l'exposant de la loi), la variance n'est plus mesurable et la queue de distribution devient « épaisse », ce qui traduit l'existence de nœuds fortement connectés. Comme dans les réseaux « exponentiels », la proximité entre nœuds est faible ($L \sim \log(N)$), mais le coefficient de clustering est faible (de l'ordre de $1/N$ comme un réseau aléatoire).

Au début des années soixante, Dereck de Solla Price, un physicien travaillant sur l'histoire des sciences et la bibliométrie s'est intéressé aux réseaux formés par les citations entre les publications scientifiques. Il a découvert que ceux-ci étaient distribués selon une loi de puissance [PRI 65]⁴⁸. Une dizaine d'années après son premier article, Price a proposé un modèle de construction dynamique de réseau qui conduit à cette configuration [PRI 76]. Dans ce modèle, il fait l'hypothèse que la probabilité qu'un article soit cité est proportionnelle au nombre de citations déjà existantes. Cette hypothèse paraît plausible, dans la mesure où la probabilité de trouver une référence nouvelle dans un ensemble d'articles pris au hasard est proportionnelle à la fréquence des citations existantes⁴⁹. Le modèle de Price est directif en ce sens qu'une citation de A par B n'implique pas la réciproque, ce qui correspond d'ailleurs à une contrainte historique. Le réseau croît de manière séquentielle, par ajout d'articles (nouveaux nœuds du réseau). Chaque article est lié à

⁴⁷ Plus connue des économistes sous le nom de distribution de Pareto ou des linguistes sous le nom de distribution de Zipf.

⁴⁸ Un effet similaire a été identifié par R.K. Merton, "The Matthew effect in science" *Science*, 159, 5 January 1968, p. 56-63.

⁴⁹ La linéarité conjecturée dans la probabilité de citer résulte d'une hypothèse implicite qui fait correspondre la probabilité de trouver une citation avec la probabilité de la citer. L'activité scientifique est plus complexe et il apparaît que cette hypothèse de linéarité est certainement trop simpliste, mais elle a néanmoins l'avantage de permettre de premières investigations sans poser d'hypothèses complémentaires toujours discutables sur les comportements.

un certain nombre d'articles déjà existants et la connectivité de sortie (le nombre de citations) d'un nœud est donc permanente après sa création. La connectivité de sortie varie ainsi d'un article à un autre, et la connectivité de sortie moyenne $\langle K \rangle$ (nombre moyen de citations) sera par construction constante dans le temps. Si l'on note p_K la fraction d'articles qui ont K citations (nœuds de connectivité K). On a :

$$\sum_K p_K = 1 \text{ et } \sum_K K p_K = \langle K \rangle \quad [11.1]$$

La probabilité qu'un nouveau papier cite un papier déjà existant est proportionnelle au nombre K de citations de ce papier, plus une constante K_0 , destinée à éviter qu'un papier qui n'a jamais été cité ne le soit jamais. En prenant $K_0 = 1$, la probabilité qu'une nouvelle citation (un arc) se rattache à n'importe quel article comprenant K citation est alors proportionnelle à $K+1$:

$$\frac{(K+1) \cdot p_K}{\sum_K (K+1) \cdot p_K} = \frac{(K+1) \cdot p_K}{\langle K \rangle + 1} \quad [11.2]$$

En établissant une *équation de bilan détaillé* et en recherchant la solution asymptotique (stationnaire), on trouve que pour une population d'articles suffisamment large, la distribution des citations à la forme d'une loi de puissance avec un exposant $\gamma = 2 + 1/\langle K \rangle$, ce qui donne une valeur fractionnaire comprise entre 2 et 3 qui correspond assez bien aux observations de Price [NEW 03]. Newman note que ce résultat ne dépend pas de K_0 . Il remarque également que les résultats de Price sont restés largement méconnus dans la communauté scientifique jusqu'à la publication des travaux des physiciens Barabasi et Albert [BAR 99], qui désignèrent ce phénomène sous le nom *d'attachement préférentiel*. On trouve une présentation synthétique des propriétés de cette classe de réseaux dans [ALB 02] et [NEW 03]. De nombreux phénomènes économiques et sociaux qui produisent des résultats inégalitaires (selon l'aphorisme : « *rich get richer* ») peuvent ainsi être construits par des mécanismes qui peuvent être ramenés à l'attachement préférentiel.

On trouve des exemples d'applications économiques des modèles de « petit monde » dans [WIL 01] et [ZIM 04] et de formation de réseaux dans [DEM 05]. De nombreux autres exemples sont aussi discutés dans les travaux des pionniers de ce nouveau champ comme dans leurs ouvrages de vulgarisation, par exemple [BAR 02] [STR 03] [WAT 03].

La typologie des structures d'interactions (graphes) les plus généralement utilisées pour modéliser des réseaux sociaux ne suffit pas pour définir un réseau d'automates. Le comportement des automates lui-même est naturellement un élément déterminant, comme nous allons le voir à présent.

11.2.1.3. Le comportement de quelques automates élémentaires

On désigne sous le nom *d'automates binaires élémentaires* un sous-ensemble d'automates simplifiés à deux états possibles (par exemple 0 et 1) pour lesquels les états internes et les sorties sont confondus dans un même ensemble. On a donc : un ensemble d'entrées $I = \{0,1\}$; un ensemble des états/sorties $\Omega = \{0,1\}$ et une fonction de changement d'état, qui donne l'état de l'automate $\omega \in \Omega$, et donc sa sortie en t en fonction du vecteur d'entrée $I = (i_1, \dots, i_k)$ en t et de son état précédent.

$$o(t) = \omega(t) = \phi_2(I_k(t), \omega(t-1)) \quad [11.3]$$

Trois exemples d'automates binaires élémentaires, les *automates booléens*, les *automates mimétiques* et les *automates à seuil* vont nous servir pour discuter des propriétés dynamiques de ces systèmes complexes adaptatifs que sont les réseaux d'automates. Le lecteur qui désirerait aller plus loin trouvera des développements complémentaires dans [WEI 89] et dans [WOL 02b].

A - Les *automates booléens* sont un premier exemple d'automates binaires élémentaires. La fonction de changement d'état d'un automate booléen correspond à un opérateur logique (et, ou, ou exclusif, etc.) qui est entièrement défini par les *tables de vérité* qui donnent l'état de sortie en fonction de la configuration des états d'entrée. Un automate booléen de connectivité K a donc 2^K configurations possibles d'entrée et deux états de sortie. Stuart Kauffman a beaucoup utilisé les réseaux d'automates booléens dans ses travaux [KAU 70] [KAU 91a] [KAU 91b] [KAU 93] [KAU 95].

K = 2	ET				OU			
Entrées	0,0	0,1	1,0	1,1	0,0	0,1	1,0	1,1
Sorties	0	0	0	1	0	1	1	1

K = 3	ET							
Entrées	0,0,0	0,0,1	0,1,0	1,0,0	0,1,1	1,0,1	1,1,0	1,1,1
Sorties	0	0	0	0	0	0	0	1
	OU							
Entrées	0,0,0	0,0,1	0,1,0	1,0,0	0,1,1	1,0,1	1,1,0	1,1,1
Sorties	0	1	1	1	1	1	1	1

B - On définira un *automate mimétique* comme un automate doté de deux états en entrée et de deux états internes associés, qui sont aussi des sorties. Une première classe d'états que nous qualifierons de « stratégie » est discrète. Dans le cas d'un *automate binaire mimétique*, les stratégies correspondent aux états d'un automate binaire élémentaire et concernent l'ensemble des entrées « stratégiques » $I = \{0,1\}$ et l'ensemble des états / sorties « stratégiques » $\Omega = \{0,1\}$. Pour un agent donné ($i \in A_N$), son état / sortie stratégique : $o_i^1(t) \equiv \omega_i(t)$ définit également une *entrée stratégique*

binaires pour ses voisins. A chaque couple de stratégie (input, état interne) correspond un « gain » particulier donné par la matrice stratégique d'un jeu sous forme normale.

	Etat interne ω_v / Input i : 0	Etat interne ω_v / Input i : 1
Etat interne ω_i / Output i : 0	$\pi_i(0,0)$	$\pi_i(0,1)$
Etat interne ω_i / Output i : 1	$\pi_i(1,0)$	$\pi_i(1,1)$

Tableau 11.1. Automate stratégique : matrice d'un jeu sous forme normale.

Où $\pi_i(\omega_i, \omega_v)$ représente le gain de l'agent i lorsqu'il joue la stratégie ω_i (il est dans l'état ω_i) contre l'agent v qui joue la stratégie ω_v . On définit le gain total $\Pi_i(\omega_i(t))$ d'un agent qui joue la même stratégie contre tous les agents $v \in \mathcal{N}_i$ de son voisinage, comme la somme des gains obtenus dans ces confrontations bilatérales, selon les valeurs données par la matrice du tableau 11.1.

$$\Pi_i(\omega_i(t)) = \sum_{v \in \mathcal{N}_i} \pi_i(\omega_i(t), \omega_v(t)) \quad [11.4]$$

Dans le cas où le gain d'un agent est observable par ses voisins, il y a une seconde sortie correspondant au gain total : $\omega_i^2(t) = \Pi_i(\omega_i(t))$. Considérons la règle de changement d'état suivante : choisir la stratégie de l'agent de son voisinage qui a obtenu le meilleur gain (comparativement à soi) lors de l'itération précédente. Cette règle, que nous nommerons LNBP (*Last Neighbourhood Best Payoff*) détermine les comportements mimétiques des agents et peut être formalisée de la manière suivante :

$$\omega_i^1(t) \equiv \omega_i(t) = \arg \sup_{v \in \mathcal{N}_i} \{ \Pi_v(\omega_v(t-1)), \Pi_i(\omega_i(t-1)) \} \quad [11.5]$$

A titre d'exemple, considérons un « dilemme du prisonnier » (tableau 11.2). La stratégie : $\omega_i = 0$ correspond à la *coopération* et la stratégie $\omega_i = 1$ à la *défection* : [EBE 04], [YIL 03], [RUB 86]. Les valeurs des gains pour cet exemple sont arbitraires et respectent juste les inégalités qui caractérisent ce jeu : $\pi_i(1,0) > \pi_i(0,0) > \pi_i(1,1) > \pi_i(0,1)$.

	Etat interne ω_v / Input i : 0	Etat interne ω_v / Input i : 1
Etat interne ω_i / Output i : 0	$\pi_i(0,0) = 100$	$\pi_i(0,1) = 0$
Etat interne ω_i / Output i : 1	$\pi_i(1,0) = 176$	$\pi_i(1,1) = 6$

Tableau 11.2. Automate stratégique : matrice d'un « dilemme du prisonnier ».

Considérons un agent i qui fait défection en t ($\omega_i = 1$) sur un réseau périodique de dimension 1 (cercle), composé uniquement de coopérateurs ($\omega_i = 0$). Le gain cumulé de cet agent en t est : $\Pi_i(1) = \pi_i(1,0) + \pi_i(1,0) = 176 + 176 = 352$. Comme le reste des agents sont coopérateurs, ses deux voisins ($i - 1$ et $i + 1$) ont un gain cumulé de :

$\Pi_{i+1}(0) = \Pi_{i+1} = \pi_{i+1}(0,1) + \pi_i(0,0) = 0 + 100$. L'agent i n'a donc pas intérêt à changer de stratégie (d'état). Par contre, selon la règle LNBP, ses voisins ($i - 1$ et $i + 1$) ont intérêt à faire défection, car leurs voisins, ($i - 2$ et $i + 2$) ont un gain cumulé de 200, qui est inférieur à 352. Notons qu'après cette adaptation (changement d'état / stratégie), à l'itération suivante, leur gain cumulé ne sera plus que de : $\Pi_{i+1}(0) = \Pi_{i+1} = \pi_{i+1}(1,0) + \pi_{i+1}(1,1) = 176 + 6 = 182$ ce qui reste cependant supérieur à 100, le nouveau gain cumulé des agents ($i - 2$ et $i + 2$). Par contre, ces derniers ne changeront pas de stratégie car le gain de leurs voisins extérieurs ($i - 3$ et $i + 3$) est toujours de 200, ce qui est supérieur à 182. Le lecteur vérifiera que pour : $\pi_i(0,0) < 91$, la défection s'étend de proche en proche sur toute la population.

C - Les *automates à seuil* sont utilisés en particulier dans les réseaux de neurones formels. La fonction de changement d'état d'un automate à seuil est définie par une *fonction de Heaviside*, $H[.]$, égale à 1 si l'argument est positif, et nulle sinon.

$$\omega_i(t) = H \left[\sum_{v \in \mathcal{G}} j_{iv} \cdot \omega_v(t-1) - \Theta_i \right] \quad [11.6]$$

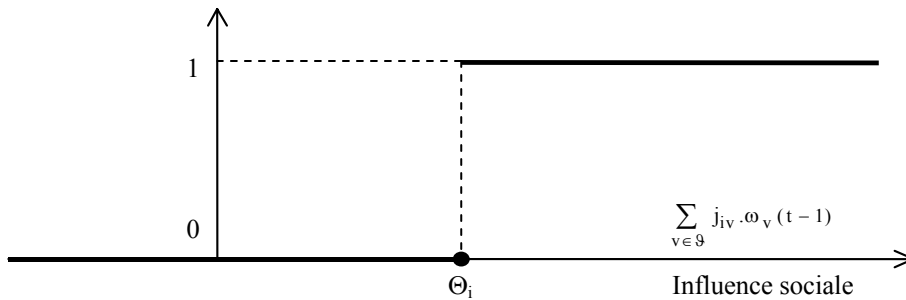


Figure 11.3. Fonction de Heaviside.

La somme dans les crochets cumule l'ensemble des interactions avec les automates connectables à l'entrée (tels que : $i_v(t) = \omega_v(t)$) en la pondérant par un coefficient j_{iv} qui représente l'intensité de l'effet de l'automate v sur l'automate i . Dès que la somme pondérée des interactions à l'entrée est supérieure au seuil Θ_i , l'automate i prend la valeur 1.

K = 3	$\omega_i(t+1) = H[0,2.i_1 + 0,2.i_2 + 0,6.i_3 - 0,4]$							
Entrées	000	001	010	100	011	101	110	111
Sorties	0	1	0	0	1	1	0	1

Il est toujours possible d'exprimer une fonction à seuil par une table de vérité, mais à l'inverse, tous les automates booléens ne peuvent pas toujours être mis sous la forme d'une fonction à seuil.

Les modèles de choix binaires qui utilisent un formalisme similaire à celui de la physique statistique [SCH 73], [GRA 78], [GAL 82], [BLU 93], [BLU 95], [DUR 97], [BLU 01], [PHA 04b], peuvent ainsi être représentés par un automate à seuil. Dans ces modèles, on considère une population de N agents (un ensemble d'agent A_N). Chaque agent $i \in A_N$ fait face de manière répétée à un choix binaire tel que : acheter ($\omega_i = 1$) ou ne pas acheter ($\omega_i = 0$) une unité d'un bien donné, participer ou pas à une activité, et plus généralement choisir entre les deux branches d'une alternative. Pour rester général, nous considérerons que les agents « adoptent » la stratégie S_1 ($\omega_i = 1$) ou ne l'adoptent pas ($\omega_i = 0$, stratégie S_0), indépendamment de la signification possible de ces stratégies. Les agents sont supposés maximiser une fonction de surplus $V_i(\omega_i | P, \tilde{\omega}_{-i})$ quasi-linéaire, conditionnellement à des variables exogènes ou anticipées. Ce surplus comprend une composante « privée » : $\omega_i(H_i - P)$ et une composante « sociale » : $S(\omega_i, \tilde{\omega}_{-i})$

$$\omega_i \equiv \arg \max_{\omega_i \in \{0,1\}} \left\{ V_i(\omega_i | P, \tilde{\omega}_{-i}) \right\} \quad V_i(\omega_i | P, \tilde{\omega}_{-i}) = \omega_i (H_i - P) + S(\omega_i, \tilde{\omega}_{-i}) \quad [11.7]$$

La *composante privée* comprend l'ensemble des déterminants de la décision qui ne dépendent pas directement des choix d'autres agents. P représente une variable exogène commune à tous les agents que l'on interprétera comme le coût associé à la stratégie S_1 ($\omega_i = 1$) et H_i est un indice de la préférence idiosyncrasique pour les conséquences de S_1 . La *composante sociale* (ou interactive) résulte de la prise en compte par chaque agent des choix anticipés (ou observés) d'un certain nombre d'autres agents définis comme le « voisinage » de l'agent i : soit $\mathcal{G}_i \subset A_N$ l'ensemble des voisins de l'agent i . Dans la mesure où les voisins de i ont eux même des voisins, les relations qui lient un agent avec ses voisins peuvent être vues comme des éléments constitutifs d'un « réseau social ». On désigne par $\tilde{\omega}_{-i} \equiv (\tilde{\omega}_1, \dots, \tilde{\omega}_v, \dots, \tilde{\omega}_{N_{\mathcal{G}_i}})$, avec : $v \in \mathcal{G}_i$, et : $N_{\mathcal{G}_i} \equiv \|\mathcal{G}_i\|$ le vecteur des choix (anticipés) dans le voisinage de l'agent i . Dans ce qui suit, on suppose que l'effet cumulé des choix anticipés dans le voisinage ($\tilde{\omega}_{-i}$) est additif et que l'effet marginal de chaque choix est non négatif. Si l'on désigne par j_{iv} l'effet marginal sur la disposition à adopter de l'influence sociale de l'agent v sur l'agent i , on a :

$$j_{iv} > 0, \quad \forall v \in \mathcal{G}_i \quad \text{et} : \quad S(\omega_i, \tilde{\omega}_{-i}) = \omega_i \sum_{v \in \mathcal{G}_i} j_{iv} \tilde{\omega}_v \quad [11.8]$$

Où $\tilde{\omega}_v$ représente le choix anticipé de l'agent v . Dans le cas le plus simple des anticipations « myopes » le choix anticipé correspond au choix observé dans la période précédente et l'on a : $\tilde{\omega}_v(t) = \omega_v(t-1)$ et le choix d'un agent est donc :

$$\omega_i \equiv \arg \max_{\omega_i \in \{0,1\}} \left\{ V_i(\omega_i | P, \omega_{-i}(t-1)) \right\} = H \left[\sum_{v \in \mathcal{G}_i} j_{iv} \cdot \omega_v(t-1) + H_i - P \right] \quad [11.9]$$

11.2.2. Propriétés dynamiques d'un réseau d'automates binaires élémentaires

L'ensemble des états d'un réseau de N automates binaires élémentaires comprend 2^N configurations possibles. On peut donc construire, comme précédemment, à partir des règles de transition et des états possibles un *tableau des successeurs* qui fait correspondre aux 2^N entrées données les 2^N sorties correspondantes, compte tenu des règles à appliquer. Lorsque N n'est pas trop grand, il est possible, à partir de ce tableau, de tracer un graphe orienté, le *graphe d'itération*, dont les nœuds sont les configurations du réseau, et dont les flèches indiquent le sens des transitions d'une période à l'autre. Les propriétés du système dynamique que constitue un réseau d'automates sont entièrement définies par la donnée du mode d'itération, des caractéristiques individuelles des automates et de la structure d'interaction entre ses éléments. Il est possible d'identifier des *attracteurs* de ce système, auxquels peuvent être associés des *bassins d'attraction*, et d'en étudier les propriétés (point fixe, cycle...) ainsi que la sensibilité aux perturbations d'état comme aux perturbations structurales (aux modifications de la structure d'interaction).

11.2.2.1. Les réseaux booléens NK

Considérons un réseau booléen simple à $N = 3$ automates, ou les éléments B et C sont régis par la fonction OU et l'élément A par la fonction ET. Ce réseau ne comporte pas de bouclage d'un automate sur lui-même et a donc $K = 2$ entrées. Ces réseaux qui ont particulièrement été étudiés par Kauffman sont souvent désignés par l'appellation générique «NK», (ou N désigne le nombre d'automates et K le nombre d'entrées pour chaque automate).

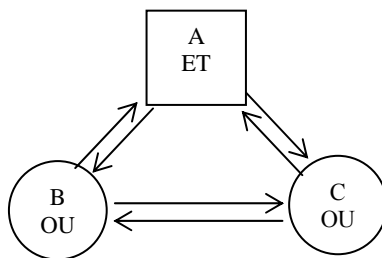


Figure 11.4. Réseau $NK = 32$.

A partir du tableau ci-dessous, on peut tracer le *graphe d'itération*. Comme un réseau d'automate séquentiel est un système déterministe, si un réseau se retrouve dans un état qu'il a déjà atteint, la suite des états qui seront parcourus après ce second passage sera la même que celle qui a été parcourue après le premier : le réseau «boucle» ainsi sur lui-même et cette boucle est alors qualifiée «d'*attracteur*» du système dynamique représenté par le réseau.

Etat initial des automates			Etat suivant des automates		
A	B	C	A	B	C
0	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0
0	1	0	0	0	1
1	0	0	0	1	1
1	0	1	0	1	1
1	1	0	0	1	1
0	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1

Le nombre d'itérations nécessaires pour se retrouver dans le même état est qualifié de *période* de l'attracteur. Lorsque la période est de longueur 1, c'est à dire lorsque le réseau reste indéfiniment dans la même position, l'*attracteur* est un *point fixe*. On parle de *cycle* dès que la période est supérieure à 1. Enfin l'ensemble des états du réseau qui conduisent à un attracteur donné forment *le bassin d'attraction* de l'attracteur. Dans notre exemple, la configuration $\langle 0,0,0 \rangle$ est un point fixe et les configurations $\langle 0,0,1 \rangle$ et $\langle 0,1,0 \rangle$ forment un cycle. Dans ces deux cas, point fixe et cycle coïncident avec le bassin d'attraction correspondant. La configuration $\langle 1,1,1 \rangle$ est un point fixe et son bassin d'attraction comprend l'ensemble des autres états. Trois configurations n'ont pas de prédécesseurs on les nomme « jardins d'Eden » [WEI 89].

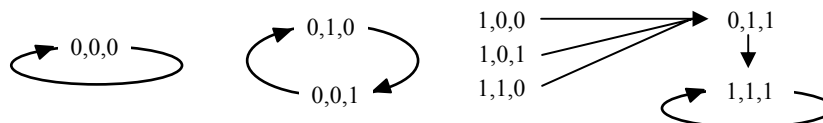


Figure 11.5. Graphe d'itération du réseau $NK = 32$.

Si l'on considère maintenant un réseau $NK=43$, avec une fonction « ET », et trois fonctions « OU », on fait apparaître une conservation de la typologie des attracteurs, avec l'apparition de deux cycles d'ordre 2 supplémentaires, et un élargissement du bassin d'attraction du point fixe associé à la condition ET : $\langle 1,1,1,1 \rangle$, qui passe de 3 à 8 éléments. Quelle que soit la configuration de départ, les réseaux NK évoluent vers un attracteur, fixe ou périodique et y restent en l'absence de perturbations (Figure 11.6).

11.2.2.2. Perturbations, complexité et chaos.

Pour étudier la stabilité d'un attracteur, on peut introduire des perturbations. On distingue généralement deux types de perturbations : les *perturbations d'état* et les perturbations structurales. Lorsqu'un seul élément change d'état, la perturbation est minimale. Une telle perturbation peut parfois suffire à faire changer le réseau de bassin d'attraction et donc à modifier sa dynamique. Il peut arriver qu'une telle modification suffise pour entraîner une chaîne de perturbations qui se propage dans

le réseau comme une *avalanche*. L'état considéré est alors qualifié de « critique ». On parle de *perturbation structurale* d'un automate pour désigner la modification permanente d'au moins une ou plusieurs connexions ou de la fonction de changement d'état. L'ensemble des propriétés dynamiques du réseau peut se trouver changé de manière radicale.

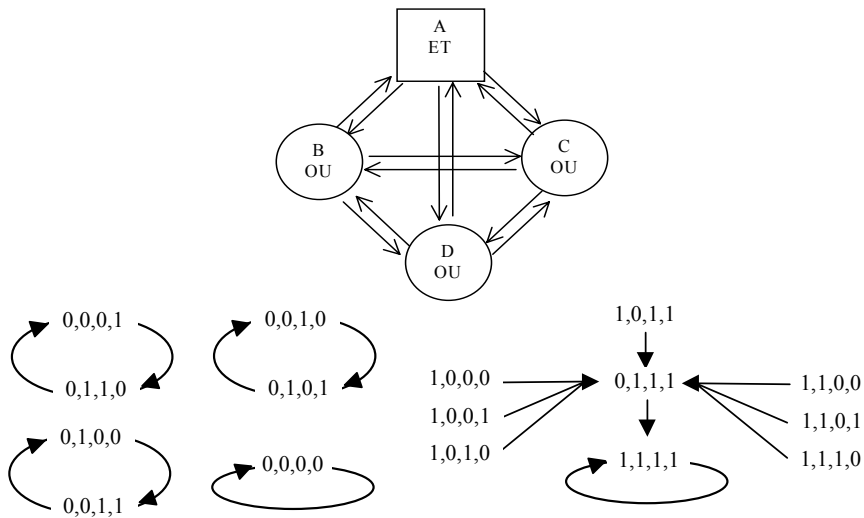


Figure 11.6. Réseau $NK = 43$ et son graphe d'itération.

Dans les systèmes où $N = K$, le nombre d'entrées de chaque automate est égal au nombre total d'automates du réseau : chaque automate boucle donc sur lui-même. Les propriétés de ces systèmes ont été étudiées par Kauffman. Ils sont très simples, mais *le désordre y est maximal et les dynamiques chaotiques*. En effet la période des cycles croît exponentiellement, et leur ordre de grandeur moyenne est proche de la racine carrée du nombre d'états distincts. Par exemple pour $N = K = 10$ on a déjà 2^{10} états possibles et donc des cycles d'une longueur moyenne de $2^5 = 32$ périodes.

11.2.2.3. Les réseaux de Wolfram et la frontière du chaos

Dans le cas où $k = 2$, on a : $2^2 = 4$ configurations d'entrée possibles, et donc $2^4 = 16$ règles différentes possibles pour les changements d'état. On peut coder ces règles de 0 à 15 en classant les sorties selon leur valeur binaire. Il est intéressant de classer les configurations d'entrées selon leur valeur binaire, en plaçant les valeurs les plus faibles à gauche. On remarque alors que les règles sont symétriques. Les 8 dernières règles sont les complémentaires des huit premières et peuvent être obtenues en inversant les valeurs de sorties.

Configuration d'entrée	0,0	0,1	1,0	1,1
Sortie (règle 0)	0	0	0	0
Sortie (règle 1) « ET »	0	0	0	1
Sortie (règle 2)	0	0	1	0
Sortie (règle 3) entrée de gauche	0	0	1	1
Sortie (règle 4)	0	1	0	0
Sortie (règle 5) entrée de droite	0	1	0	1
Sortie (règle 6) « OU » exclusif	0	1	1	0
Sortie (règle 7) « OU »	0	1	1	1

Pour $k = 3$, il y a $2^3 = 8$ configurations d'entrée et donc $2^8 = 256$ règles de transition différentes. Ces réseaux ont été étudiés de manière approfondie par Wolfram [WOL 84] [WOL 02a]. De même que précédemment, on peut coder ces règles de 0 à 255, en classant les configurations d'entrée et de sortie suivant leur valeur binaire. Le tableau suivant représente par exemple la règle 126 (1111110 en notation binaire)

Config. d'entrée	1,1,1	1,1,0	1,0,1	1,0,0	0,1,1	0,1,0	0,0,1	0,0,0
Sorties (règle 90)	0	1	1	1	1	1	1	0

Wolfram a mis à jour quatre régimes de dynamiques. Nous en avons déjà vu trois : point fixe, cycle, chaos. Le quatrième régime produit des résultats très surprenants. Il s'agit de formes organisées et complexes, comme celles que l'on peut voir apparaître sur la figure 11.7, qui superpose les configurations que l'on obtient en empilant les itérations successives d'un même réseau de dimension un. Dans l'applet ci-dessous, on attribue la couleur noire à un automate booléen dans l'état « vrai » et une couleur blanche à celui qui est dans l'état « faux ». On voit que cette représentation d'une succession d'itération du même réseau fait apparaître une dentelle complexe formée de triangles de Sierpinsky⁵⁰.

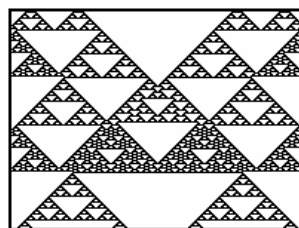


Figure 11.7. Structures émergentes dans un réseau d'automates de Wolfram : triangles de Sierpinsky.

⁵⁰ Le triangle de Sierpinsky est une famille de figures fractales que l'on construit aisément en insérant récursivement des triangles (équilatéraux) les uns dans les autres. On joint à l'intérieur d'un triangle le milieu de ses trois côtés et on le décompose ainsi en quatre triangles, etc...

Cette trouvaille surprenante est-elle une simple curiosité mathématique ou rend-elle compte d'une classe de phénomènes réels plus significative ? Wolfram a soigneusement inventorié les créations liées aux dynamiques du quatrième type, mais il n'a pas qualifié ces dernières. C'est le fondateur du concept de « vie artificielle », Christopher Langton et d'autres chercheurs du Santa Fe Institute qui ont baptisé cette zone « *frontière du chaos* ». Dans l'ordre des dynamiques, Langton [LAN 91] a montré que l'on peut identifier un paramètre dans les réseaux d'automates dont la variation conduit du point fixe au chaos en passant par le cycle puis par la « frontière du chaos »⁵¹. A cette occasion, Christopher Langton a introduit une analogie entre les dynamiques du réseau et les phases de la matière (on prendra l'exemple de l'eau). Le point fixe (et d'une certaine manière le cycle) qui caractérise un réseau complètement ordonné, figé, correspond à l'état solide. Le chaos à l'état gazeux. La « frontière du chaos » correspondrait à l'état liquide, producteur d'ordres évolutifs⁵².

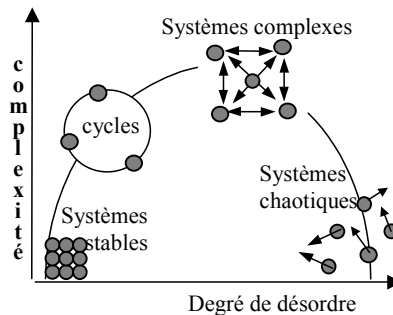


Figure 11.8. *Dynamique des systèmes et complexité.*

Si l'on pousse un peu plus loin l'analogie, dans l'écosystème terrestre, l'eau est liquide à la surface du globe, tout en étant à l'état gazeux dans l'atmosphère et à l'état solide à la proximité des pôles. Notre écosystème se trouverait donc dans un état global métastable, sans arrêt perturbé *aux frontières* par des transitions de phase d'un état vers l'autre. Certains chercheurs⁵³, comme Stuart Kauffman [KAU 91a], [KAU 93], [KAU 95], émettent alors la conjecture suivante : les phénomènes évolutifs du vivant se dérouleraient « à la frontière du chaos » [HEU 98]. Dans ce qui suit, nous n'aborderons pas les problèmes sous cet angle spéculatif et nous nous limiterons à tenter d'identifier dans quelle mesure notre connaissance de certains phénomènes économiques peut être enrichie par ces résultats.

⁵¹ Le lecteur familier avec la théorie du chaos fera le rapprochement avec le coefficient de Lyapounov, dont la valeur sert à évaluer le degré de divergences des trajectoires.

⁵² Comme le remarque Kauffman [KAU 91] l'analogie n'est pas complètement satisfaisante dans la mesure où l'état liquide est lui même une phase.

⁵³ Cf. Packard [PAC 88], Langton, [LAN 91].

11.2.3. Propriétés dynamiques d'un réseau d'automates mimétiques élémentaires : l'exemple du dilemme du prisonnier spatial.

Pour comprendre la logique de la dynamique d'un réseau d'automates mimétiques élémentaires, considérons d'abord le cas le plus simple, où chaque agent a seulement deux voisins dans un réseau social périodique de dimension un (un cercle) [KIR 00]. Dans l'exemple suivant, nous employons un *Scheduler* à temps discret, avec une règle de *mise à jour parallèle* et un régime complet d'activation : tous les agents changent d'états simultanément de manière *synchrone* à chaque itération. Les agents sont formalisés par un *automate binaire mimétique* et myope qui applique la règle LNBP (*Last Neighbourhood Best Payoff*). Celle-ci consiste pour chaque agent à adopter la stratégie qui a rapporté le plus dans son voisinage si le gain correspondant $\Pi_v(\omega_v(t))$ est strictement supérieur au sien (section 11.2.1.3., équation [11.5]). Les joueurs ont une mémoire limitée à une période et le jeu est purement déterministe. En partant d'une situation de coopération complète, le gain pour un agent dont les deux voisins coopèrent est : $\Pi_i(0) = 2.\pi_i(0,0)$ et tous les agents ont le même gain. Dans cette configuration, tant qu'un agent n'a pas fait défection, aucun n'a d'incitation à changer de comportement selon la règle mimétique LNBP. La coopération est un équilibre. Dans un premier temps, afin d'évaluer la robustesse de la coopération, considérons le cas d'une défection provisoire (accidentelle).

Le gain de l'agent qui fait seul défection dans un monde de coopérateurs est $2.\pi_i(1,0) > 2.\pi_i(0,0)$ (Figure 11.9a). En conséquence, sa défection va induire à l'itération suivante celle de ses deux voisins alors même que le caractère accidentel de sa défection se traduira par un retour à la coopération (Figure 11.9b). Le gain total des deux nouveaux agents qui font défection est de : $2.\pi_i(1,0)$ ce qui influencera le choix des deux voisins extérieurs au prochain tour. Mais en même temps, comme le déviant accidentel initial est redevenu coopérateur et qu'il se trouve entre deux défecteurs, son profit n'est plus que de $2.\pi_i(0,1) < 2.\pi_i(1,0)$ et il va donc également revenir à la défection (Figures 11.9b à 11.9c). La troisième étape est critique pour la stabilité de la coopération. Nous avons un *cluster* de cinq défecteurs (11.9c). Les trois agents au centre de ce *cluster* ont un gain de $2.\pi_i(1,1)$. Les deux défecteurs sur le côté externe du *cluster* jouent tous deux à la fois avec un coopérateur et un autre défecteur vers le centre du *cluster*. En conséquence, le gain marginal de la défection est $\pi_i(1,1) + \pi_i(1,0)$. Compte tenu de ce résultat, le comportement du coopérateur marginal, que nous appellerons le *coopérateur critique*, définit complètement l'état final du système. Si la défection se propage à ces deux joueurs critiques, le système entier se tourne vers la défection (Figure 11.9d). Si la défection reste contenue dans le *cluster* de cinq agents, celui-ci devient une « zone gelée » (*frozen zone*) et le reste de la population coopère (Figure 11.9c). Ce résultat critique dépend du gain lié à la valeur nette de la coopération⁵⁴.

⁵⁴ Le lecteur peut vérifier que la zone gelée est limitée à 3 défecteurs dans le cas où la défection n'est pas accidentelle (c'est à dire que le défecteur initial reste défecteur à la deuxième itération)

Le gain des voisins de ces *coopérateurs critiques* est de $\pi_{vd}(1,1) + \pi_{vd}(1,0)$ pour un agent qui fait défection à la frontière extérieure et de $2\pi_{vc}(0,0)$ pour un coopérateur. Le gain du coopérateur critique est lui-même de $\pi_i(0,0) + \pi_i(0,1)$. Un *coopérateur critique* le restera si : $2\pi_{vc}(0,0) > \pi_{vd}(1,1) + \pi_{vd}(1,0)$ même si son gain est inférieur à celui du défecteur : $\pi_i(0,0) + \pi_i(0,1) < \pi_{vd}(1,1) + \pi_{vd}(1,0)$. Par exemple, si l'on prend la valeur des gains du tableau 11.2 et fait varier le gain de la coordination sur la coopération $\pi_i(0,0)$, la défection reste contenue si $2\pi_i(0,0) > 176 + 6$, ce qui est le cas par exemple avec $\pi_i(0,0) = 92$. Mais dans ce cas, le gain du coopérateur critique n'est que de $\pi_i(0,0) + \pi_i(0,1) = 92$, ce qui est inférieur au gain du défecteur situé sur la périphérie du cluster qui est de 182. Si par contre : $2\pi_{vc}(0,0) < \pi_{vd}(1,1) + \pi_{vd}(1,0)$ - ce qui est le cas dès que $\pi_{vc}(0,0) \leq 91$, le basculement dans la défection du coopérateur marginal provoquera la propagation de défections par tout le réseau (Figure 11.9d).

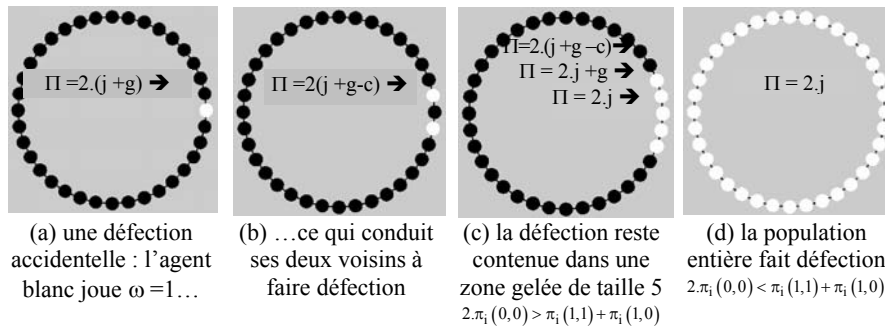


Figure 11.9. Coopération et défection continue dans un dilemme du prisonnier spatial avec révision mimétique (coopération : noir, défection : blanc).

Ainsi, on peut identifier une *valeur critique* du gain de la coordination sur la coopération dont le dépassement entraîne un changement complet de la dynamique du système et conduit à la convergence vers un autre attracteur. Ceci revient à dire que l'on passe radicalement d'un « ordre » à un autre lorsque l'on franchit ce seuil critique. Si : $2\pi_{vc}(0,0) < \pi_{vd}(1,1) + \pi_{vd}(1,0)$, la défection se propage à toute la population alors que dans le cas contraire, elle reste contenue dans une zone gelée localement.

A partir de ce modèle, il est maintenant possible de voir comment des comportements individuels très simples peuvent, lorsqu'ils sont rendus interdépendants par une structure d'interaction spécifique, produire des dynamiques complexes. Le modèle ci-dessous, inspiré de Nowak et May [NOW 92], [NOW 93], étend le résultat précédent à un réseau périodique de dimension 2 (tore) composé d'automates mimétiques. Comme précédemment, on part d'une population de coopérateurs en équilibre sur un réseau torique. Chaque joueur joue le dilemme du

prisonnier avec ses huit voisins immédiats (voisinage de Moore), et il observe les gains cumulés de ces voisins, sans connaître ni les stratégies ni les gains des joueurs qui se trouvent à une distance supérieure, qui ne sont pas observables. Dans le modèle de Nowak et May, les joueurs révisent comme précédemment leur stratégie selon la règle LNBP (*Last Neighbourhood Best Payoff*). Dans Moduleco, nous avons ajouté à des fins comparatives une règle de révision alternative selon laquelle les joueurs reproduisent la stratégie qui a eu le *meilleur gain moyen* dans le voisinage (*last neighbourhood best average payoff*).

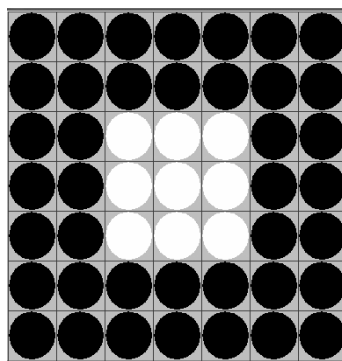


Figure 11.10. La défection est contenue dans une zone gelée (Moduleco/MadKit - [PHA 04a])

On amorce en plaçant un défecteur (non accidentel, c'est-à-dire qui applique la règle LNBP dès la première itération) au milieu d'une population de coopérateurs ($49^2 - 1 = 2400$ coopérateurs). Sur la Figure 11.10, le gain de la coordination sur la coopération : $\pi_i(0,0) = 102$ est suffisamment élevé pour bloquer la diffusion de la stratégie de défection ($\omega_i = 1$). Le cluster des défecteurs forme une « zone gelée » de 9 joueurs.

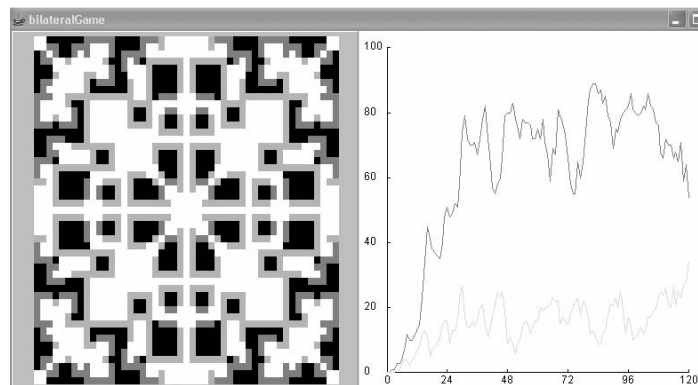


Figure 11.11. Dynamique chaotique transitoire avec la règle LNBP (Source : Moduleco/MadKit - [PHA 04a]).

Si le gain de la coordination sur la coopération est trop faible, toute la population fait défection. Par exemple avec $\pi_i(0,0) = 94$, on converge au bout de 30 périodes. Sur les figures 11.11 à 11.13, on a pris un gain intermédiaire ($\pi_i(0,0) = 100$). La trajectoire dynamique devient quasi chaotique et produit de belles figures géométriques. Dans ce cas précis, elle converge (Figure 11.12) vers un cycle⁵⁵ de période 4 au bout de 277 itérations.

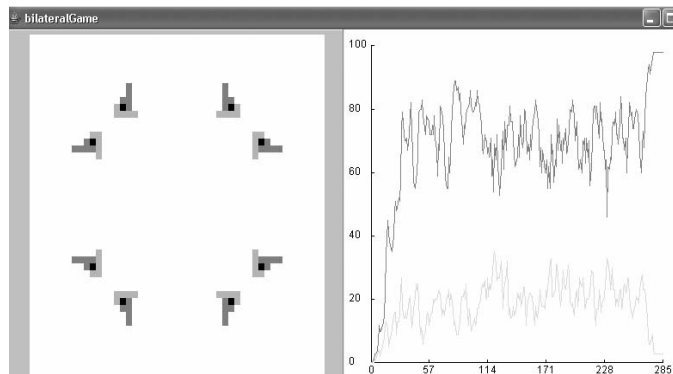


Figure 11.12. Convergence vers un cycle d'ordre 4 (Moduleco / MadKit - [PHA 04a]).

La Figure 11.13 montre le même jeu, mais avec une règle de révision différente des stratégies : ici le joueur retient la stratégie qui a en moyenne fait le meilleur gain (LNBP). Dans ce cas, il faut attendre dans les 900 périodes avant de voir la dynamique converger vers un cycle de longueur 24. Mais de telles dynamiques (transitoire, cycle) peuvent très bien durer un temps indéfiniment beaucoup plus long.

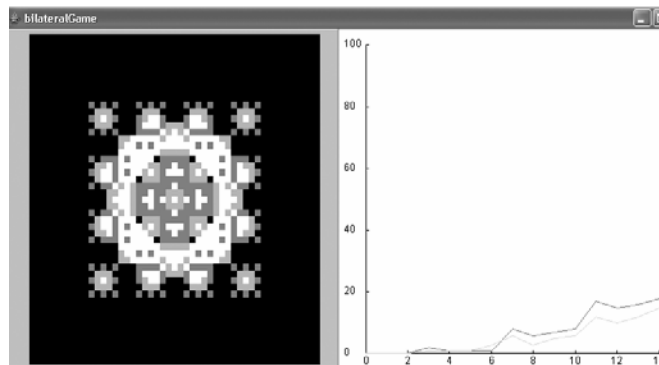


Figure 11.13. Dynamique chaotique avec la règle LNBP (Moduleco / MadKit - [PHA 04a]).

⁵⁵ Dans le cas d'un réseau d'automate, comme on le verra plus loin on appelle « cycle » le nombre de configurations qu'il faut parcourir pour revenir à une configuration donnée. Dans ces réseaux, il n'y donc pas de « cycles limites », comme dans les trajectoires sur un espace continu.

Revenons maintenant à la dynamique sur un cercle et considérons le cas suivant [PHA 03a], [PHA 04a]. La population comprend $N=36$ agents (32 coopérateurs et 4 défecteurs accidentels). Selon la règle LNBP, chaque agent choisit la stratégie qui procure le profit cumulé le plus élevé dans un voisinage régulier de taille 4. Le but de l'exercice est d'améliorer la résistance du réseau contre des défections accidentelles. Si l'on place symétriquement quatre défecteurs accidentels dans ce réseau, la défection se répand à la population entière, selon des enchaînements à court terme que le lecteur pourra calculer, à titre d'exercice à partir de la matrice de gain de la Figure 11.14⁵⁶.

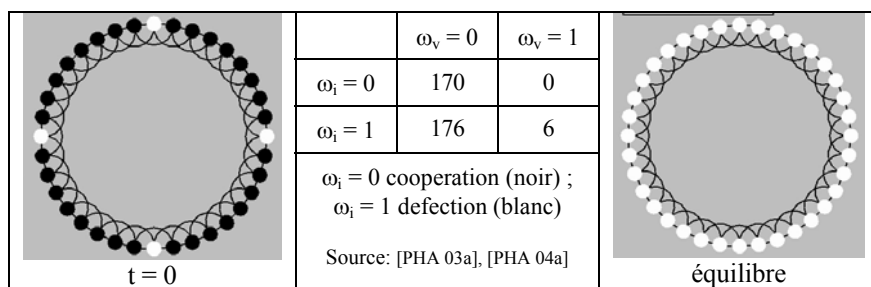


Figure 11.14. Introduction symétrique d'une défection accidentelle dans un réseau régulier de coopérateurs : la défection se répand à l'ensemble de la population (Moduleco/ MadKit).

Dans certains cas, le réseau peut être « immunisé » contre la propagation de la défection à l'ensemble de la population par des modifications mineures des liens entre les agents. Dans le cas présenté sur la Figure 11.15, le nombre de défecteurs augmente d'abord pour atteindre approximativement 80% de la population, mais la configuration locale qui résulte du lien reconnecté stoppe cette évolution et renverse la tendance pour stabiliser le nombre de défecteurs à deux zones gelées.

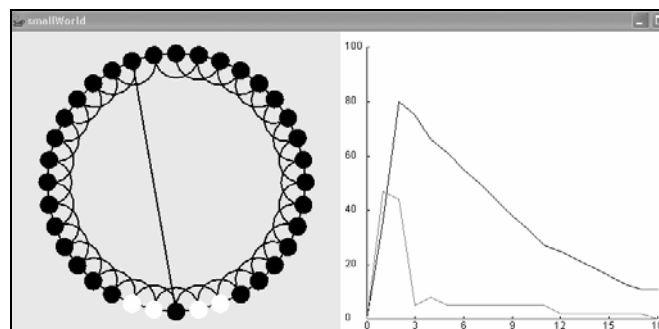


Figure 11.15. Modifier un lien permet de rendre le réseau robuste face à la défection.

⁵⁶ On obtient le même résultat pour tous les gains de la coordination sur la coopération compris entre 7 et 175, c'est-à-dire, dans tous les cas du dilemme du prisonnier.

Exercice 11-1 : (Moduleco / MadKit – bilateralGame) En prenant les gains du tableau 11.2. et le modèle torique des figures 11.10 à 11.13 (règle LNBP, voisinage *Neighbour MooreAndSelf*), étudier la sensibilité de la dynamique à la taille de la population

Exercice 11-2 : (Moduleco / MadKit - smallWorld) Dans le modèle de la figure 11.14. Etudier la distribution du nombre de coopérateurs à l'équilibre du réseau circulaire (avec 4 voisins : *Neighbour4*) en faisant varier le lien re-câblé par modification de la graine du générateur pseudo-aléatoire.

11.3 Choix discrets avec influence sociale

Parallèlement aux travaux de Schelling sur les choix discrets avec externalité [SCH 73], [SCH 78], l'impact des effets de seuils sur les dynamiques collectives a attiré l'attention du sociologue Granovetter qui en a proposé une esquisse de traitement formel [GRA 78]. Weidlich et Haag [WEI 83], deux physiciens, ont abordé la question des phénomènes d'influence en sciences sociales sous une forme « *synergétique* » agrégée (*sociodynamics*), qui utilise un formalisme temporel séquentiel avec l'*équation maîtresse*, traitée en temps continu par l'*approximation de Fokker Plank*. Ce formalisme a été repris en particulier par Orléan [ORL 98], [ORL 02] dans un modèle simple présenté [Chapitre 14]. Les premières applications du modèle de physique statistique [GOR 04] basé sur des agents localisés sur des réseaux (champs aléatoires) sont dues à Föllmer [FOL 74] pour l'économie et à Galam pour les applications aux phénomènes sociaux [GAL 82]. Les travaux précurseurs de « sociophysique » de ce dernier comprennent en particulier d'intéressantes collaborations avec le psycho-sociologue Serge Moscovici à partir de [GAL 91], dont les résultats sont malheureusement méconnus des auteurs postérieurs. Le recours explicite aux formalismes localisés utilisés en physique ne date chez les économistes que des années quatre-vingt-dix [PHA 04b], avec en particulier les importantes contributions de Durlauf et de Blume [DUR 97], [BLU 95], [BLU 01].

Pour comprendre l'influence des déterminants idiosyncratiques et sociaux, il est commode de considérer deux cas polaires. Dans le premier cas, les agents ne sont pas sujets à l'influence sociale, et le comportement agrégé sera indépendant des réseaux sociaux. Dans l'autre cas, le choix d'un agent est influencé par celui de tous les autres (ou de manière équivalente quand la population est nombreuse, par le choix moyen). Tous les agents sont alors influencés de la même manière et il n'y a localement pas d'effet réseau. Dans le cas intermédiaire, les agents sont influencés localement et cette influence peut être formalisée par un réseau dont la topologie peut jouer un rôle dans le comportement dynamique global qui en résulte. Le comportement individuel des agents correspond à l'automate à seuil de l'équation 11.7 dans sa forme simple des anticipations « myopes » [équation 11.9]. Par souci de clarté, nous décomposerons H_i en une composante H , commune à tous les agents et en une composante idiosyncrasique θ_i qui représente la diversité des goûts entre les agents. La variable aléatoire θ dont la

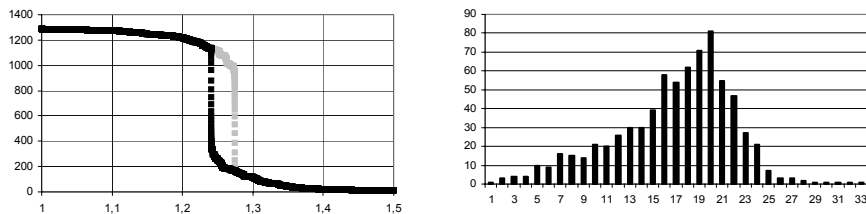
composante idiosyncrasique θ_i est le tirage qui caractérise l'agent i sera supposée distribuée de manière indépendante entre les agents suivant la même loi de probabilité de moyenne nulle, avec une densité $f_1(\theta)$, avec une fonction de répartition $F_1(\theta)$.

$$H_i = H + \theta_i \quad \text{avec : } \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_N \theta_i = 0 \Rightarrow \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_N H_i = H \quad [11.10]$$

Dans ce qui suit, on suppose que les interactions locales de l'équation [11.8] sont symétriques, homogènes et positives sur un réseau régulier, donc : $\mathcal{G}_i = \mathcal{G}$ et $j_{iv} = j_g > 0$, tout $v \in \mathcal{G}_i$ et pour tout $i \in A_N$, (tous les paramètres d'influence sociale). Si l'on prend un voisin v quelconque ($v \in \mathcal{G}$), dans un voisinage donné de taille N_g , son influence (sociale) sur l'agent i sera : j si le voisin a adopté ($\omega_v = 1$). Cette influence sera nulle s'il n'a pas adopté ($\omega_v = 0$). Les propriétés génériques de ce type de modèle (pour une large classe de distribution) sont étudiées extensivement dans [GOR 06], avec des applications à des distributions particulières dans [GOR 05], [NAD 05], [PHA 06].

11.3.1. Influence sociale et dynamiques complexes en taille finie

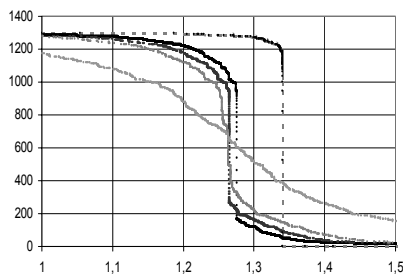
Pour des populations de *taille finie* (par exemple 1024 agents dans les exemples suivants), les résultats agrégés des simulations diffèrent sensiblement des résultats obtenus dans les articles précédemment cités, avec des populations de taille infinie. En particulier, la distribution des valeurs idiosyncrasiques θ_i n'est en générale pas régulière, comme on peut l'observer également dans des distributions empiriques. Le déroulement des dynamiques et la distribution des équilibres s'en trouvent perturbées, comme nous allons le voir. L'étude par simulation de la dynamique d'ajustement des adoptions à une variation du coût P permet de mettre en évidence les notions de rupture de symétrie et de transition de phase utilisées par les physiciens, ce qui illustre l'intérêt d'une approche multi-agents dans ce cas simple très proche de la littérature standard.



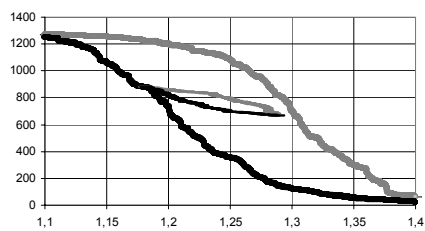
a – Hystérésis dans le système d'adoption (coût en abscisse et nombre d'adopteurs en ordonnée) trajectoire montante (noire) et descendante (grise)
 b – Chronologie et taille des effets induits dans l'avalanche à la transition de phase montante pour $P = 1.2408 P_n = 1,25$
 Source : [PHA 03b], [PHA 06], Paramètres : $H = 10, J = 0.5$, Logistique avec $\beta = 10$; seed = 190.

Figures 11.16. Transition de phase brutale du nombre d'adopteurs - régime d'activation synchrone.

Pour une variation donnée du coût, il est possible d'observer les variations résultantes des adoptions. Commençons par le cas le plus spectaculaire, où tous les agents révisent leurs choix simultanément (régime d'activation synchrone) dans le cas d'interactions globales. La courbe de la figure 11.16.a, représente la relation entre le coût et le niveau d'adoption pour chaque itération, pour une simulation singulière. Cette courbe comprend donc à la fois les positions d'équilibre à coût donné et l'ensemble des positions temporaires atteintes à chaque étape d'une avalanche. La courbe noire (grise) représente la trajectoire "montante" (descendante) du nombre d'adopteurs, lorsque le coût diminue (augmente) par incréments de 10^{-4} , dans l'intervalle $[0.9, 1.6]$. On observe une *boucle d'hystérésis* avec une *transition de phase* autour du point de symétrie, $P_n = 1,25$ [PHA 03b], [PHA 06]. Dans chacune des deux branches, des avalanches se produisent lors d'une transition de phase dite « du premier ordre ». Alors qu'en taille infinie, il y aurait une seule avalanche à la transition de phase, nous pouvons observer ici des phénomènes transitoires, et la plus grosse avalanche peut elle-même être décomposée en étapes qui résultent d'irrégularités dans la distribution pseudo aléatoire des θ_i (figure 11.16.b) Ainsi, le long de la branche « montante » de l'hystérésis (avec suivi décroissant – la courbe noire), une succession d'adoption en chaîne induites les unes par les autres se déclenche pour $P = 1.2408 < P_n$, conduisant l'ensemble du système d'un taux d'adoption de l'ordre de 30% à un taux de près de 87%. La figure 11.16.b présente la chronologie et la taille de ces effets induits qui viennent se cumuler dans une gigantesque avalanche. Le long de la branche « descendante » de l'hystérésis (avec coût croissant – la courbe grise), l'effet externe entraîne une forte résistance du système à la décroissance du nombre d'adoption. Le seuil de transition de phase se situe ici autour de $P = 1.2744 > P_n$. Pour cette valeur, le taux d'adoption du produit diminue drastiquement de 73% à 12,7%.



(11-17.a) connectivité totale ; β entre 20 & 5



(11.17.b) Inner Hysteresis (voisinage = 8 $\beta = 10$)
(Sethna sous-trajectoire : [1,18-1,29])

Figures 11.17. Régime d'activation synchrone ; seed = 190 Source : [PHA 03b], [PHA 06].

La dimension des avalanches durant la transition de phase augmente également lorsque la variance de la distribution des θ_i diminue ($\sigma^2 = \pi^2/(3\beta^2)$ quand β augmente) [PHA 03b], [PHA 06]. Les avalanches sont d'autant plus importantes à la transition de phase que les préférences des agents, sont proches. La figure 11.17.a

montre un ensemble de trajectoires montantes pour différentes valeurs de β , prises entre 20 et 5. Pour $\beta = 5$ il n'y a plus d'hystérésis du tout. L'ampleur des avalanches dans la boucle l'hystérésis augmente avec la connectivité. La figure 11.17.b montre une boucle d'hystérésis avec une évolution progressive sans avalanche importante (transition de phase du second ordre). La simulation repose sur les mêmes paramètres, mais le réseau sous-jacent est périodique de dimension un (un cercle), et chaque agent n'a que 8 voisins (exercice 11-3).

Une propriété intéressante des hystérésis dans les modèles d'Ising à champ aléatoire a été établie par Sethna *et al.* [SET 93]. Pour des raisons similaires à celles qui conduisent à une hystérésis de la demande globale, tout changement de direction dans l'évolution des coûts conduit à des boucles internes à l'hystérésis globale. Ces boucles ont comme propriété de revenir à leur point de départ, lorsque le champ externe redevient égal à sa valeur initiale. Sur la figure 11.17.b, le retournement de coût (une hausse) se situe en un point de la trajectoire montante. Cette augmentation des coûts se traduit par une baisse moins que proportionnelle du nombre d'adopteurs, à cause de la résistance à la baisse due à l'influence sociale (courbe grise interne). Lorsque le coût remonte, la courbe grise rejoint le point de départ.

Exercice 11-3 : (Moduleco / MadKit –DiscreteChoice) Vérifiez la propriété de Sethna [SET 93] pour différentes connectivités de réseau régulier.

11.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu qu'un certain nombre de propriétés dynamiques des systèmes complexes pouvaient être mises en évidence par de simples réseaux d'automates [WEI 89]. Ces derniers peuvent être simulés par des systèmes multi-agents, mais les capacités de ces systèmes sont alors sous employées. Il n'est cependant pas inutile de procéder ainsi, et pas seulement pour débiter. La connaissance des propriétés de base de ces systèmes est aussi utile au moins pour deux raisons. Premièrement, pour valider la structure interne d'un modèle ou d'une implémentation, il peut être utile de pouvoir la ramener à un cas simple déjà connu. Deuxièmement, lors de l'observation de phénomènes simulés dans des modèles plus sophistiqués, nous pourrions identifier plus facilement ce que l'on peut attribuer à la structure de base (automate cellulaire régulier avec agents réactifs à mémoire limitée) et ce que l'on doit chercher du côté des raffinements résiliants (voire « relationnels ») et / ou cognitifs. La construction progressive d'un monde d'agents *cognitifs* peut alors se faire en plusieurs étapes, en introduisant dans un premier temps mécanismes d'apprentissages ([Chapitre 13] et [SEM 06] pour l'introduction d'apprentissages dans le modèle de [NAD 05] et [GOR 05] présenté section 11.3) puis des mécanismes plus sophistiqués, tels que la capacité de modéliser et de réviser ses croyances (agents *épistémiques* [WAL 98]) et finalement de vrais fonctions *conatives* [Chapitre 1]. Les

simulations de ce chapitre ont également été présentées comme des *expérimentations singulières*. Le chapitre suivant propose une méthodologie systématique d'exploration des modèles [Chapitre 12] Enfin, les caractéristiques hétérogènes des agents ou des réseaux présentés dans ce chapitre étaient « gelées » au début de la simulation. L'introduction de dynamiques bruitées, avec des processus stochastiques est également traitée plus loin [Chapitre 14].

11.5. Bibliographie

- [ALB 02] ALBERT R., BARABÁSI A.L. "Statistical mechanics of complex networks", *Reviews of Modern Physics*, 74, p. 47-97, 2002.
- [AMA 00] AMARAL, L.A.N., SCALA, A., BARTHELEMY, M., STANLEY, H.E. "Classes of small-world networks", *Proc.Nat. Acad. Sci. U.S.A.*, 97, p.11149-11152, 2000.
- [ART 97] ARTHUR W.B., DURLAUF S.N., LANE D.A. (eds.) *The Economy as an Evolving Complex System II* ; Santa Fee Institute, Studies on the Sciences of Complexity, Reading Ma. Addison-Wesley Pub.Co, 1997.
- [BAR 99] BARABÁSI A.L. ALBERT R. "Emergence of scaling in random networks", *Science*, 286, p. 509-512, 1999.
- [BAR 02] BARABÁSI A.L. *Linked How Everything Is Connected to Everithing Else and What It Means for Business, Science, and Everyday Life*, London, Penguin Books, 2002.
- [BER 76] BERGE C. *Graphs and Hypergraphs*, North-Holland, Amsterdam, 2nd ed., 1976 – version française *Graphes*, Paris, Gauthier-Villars, (3° ed) 1983.
- [BLU 93] BLUME L.E. "The Statistical Mechanics of Strategic Interaction", *Games and Economic Behavior*, 5, p.387-424, 1993.
- [BLU 95] BLUME L.E. "The Statistical Mechanics of Best-Response Strategy Revisions", *Games and Economic Behavior*, 11, p.111-145, 1995.
- [BLU 01] BLUME L.E., DURLAUF S.N. "The Interaction-Based Approach to Socioeconomic Behavior", in DURLAUF S.N., YOUNG H.P. (eds.), *Social Dynamics*, Washington DC./ Cambridge Ma., Brooking Institution & MIT press, p.15-44, 2001.
- [BOL 98] BOLLOBÁS B. *Modern Graph Theory*, Berlin - New York, Springer-Verlag, 1998.
- [DEG 94] DEGENNE A. FORSÉ M. *Les Réseaux Sociaux*, Paris, Armand Colin, 1994.
- [DEL 71] DELATTRE P. *Système, structure, fonction, évolution*, Paris, Maloine, 1971.
- [DEM 05] DEMANGE G. WOODERS M. (eds.) *Group Formation in Economics Networks: Clubs and Coalition*, Cambridge, Ma., Cambridge Universuty Press, 2005
- [DUR 97] DURLAUF S.N. "Statistical Mechanics Approaches to Socioeconomic Behavior", In Arthur, et al. eds. op.cit.: [ART 97], p. 81-104, 1997.
- [EBE 04] EBER, N. *La théorie des jeux*, Paris, Dunod, 2004.
- [FOL 74] FÖLMEER H. "Random Economies with many Interacting Agents", *Journal of Mathematical Economics*, 1, p. 51-62, 1974.

- [GAL 82] GALAM S., GEFEN Y., SHAPIR Y. "Sociophysics: A Mean Behavior Model for the Process of Strike", *Mathematical Journal of Sociology*, 9, p.1-13, 1982.
- [GAL 91] GALAM S., MOSCOVICI S. Towards a theory of collective phenomena: Consensus and attitude changes in groups, *European Journal of Social Psychology*, Vol 21, p. 49-74, 1991.
- [GOR 04] GORDON M.B. "Statistical Mechanics" in BOURGINE P., NADAL J.P. *Cognitive Economics, An Interdisciplinary Approach*, Berlin, Springer, p. 131-156, 2004.
- [GOR 05] GORDON M.B., NADAL J.P., PHAN D., VANNIMENUS J. "Seller's dilemma due to social interactions between customers", *Physica A*, N°356, Issues 2-4, p.628-640, 2005.
- [GOR 06] GORDON M.B., NADAL J.P., PHAN D., SEMESHENKO V. "Discrete Choices under Social Influence: Generic Properties", *WEHIA 2006: 1st International Conference on Economic Sciences with Heterogeneous Interacting Agents*, University of Bologna, Italy, June 2006,
- [GRA 78] GRANOVETTER M. "Threshold Models of Collective Behavior", *American Journal of Sociology*, 83-6, 1978, p. 1360-1380, traduction française in : *Le Marché autrement*, Paris, Desclée de Brouwer, p.115-148, 2000.
- [HEU 98] HEUDIN J.C. *L'évolution au bord du chaos*, Paris, Hermes, 1998.
- [KAU 70] KAUFFMAN S.A. "Behaviour of randomly constructed genetic nets: I Binary element nets, II Continuous element nets", In Waddington, *Towards a Theoretical Biology*, vol. 3, p. 1-37, p. 38-46, 1970.
- [KAU 91a] KAUFFMAN S.A. "Antichaos et adaptation", *Scientific American*, p. 64-70, 1991, traduction *Pour la Science*, HS « Le Chaos », p.104-110, 1995.
- [KAU 91b] KAUFFMAN S.A. JOHSEN S. "Coevolution to the Edge of Chaos - Coupled Fitness Landscape, Poised States, and Coevolutionary Avalanches", *Journal of Theoretical Biology*, 149, p. 467, 1991.
- [KAU 93] KAUFFMAN S.A. *The Origins of Order* ; Oxford , Oxford University press, . 1993.
- [KAU 95] KAUFFMAN S.A. *At Home in the Universe : The Search for Laws of Self-Organization and Complexity*, Oxford: Oxford University Press, 1995.
- [KIR 00] KIRCHKAMP O. "Spatial Evolution of Automata in the Prisoners' Dilemma", *Journal of Economic Behaviour and Organization*, Vol. 43 (2), p. 239-262, 2000.
- [LAN 91] LANGTON C.G. "Life at the Edge of Chaos" in Langton C.G., Taylor C., Farmer J.D. Rasmussen S. eds., *Artificial life II* ; SFI Studies in the sciences of Complexity, vol X, Reading Ma. Addison-Wesley, p. 41-91, 1991.
- [LAZ 98] LAZEGA E . *Réseaux sociaux et structures relationnelles*, Paris, PUF, 1998
- [MIL 67] MILGRAM S. "The Small-World Problem", *Psychology Today*, 1, p. 62-67, may 1967.
- [MOR 34] MORENO J.L. *Who Shall Survive*, 1934, traduction : française : *Fondements de la sociométrie*, Paris Presses Universitaires de France, 1954, 2eme édition 1970.
- [NAD 05] NADAL J.P., PHAN D., GORDON M.B., VANNIMENUS J. "Multiple equilibria in a monopoly market with heterogeneous agents and externalities", *Quantitative Finance*, Vol 5, N°6, p.1-12, December 2005.

- [NEW 03] NEWMAN M.E.J. ‘The structure and function of complex networks’, *SIAM Review* 45, p. 167-256, 2003.
- [NEW 06] NEWMAN M.E.J., BARABASI A.L., WATTS D.J. (eds.), *The Structure and Dynamics of Complex Networks*, Princeton, N.J., Princeton University Press, 2006.
- [NOW 92] NOWAK M.A., MAY R.M. “Evolutionary games and spatial chaos”, *Nature*, 359, p. 826-829, 1992.
- [NOW 93] NOWAK M.A., MAY R.M. “The Spatial Dilemmas of Evolution”, *International Journal of Bifurcation and Chaos*, Vol.3-1, p.35-78, 1993.
- [ORL 98] ORLÉAN A. “Informational Influence and the Ambivalence of Imitation” in Lesourne J., Orléan A. (eds.) *Advances in Self-Organization and Evolutionary Economics* Londres/Paris, Economica, 1998.
- [ORL 02] ORLEAN A. « Les interactions mimétiques » in Lesourne J., Orléan A., Walliser B. (eds.) *Leçons de microéconomie évolutionniste*, Paris, Odile Jacob, 2002.
- [PAC 88] PACKARD N.H. “Adaptation Toward the Edge of Chaos”, *Complexity in Biological Modeling*, Kelso & Shlesinger, 1988.
- [PAS 04] PASTOR-SATORRAS R., VESPIGNANI A. *Internet, Structure et évolution*, Paris, Belin 2004
- [PHA 03a] PHAN D. “Small Worlds and Phase Transition in Agent Based Models with Binary Choices” in: Muller J.P., Seidel M.M. eds. *4^o workshop on Agent-Based Simulation*, Erlangen, San Diego, SCS Publishing House, p. 135-140, 2003.
- [PHA 03b] PHAN D., PAJOT S. NADAL J.P. “The Monopolist's Market with Discrete Choices and Network Externality Revisited”, Ninth annual meeting of the Society of Computational Economics University of Washington, Seattle, USA, July 11 - 13, 2003.
- [PHA 04a] PHAN D. “From Agent-Based Computational Economics towards Cognitive Economics” in Bourgin P., Nadal J.P. *Cognitive Economics, An Interdisciplinary Approach*, Berlin, Springer, p. 371-398, 2004.
- [PHA 04b] PHAN D., GORDON M.B, NADAL J.P. “Social Interactions in Economic Theory: an Insight from Statistical Mechanics” in Bourgin P., Nadal J.P. *Cognitive Economics, An Interdisciplinary Approach*, Berlin, Springer, p. 225-358, 2004.
- [PHA 06] PHAN D., PAJOT S. “Complex Behaviours in binary choice models with social influence”, à paraître en 2006.
- [PIA 68] PIAGET J. *Le structuralisme*, Paris, Presses Universitaires de France, 1968.
- [PRI 65] PRICE D.J. de Sola, “Networks of Scientific Papers”, *Science*, 149, p.510-515, 1965.
- [PRI 76] PRICE D.J. de Sola, “A general theory of bibliometrics and other cumulative advantage process”, *Journal of the American Society of Information Science*, 27 p. 292-306, 1976.
- [RUB 86] RUBINSTEIN, A. Finite Automata in the Repeated Prisoner's Dilemma”, *Journal of Economic Theory*, 39, p.83-96, 1986.
- [SCH 73] SCHELLING T.S. “Hockey Helmets, Concealed Weapons, and Daylight Saving, a study of binary choices with externalities”, *Journal of Conflict Resolution*, Vol 17, 6 (3), p. 381-428, September 1973.

- [SCH 78] SCHELLING T.S. (1978) *Micromotives and Macrobehavior* W.W. Norton and Co, N.Y. trad française: *La tyrannie des petites décisions*; Paris, PUF,1980.
- [SEM 06] SEMESHENKO V., GORDON M.B., NADAL J.P., PHAN D. “Choice under social influence: effects of learning behaviors on the collective dynamics”, in Walliser ed.Berlin, Springer, 2006.
- [SET 93] SETHNA J.P., DAHMEN K., KARTHA S., KRUMHANSL J.A., ROBERTS B.W. & SHORE J.D. “Hysteresis and Hierarchies: Dynamics of Disorder-Driven First-Order Phase Transformations”, *Physical Review Letters*, 70, p. 3347-3350, 1993.
- [STR 03] STROGATZ S. *Sync: The Emerging Science of Spontaneous Order*, Hyperion, 2003.
- [VON 66] VON NEUMANN J. *Theory of Self-Reproducing Automata*, edited and completed by BURKS A.W. Urbana, Illinois, University of Illinois Press, 1966.
- [WAL 98] WALLISER B. “A spectrum of equilibration processes in game theory”, *Journal of Evolutionary Economics*, Vol. 8-1, p. 67-87, 1998.
- [WAT 98] WATTS D.J., STROGATZ S.H. “Collective dynamics of small-world networks”, *Nature*, Vol. 393 (4), p. 440-442, June 1998.
- [WAT 99a] WATTS D.J., “Networks, dynamics and the small world phenomenon, *American Journal of Sociology*, 105 (2), p. 493-527, 1999.
- [WAT 99b] WATTS D.J., *Small Worlds, the dynamics of networks between order and randomness*, Princeton Studies in Complexity, Princeton University Press, 1999.
- [WAT 03] WATTS D.J. *Six Degrees: The Science of a Connected Age*, New York, W.W. Norton & Company, 2003.
- [WEI 83] WEIDLICH W., HAAG D. *Concepts and Models of a Quantitative Sociology, the dynamics of interacting populations*, Berlin, Springer Verlag 1983.
- [WEI 89] WEISBUSCH G. *Dynamique des Systèmes Complexes ; une introduction aux réseaux d'automates*, Paris , InterEditions / CNRS, 1989.
- [WIL 01] WILHITE A. “Bilateral Trade and « Small-World » Networks”; *Computational Economics*, 18, p.49-64, 2001.
- [WOL 84] WOLFRAM S. “Universality and Complexity in Cellular Automata », *Physica D*. N°10, p. 1-35, January, 1984, réédité dans [WOL 02a].
<http://www.stephenwolfram.com/publications/articles/ca/84-universality/>
- [WOL 02a] WOLFRAM S. *Cellular Automata and Complexity*, Reading, Ma., Perseus Books Group, 2002
- [WOL 02b] WOLFRAM S. *A New Kind of Science*, Wolfram Media, 2002
- [YIL 03] YILDIZOGLU M. *Introduction à la théorie des jeux*, Paris, Dunod, 2003.
- [ZIM 04] ZIMMERMAN J.B ”Social Networks and Economic Dynamics” in BOURGINE P., NADAL J.P. *Cognitive Economics, An Interdisciplinary Approach*, Berlin, Springer, p. 399-416, 2004.

Chapitre 12

Modélisation, implémentation et exploration d'un Système Multi-Agents : un exemple

12.1. Introduction

Les Systèmes Multi-Agents (SMA) ont déjà fait leurs preuves comme outil puissant de modélisation dans différentes disciplines comme l'épidémiologie ou la recherche opérationnelle, et font lentement leur apparition en géographie, biologie, écologie ou économie. Cette nouvelle approche, qui s'appuie très fortement sur les simulations assistées par ordinateur, utilise ses propres codes, langages et procédures qui peuvent à première vue dérouter le modélisateur. Il y a peu, de telles simulations n'étaient accessibles qu'avec l'aide et le support technique d'un informaticien. Les plateformes de simulation multi-agents, telles que MadKit, Mimoso, Cormas, Moduleco, Mobydic, SWARM ou RePast [1-7], bénéficient de nombreuses années d'expérience, et permettent de nos jours au modélisateur d'aborder le domaine de la simulation avec indépendance [GIL 02], [SER 02], [TOB 04].

Ce chapitre présente les principales étapes spécifiques à la modélisation et à la simulation multi-agents, à partir d'un exemple simple de théorie des jeux appliquée à la finance. Nous accompagnons ainsi pas à pas le modélisateur qui, se basant sur un cadre théorique, en extrait un modèle conceptuel lui permettant d'adresser des questions spécifiques avant d'en proposer une formalisation informatique nécessaire à la simulation et à l'exploration extensive.

12.2. Cadre théorique

Dans le but d'être le plus général possible, nous prenons comme exemple d'application un modèle simple de théorie des jeux appliquée à la finance, proposé par Huber et Kirchler [HUB 04], [HUB 06], [SCH 01], dont l'objet est d'évaluer la valeur de l'information sur les marchés financiers⁵⁷.

L'information joue un rôle vital sur les places financières⁵⁸, et il est de coutume de penser que *le plus le meilleur*, i.e. mieux vaut s'informer le plus possible avant de prendre une position, à l'achat comme à la vente. Selon la théorie classique [FRI 53], les traders les plus informés identifieront toute divergence du prix de l'action par rapport à sa valeur fondamentale et agiront en conséquence, exploitant au passage les traders les moins informés, tout en maintenant le prix de l'action au plus près de sa valeur fondamentale. Les marchés sont dits *efficients* lorsque le prix reflète ainsi toute l'information disponible. Ceci conduit donc au paradoxe de l'information suivant, mis en évidence pour la première fois en 1976 par Grossman [GRO 76] : si le prix reflète en permanence toute l'information disponible, à quoi bon la collecter ? Mais si personne ne la collecte, comment le prix peut-il la refléter ?

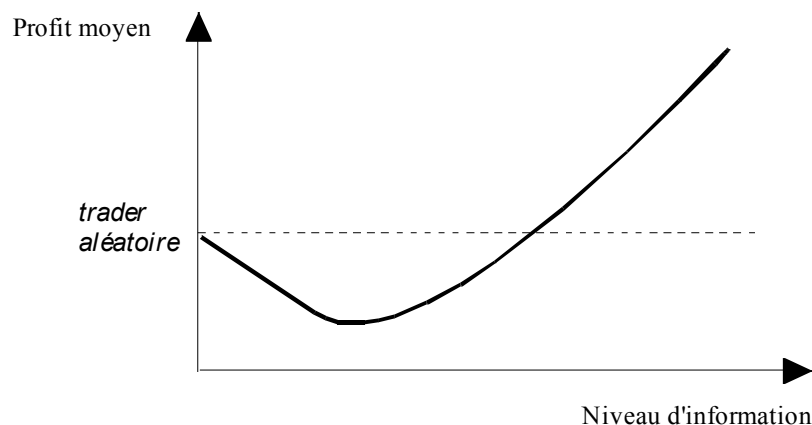


Figure 12.1. Profits moyens obtenus par les traders en fonction de leur niveau d'information, selon la théorie classique.

⁵⁷ Nous souhaitons remercier chaleureusement Jürgen Huber et Michael Kirchler pour nous avoir laissé utiliser leur modèle comme exemple d'application, Enrico Scalas et Diana Mangalagiu, pour nos échanges scientifiques des plus motivants, ainsi que Paola Tubaro et Emilie Marquois pour la relecture. Toute erreur est nôtre.

⁵⁸ Nous nous intéressons ici plus particulièrement aux marchés des actions, communément dénommés *la Bourse*, mais l'analyse reste valide sur les marchés des changes, les obligations, options et autres dérivés.

Ce paradoxe peut être illustré comme suit. Les traders très informés reçoivent un profit supérieur au profit moyen obtenu par le marché dans son ensemble ; pour leur part, les traders jouant de manière aléatoire obtiendront exactement ce profit moyen ; de ce fait, par conservation, les traders peu informés doivent nécessairement recevoir un profit inférieur au profit moyen. Ceci peut être schématisé par la figure 12.1.

Nous voyons apparaître ici que non seulement les traders peu informés se font exploiter par les mieux informés, mais ils obtiennent également un profit inférieur aux traders aléatoires. Collecter l'information leur semble donc être nocif. Pour répondre à ce paradoxe, Huber et Kirchler ont proposé un modèle conceptuel reliant les concepts de prix, valeur fondamentale et information.

12.3. Modèle conceptuel

Ce modèle se présente sous la forme d'un jeu itératif dans lequel des traders possédant différents niveaux d'information sur une action tentent d'en deviner la valeur fondamentale. Il a fait l'objet d'expérimentations avec participants en laboratoire, ainsi que de simulations venant renforcer et étendre les résultats obtenus.

A chaque itération k , la valeur fondamentale V_k de l'action est définie comme la somme du tirage aléatoire de n pièces pouvant prendre les valeurs 0 ou 1.

$$V_k = \sum_{j=1}^n C_j \quad [12.1]$$

Par exemple, pour $n = 10$ pièces, un tirage comme *0101101111* correspond à une valeur fondamentale $V_k = 7$. Une fois le tirage effectué, n traders essaient de deviner la valeur fondamentale de l'action, chaque trader I_i ayant au préalable eu connaissance des i premières pièces. Sur les marchés, ceci correspond au fait que l'information disponible n'est pas totalement fragmentée, mais qu'au contraire certaines données sont connues de tous, alors que d'autres ne sont accessibles qu'aux professionnels. Dans notre exemple, I_0 ne reçoit aucune information, alors que I_1 connaît 0, I_2 01, I_3 010, etc. I_9 dispose ainsi à chaque itération d'une information quasiment complète sur la valeur fondamentale, alors que I_1 est peu informé et I_0 pas du tout.

Afin de parvenir à une estimation E_i de la valeur fondamentale V_k , nos traders artificiels I_i choisissent parmi trois stratégies : ils peuvent se servir de l'information mise à leur disposition, devinant les pièces inconnues en leur attribuant la valeur moyenne 0.5, ou bien décider de ne pas utiliser leur information, et adopter une

stratégie non informée – ils devinent toutes les pièces – ou purement aléatoire – ils estiment avec équiprobabilités la valeur fondamentale à 0 ou n .

$$E_i^{\text{informé}} = \sum_{j=1}^i C_j + (n-i) \cdot 0,5 \quad [12.2]$$

$$E_i^{\text{nonInformé}} = E_0^{\text{informé}} = n \cdot 0,5 \quad [12.3]$$

$$\begin{aligned} E_i^{\text{aléatoire}} &= 0 && \text{avec une probabilité } 1/2 \\ E_i^{\text{aléatoire}} &= 1 && \text{avec une probabilité } 1/2 \end{aligned} \quad [12.4]$$

Dans le modèle de base, les traders informés (I_1 à I_9) utilisent tous leur information, et I_0 adopte la stratégie aléatoire. Pour notre exemple de tirage, les estimations des 10 traders sont données dans la Table 12.1 – notons que I_0 aurait tout aussi bien pu jouer $E_0 = 0$.

	I_0	I_1	I_2	I_3	I_4	I_5	I_6	I_7	I_8	I_9
E_i	10	4.5	5	4.5	5	5.5	5	5.5	6	6.5

Tableau 12.1. Exemple d'estimations pour $n=10$ pièces et pour le tirage aléatoire 0101101111

Une fois que chaque trader a soumis son estimation, le *prix du marché* P_k est obtenu en équilibrant offre et demande, c'est-à-dire en fixant le prix à la valeur médiane des estimations, de façon à ce que les traders ayant soumis une estimation supérieure à ce prix soient considérés comme acheteurs (ils étaient prêts à payer plus que le prix du marché pour obtenir l'action), et que les traders ayant soumis une estimation inférieure soient considérés comme vendeurs. Seule cette définition du prix permet d'équilibrer offre et demande, un concept cher à la théorie classique.

$$P_k = \text{médiane}\{E_i\} \quad [12.5]$$

Dans notre exemple $P_k = 5.25$, I_1, I_2, I_3, I_4 et I_6 sont vendeurs, et I_0, I_5, I_7, I_8 et I_9 sont acheteurs.

Il ne reste plus alors qu'à déterminer le profit engendré par ce mécanisme, qui dépend de la position acheteuse ou vendeuse du trader et de l'écart entre la valeur fondamentale, fruit de l'information complète provenant du tirage, et le prix du marché, censé refléter cette information.

$$R_i = \frac{E_i - P_k}{(E_i - P_k)} \cdot [V_k - P_k] \quad [12.6]$$

Ainsi un acheteur ($E_i > P_k$) fait-il un profit si la valeur fondamentale réelle est supérieure au prix payé, le prix du marché ($V_k > P_k$), alors qu'un vendeur ($E_i < P_k$) fera un bénéfice si le prix de vente est supérieur à la valeur fondamentale ($P_k > V_k$).

Nous allons à présent vérifier, grâce à la simulation, si ce modèle très stylisé de marché financier vient confirmer ou infirmer la théorie classique, et surtout s'il permet d'expliquer le paradoxe de l'information établi dans la section précédente.

12.4. Formalisation du modèle informatique

Une fois le modèle conceptuel spécifié, il ne reste plus qu'une étape avant sa simulation : sa formalisation en modèle informatique. Dans l'approche multi-agents, aujourd'hui intimement liée en Informatique à la programmation dite orientée-objets, ce passage se fait simplement en identifiant les différentes entités du modèle conceptuel (par exemple, l'information, le marché et les traders) avec des *objets* autonomes mais reliés entre eux (l'information est distribuée aux agents/traders, qui constituent le marché). En se basant sur le modèle conceptuel, ces objets et leurs relations peuvent être extraits grâce à un *diagramme de cas d'utilisation*.

12.4.1. Diagramme de cas d'utilisation

Ce type de diagramme permet d'identifier :

- les acteurs d'un système ;
- les services que se rendent ces acteurs, appelés cas d'utilisation ;
- les associations entre acteurs et cas d'utilisation.

Dans notre modèle conceptuel, les seuls agents présents dans le système sont les traders, qui interagissent à travers le marché en soumettant leurs estimations. Le marché lui-même peut donc être vu comme un acteur omniscient qui collecte les estimations et fixe le prix en fonction.

La Figure 12.2 présente un tel diagramme, dans lequel nous faisons figurer les cas d'utilisation principaux du modèle conceptuel : au début de chaque itération, le tirage des 10 pièces permet de définir la valeur fondamentale ; chaque trader reçoit l'information qui lui est due, en fonction du niveau d'information auquel il a accès, calcule sa propre estimation de la valeur fondamentale et la soumet au marché. Une

fois toutes les estimations reçues, le prix du marché peut alors être déterminé et communiqué aux traders, qui calculent le profit ou la perte réalisée.

Une fois les acteurs et leurs principales actions identifiés, nous pouvons définir la manière dont ils seront représentés dans notre modèle informatique sous forme d'objets, grâce au *diagramme de classes*.

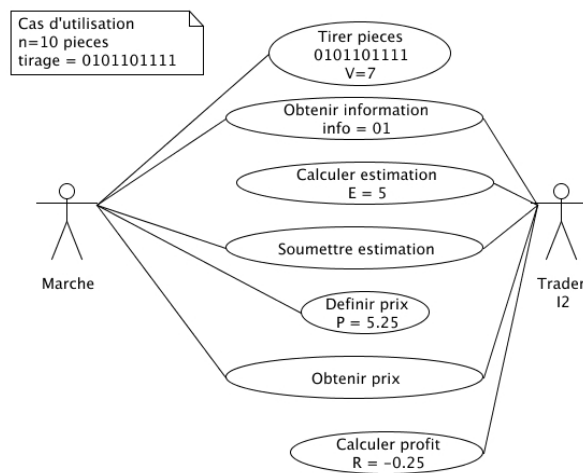


Figure 12.2. Le diagramme de cas d'utilisation permet de définir les acteurs du système ainsi que leurs principales actions.

12.4.2. Diagramme de classes

Le diagramme de classes représente le squelette du programme. Il décrit avec précision tous les objets du système ainsi que leurs éventuelles interactions. Un objet est une entité indépendante, possédant ses propres *propriétés* (l'estimation ou le profit final pour les traders, le prix pour le marché) et pouvant exécuter des *actions* (calculer une estimation, définir le prix). Le diagramme de cas d'utilisation précédent nous a déjà permis d'identifier les acteurs du système (les traders et le marché) ainsi que certaines de leurs actions. Une autre entité, indépendante du marché et des traders, a été mentionnée à plusieurs reprises, et mérite sans doute d'être modélisée comme un objet à part entière : l'information. En effet, le tirage initial des pièces se fait de façon tout à fait indépendante des traders ou du marché ; c'est d'ailleurs un point fondamental de la théorie classique qui veut que la valeur fondamentale d'une action soit déterminée de manière extérieure au marché, en

fonction de critères économiques globaux et/ou propres à chaque entreprise. Nous percevons donc ici le besoin de créer un autre objet pour gérer l'information elle-même. Celle-ci n'étant pas un acteur à proprement parler du système, elle n'apparaissait dans le diagramme précédent qu'à travers certains cas d'utilisation.

Le diagramme de classe correspondant à notre modèle conceptuel et au diagramme de cas d'utilisation est présenté en Figure 12.3.

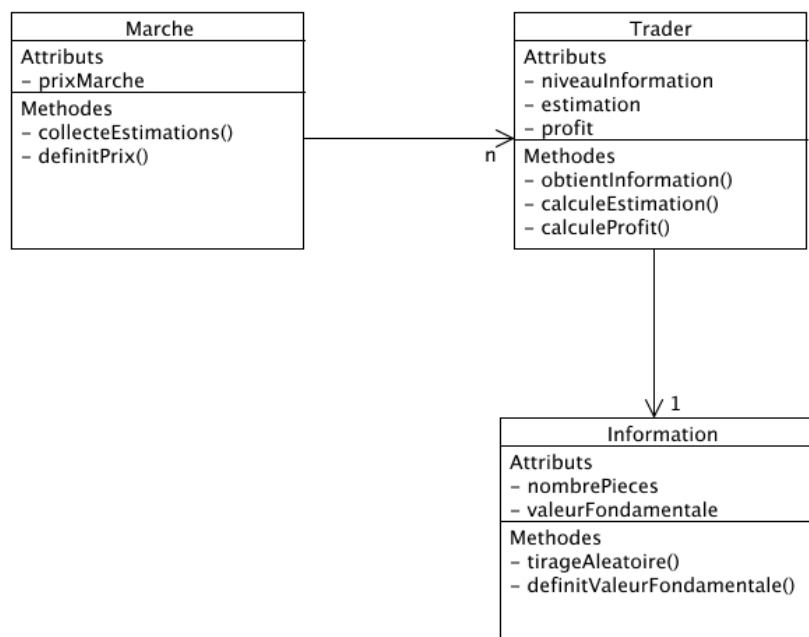


Figure 12.3. Le diagramme de classes, ou squelette du programme, définit les objets constitutifs du modèle informatique, leurs propriétés et actions respectives, ainsi que leurs éventuelles relations.

On y retrouve nos trois objets, les traders, le marché et l'information. Les *traders* sont caractérisés par leur niveau d'information, calculent leur estimation et mettent à jour leur profit, alors que le *marché* est en charge de fixer le prix, et l'*information* définit la valeur fondamentale. Le marché est constitué de traders, qui ont accès à l'information. Les diagrammes de cas d'utilisation et les diagrammes de classes font partie d'une méthode de modélisation informatique plus générale appelée *Unified Modeling Language* (UML [SIA 98]), très employée en Informatique pour passer des besoins de l'utilisateur (ici notre modèle conceptuel) à la spécification des détails

du programme (notre modèle informatique), avant de se diriger vers l'implémentation à proprement parler du programme.

12.4.3. Implémentation

Une fois le modèle informatique conçu et son squelette défini sous la forme d'un diagramme de classes, il est temps de passer à l'implémentation du programme. Pour cela, il est toujours possible de partir de zéro, mais de nombreuses plateformes de simulation multi-agents sont disponibles, sous forme de *logiciel libre* [12], et mettent à disposition du modélisateur toute une gamme d'outils de programmation, visualisation et traitement des données. Des comparaisons entre différentes plateformes ont été publiées [GIL 02], [SER 02], [TOB 04] et aideront le lecteur à faire son choix.

Le langage de programmation aura également son importance. Il est vivement conseillé d'utiliser un langage orienté-objet, très proche du paradigme multi-agents, comme *C++* ou *Java*. La plupart des plateformes disponibles utilisent *Java*, un langage relativement simple à apprendre et utiliser, mais moins performant en terme de rapidité d'exécution que *C++*. Cela n'apparaît cependant que dans des cas extrêmes, avec des millions d'agents ou des agents très cognitifs. Pour notre exemple, nous avons choisi d'implémenter notre modèle sur *Moduleco* [4], une plateforme multi-agents conçue pour la modélisation de marchés, organisations, phénomènes sociaux et dynamique des populations.

Nous reproduisons ici un extrait du code *Java* utilisé, à titre purement informatif. L'ensemble du code est disponible sur le Web à l'adresse suivante :

<http://www.cs.manchester.ac.uk/ai/public/moduleco/models/informationValue>

Lors de la phase d'implémentation du programme, le modélisateur est perpétuellement amené à s'interroger sur la manière de coder telle ou telle partie de son modèle informatique. En se penchant sur ces détails d'implémentation, il sera même parfois conduit à revoir son modèle conceptuel. C'est là un des bénéfices majeurs de la simulation, surtout lorsque le modélisateur participe lui-même à la phase d'implémentation. En effet, ce n'est qu'à ce moment qu'il se rendra compte des suppositions implicites de son modèle, qu'il doit expliciter nécessairement lors du passage à la simulation. C'est là une phase très riche d'exploration et de découverte du modèle, auquel le modélisateur devrait prendre part, même s'il est aidé par un informaticien pour la partie code.

```

/**
 * Class: Information.java
 * Model: informationValue
 *
 * @author Gilles Daniel (gilles@cs.man.ac.uk)
 * @version 1.0, August 8, 2005
 */
package models.informationValue;

/**
 * Classe Information
 */
public class Information {

/**
 * Attributs
 */
protected int nombrePieces;
protected int[] pieces;
protected double valeurFondamentale;

/**
 * Methodes
 */

// Initialisation des attributs
public Information() {
    nombrePieces = 10;
    pieces = new int[nombrePieces];
    valeurFondamentale = 0;
}

// Effectue le tirage aleatoire.
// Chaque piece prend la valeur 0 ou 1
public void tirageAleatoire() {
    for (int i=0; i<nombrePieces; i++)
        pieces[i] = (int) (0.5 + Math.random());
}

// Définit la valeur fondamentale a partir
// de la valeur des pièces
public void definitValeurFondamentale() {
    valeurFondamentale = 0;
    for (int i=0; i<nombrePieces; i++)
        valeurFondamentale += pieces[i];
}
}

```

Figure 12.4. Extrait de code en Java, provenant de la classe Information.java.

12.5. Simulations et exploration

Une fois le modèle informatique implémenté sous forme de code, éventuellement à l'aide d'une plateforme dédiée, le modélisateur peut passer à la phase de simulation et exploration de son modèle.

12.5.1. Premières simulations

Dans notre exemple, nous simulons notre marché stylisé avec $n=9$ pièces et donc 9 traders artificiels, $[I_0 - I_8]$. I_0 adopte la stratégie aléatoire, alors que $[I_1 - I_8]$ choisissent d'utiliser leur information. Nous faisons tourner notre simulation pour l'ensemble des $2^9=512$ tirages possibles des 9 pièces (00000000, 00000001, 00000010, 00000011 ... 11111111), et présentons en Figure 12.5 le profit moyen obtenu par chaque agent au cours de ces tirages.

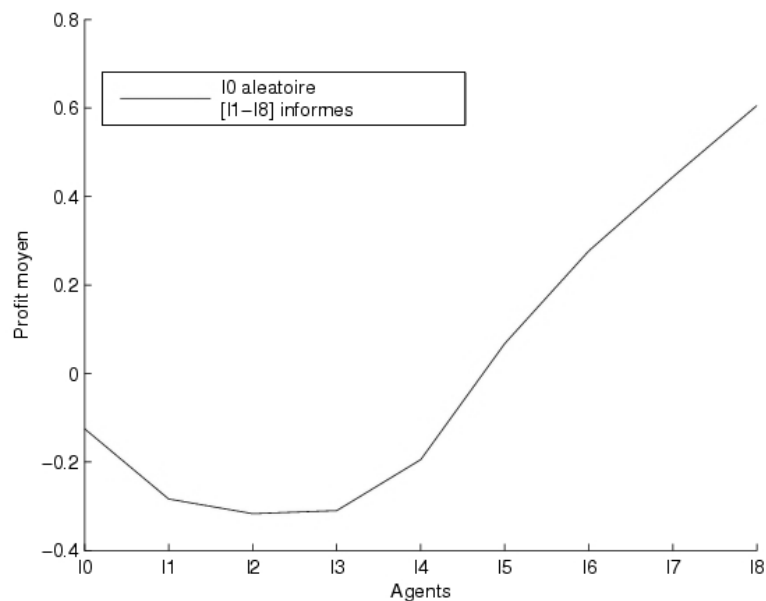


Figure 12.5. Une réalisation typique avec $n=9$ pièces. I_0 adopte la stratégie aléatoire, $[I_1 - I_8]$ adoptent une stratégie informée.

La première observation est que la courbe obtenue s'approche fortement de la courbe théorique prédite en Figure 12.1. Ce modèle vient donc conforter, mais également expliquer l'hypothèse du paradoxe de l'information. En effet, nous

observons bien que les agents les moins informés sont exploités par les plus informés, mais nous pouvons maintenant proposer une explication : l'information disponible sur laquelle les agents peu informés fondent leur estimation s'avère souvent être *biaisée*. Prenons par exemple le trader I_3 ; lorsque le tirage des pièces donne 010101010 , correspondant à une valeur fondamentale $V_k=4$, l'information qui lui est disponible, est représentative du tirage global, ce qui résulte dans une estimation correcte $E_3=4$. En revanche, pour une information disponible 010 identique, le tirage global peut être très différent, comme 010111111 par exemple. Dans ce cas, l'estimation $E_3=4$ sera bien loin de la valeur fondamentale $V_k=7$, bien mieux prédite par les agents informés tels I_7 ($E_7=6$) ou I_8 ($E_8=6.5$).

Les traders peu informés sont donc exploités parce qu'ils basent leur estimation sur une information biaisée. Au contraire, I_0 adoptant une stratégie aléatoire n'est pas soumis à ce biais, et obtient un profit moyen supérieur.

12.5.2. Robustesse des résultats

Tout comme le modélisateur, le lecteur devrait cependant se méfier de tels résultats, fondés sur une seule réalisation de la simulation, un seul jeu d'expériences. Contrairement à la déduction, la simulation ne peut prétendre démontrer ses résultats, et l'observateur sceptique est toujours en droit de poser la question : qu'en est-il des résultats à côté des points simulés ? Ceci d'autant que les modèles de simulation reposent la plupart du temps sur des variables stochastiques, dont les valeurs sont déterminées pendant la simulation par un générateur de nombres aléatoires. Il est donc primordial de tester la robustesse de ses découvertes avant même de s'intéresser à leur analyse. Ceci peut se faire en lançant de nombreuses simulations avec le même jeu de paramètres, mais en changeant la graine du générateur de nombres aléatoires. On obtient alors toute une distribution pour la variable de sortie observée (ici le profit), dont on peut par exemple présenter la valeur moyenne encadrée de barres d'erreur correspondant à un écart-type, afin d'informer le lecteur de la variabilité (ou au contraire de la robustesse) des résultats obtenus au cours des nombreux jeux de simulation.

Nous présentons par exemple en Figure 12.6 les profits moyens obtenus lorsque seul I_0 adopte une stratégie aléatoire, mais nous procédons cette fois à 100 simulations, conservant des conditions initiales identiques et faisant varier la graine du générateur de nombres aléatoires.

L'agent I_0 adoptant une stratégie aléatoire, son profit moyen connaît une plus grande variabilité au cours de ces 100 simulations, ce qui s'exprime ici par des barres d'erreur plus larges. La variabilité du profit des autres traders n'est pas nulle,

car le prix du marché est influencé par les estimations aléatoires de I_0 , ce qui vient perturber légèrement les profits générés.

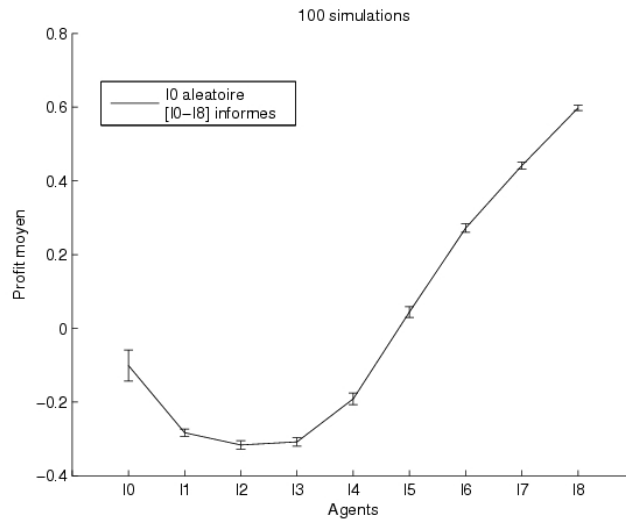


Figure 12.6. Résultats obtenus au cours de 100 simulations, avec la même configuration que dans la Figure 12.5 (I_0 aléatoire). On représente la valeur moyenne de la variable observée (ici le profit), encadrée d'un écart-type de part en part.

Ce simple modèle conceptuel nous a permis de répondre au paradoxe de l'information, et nos résultats apparaissent robustes. La question de recherche principale ayant été adressée, nous pourrions nous arrêter à ce stage ; cependant, l'exploration extensive du modèle lui-même pourrait s'avérer utile.

12.5.3. Exploration du champ des paramètres

L'exploration du champ des paramètres d'un modèle a pour but de mieux le connaître et de poser de nouvelles questions de recherche. Un modèle peut être exploré en faisant varier la valeur de certains paramètres ou certains comportements, voire même certaines équations. Le principe est toujours le même : utiliser la simulation comme un outil exploratoire du modèle, nous permettant de découvrir certains phénomènes, que nous tentons d'expliquer par la suite.

Dans notre exemple, il apparaît rationnel pour les agents peu informés, qui voient I_3 améliorer sa performance moyenne, d'abandonner à leur tour leur stratégie informée et de passer à une stratégie non informée ou aléatoire. Ce phénomène peut être à présent facilement étudié, puisque nous disposons d'ores et déjà d'un

environnement de simulation fonctionnel. Il nous suffit de modifier sensiblement le comportement de certains de nos agents, et de lancer de nouvelles simulations.

Faisant suite à nos simulations initiales, nous faisons à présent varier le comportement d'un agent peu informé comme I_3 qui, s'apercevant que son profit moyen est inférieur à celui de I_0 , décide de ne plus utiliser son information disponible, et d'adopter à la place une stratégie non informée ou une stratégie aléatoire. La Figure 12.7 présente l'évolution des profits moyens lorsque I_3 adopte une stratégie informée, non informée et aléatoire.

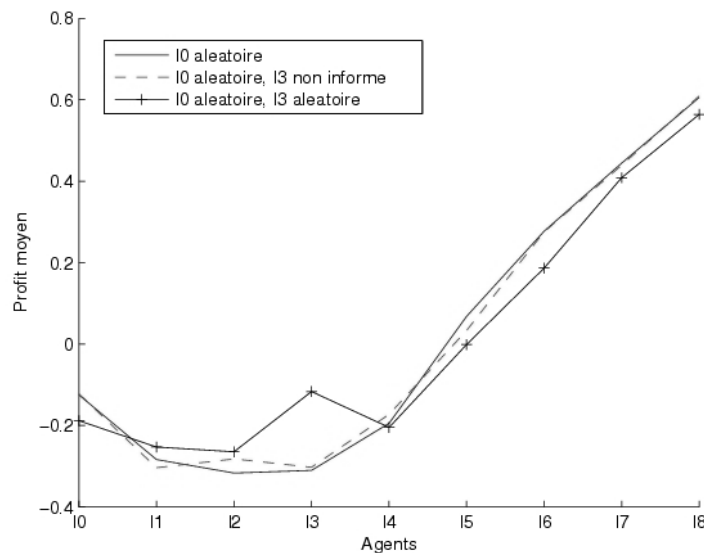


Figure 12.7. L'agent I_3 passe de la stratégie informée à la stratégie non informée, puis aléatoire.

On s'aperçoit ici qu'il n'y a pas de grande différence entre I_3 informé ou non informé, mais qu'il peut cependant améliorer grandement son profit moyen en passant à une stratégie purement aléatoire. Il devient d'ailleurs meilleur que I_4 qui, disposant pourtant d'une information plus complète mais tout aussi biaisée, pourrait être tenté de faire de même. Ceci se fait cependant aux dépens de la communauté des traders dans leur ensemble, puisque le profit moyen général est en recul. Nous renvoyons le lecteur au papier original [HUB 04] pour plus de détails sur cet aspect. Mentionnons simplement l'existence d'un équilibre de Nash dans lequel, une fois que certains agents peu informés sont passés à une stratégie aléatoire, aucun trader ne peut plus augmenter de manière unilatérale son profit moyen en changeant de stratégie. Cet équilibre peut être découvert par le biais de simulations, en faisant

varier le comportement de chaque agent du moins informé au plus informé, de manière systématique.

Il est également possible, très simplement, de changer le cœur même du modèle, en modifiant par exemple le mécanisme de fixation du prix. Au lieu de prendre comme prix du marché l'estimation médiane des participants, permettant ainsi d'équilibrer offre et demande, on pourrait voir ce que donne le modèle lorsqu'on s'écarte de cet équilibre, et utilise l'estimation moyenne des participants comme prix du marché. Cette simple modification, dénuée ici de sens économique, a un impact immédiat sur les profils de profits, comme le montre la Figure 12.8.

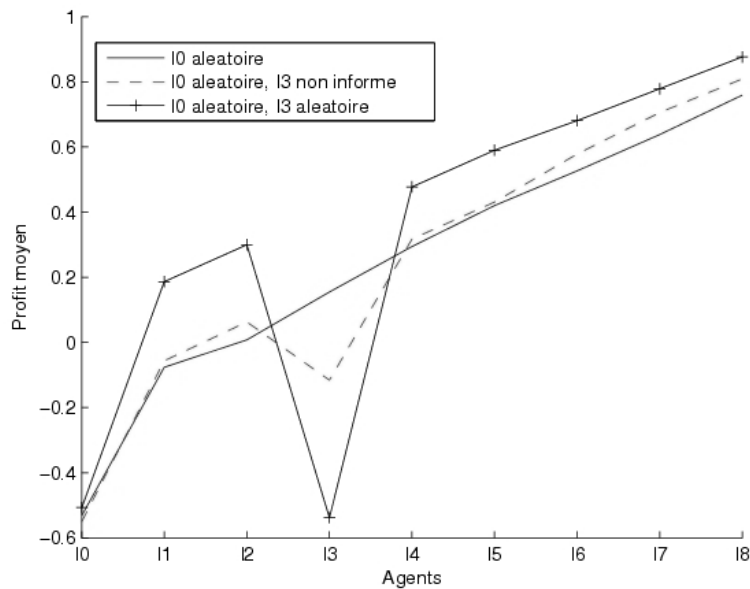


Figure 12.8. *Le prix est à présent défini comme l'estimation moyenne des participants, et non plus l'estimation médiane.*

Avec cette nouvelle définition du prix, il apparaît que les traders ont tout intérêt à utiliser les pièces connues, quel que soit leur niveau d'information. En effet, le profil des profits moyens devient une fonction strictement croissante du niveau d'information lorsque seul I_0 est aléatoire, et par exemple I_3 ne peut que réduire son profit en passant à une stratégie non informée ou aléatoire.

12.6. Conclusion

Ce chapitre peut être vu comme une brève introduction à la conception et à la simulation de systèmes multi-agents. En particulier, nous avons présenté, à travers un simple exemple d'application, les différentes étapes que sera amené à suivre le modélisateur : une fois le cadre théorique établi et les questions de recherche posées, un modèle conceptuel doit être proposé comme outil tentant de répondre à ces questions. Il s'agit alors d'élaborer, à partir de ce modèle conceptuel, un modèle informatique qui, une fois implémenté, pourra être simulé (pour répondre aux questions initiales, avec robustesse) et exploré (pour éventuellement poser de nouvelles questions).

Avant même toute simulation, le passage du cadre théorique au modèle conceptuel, puis au modèle informatique et à son implémentation, forcent le modélisateur à expliciter de nombreux détails et à se poser de nouvelles questions. Loin de constituer un problème, le fait d'avoir ainsi à coucher noir sur blanc l'ensemble des hypothèses du modèle nous apparaît comme un travail des plus salutaires.

Enfin, le modélisateur n'est pas seul, et se trouve accompagné dans sa démarche par toute une panoplie de plateformes logicielles dédiées aux simulations multi-agents, et mettant à sa disposition des outils puissants de conception et de modélisation, quel que soit son niveau initial de programmation. L'avenir des simulations en Sciences Sociales se situe sans doute à la croisée des chemins entre d'une part des plateformes de plus en plus accessibles, complètes et inter-opérables, et d'autre part un minimum de formation des futurs modélisateurs aux concepts de base de la programmation.

12.7. Bibliographie

- [FRI 53] FRIEDMAN M., "The Case for Flexible Exchange Rates", in *Essays in Positive Economics*, Chicago, University of Chicago Press, p.157-203, 1953.
- [GIL 02] GILBERT N., BANKES S., "Platforms and Methods for Agent-based Modeling", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, USA, vol. 99, n°3, p.7199-7200, 2002.
- [GRO 76] GROSSMAN S.J., "On the Efficiency of Competitive Stock Markets Where Trades Have Diverse Information", *Journal of Finance*, vol.31, n°2, p.573-585, 1976.
- [HUB 04] HUBER J., "A contribution to solving an old puzzle: why different trading strategies persist in competitive markets", *Journal of Academy of Business and Economics*, vol.3, p.171-180, 2004.
- [HUB 06] HUBER J., KIRCHLER M., SUTTER M., "Vom Nutzen zusätzlicher Information auf Märkten mit unterschiedlich informierten Händlern - Eine experimentelle Studie", *Zeitschrift für Betriebswirtschaftliche Forschung*, vol.58, p.38-61, 2006.

- [SCH 01] SCHREDELSEKER K., "Is the usefulness approach useful? Some reflections on the utility of public information", in McLeay S., Riccaboni A. (eds.), *Contemporary Issues in Accounting Regulation*, Kluwer, Norwell, MA, p.135-153, 2001.
- [SER 02] SERENKO A., DETLOR B., "Agent Toolkits: A General Overview of the Market and an Assessment of Instructor Satisfaction with Utilizing Toolkits in the Classroom", Working Paper 455, McMaster University, Hamilton, Ontario, Canada, 2002.
- [SIA 98] SI ALHIR S., *UML in a Nutshell*, O'Reilly Editions, 1998.
- [TOB 04] TOBIAS R., HOFMANN C., "Evaluation of free Java-libraries for social-scientific agent based simulation", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.7 n°1, 2004.

12.8. Logiciels, plate-formes, cadres meta-langages

- [1] **MadKit**, une plateforme multi-agent modulaire écrite en Java et construite sur le modèle organisationnel AGR (Agent/Groupe/Rôle): les agents appartiennent à des groupes et y jouent des rôles. MadKit permet une forte hétérogénéité dans les architectures des agents aussi bien que pour les langages de communication, ainsi que plusieurs extensions. <http://www.madkit.org>
- [2] **Mimosa**, une plate-forme de simulation générique offrant aux modélisateurs la possibilité de décrire des dynamiques variées, selon différents points de vue et d'en effectuer la simulation à des fins d'étude d'impact. <http://lil.univ-littoral.fr/Mimosa>
- [3] **Cormas**, un environnement de programmation permettant la construction de modèles de simulation multi-agents, et conçu en particulier pour modéliser la gestion des ressources renouvelables. Il peut ainsi décrire les coordinations entre individus ou entre groupes exploitant des ressources communes. <http://cormas.cirad.fr>
- [4] **Moduleco**, une plateforme multi-agents conçue pour la modélisation de marchés, organisations, phénomènes sociaux et dynamique des populations. Créée par Antoine Beugnard et Denis Phan. Version 1.47, maintenue par Gilles Daniel: <http://www.cs.manchester.ac.uk/ai/public/moduleco> ; version 1.5 plugging MadKit
- [5] **Mobidyc**, un projet informatique qui vise à promouvoir l'usage des modèles individus-centrés comme outil d'accompagnement de la recherche dans le domaine de l'écologie, de la biologie et de l'environnement. <http://www.avignon.inra.fr/mobidyc>
- [6] **SWARM**, une librairie logicielle pour la simulation multi-agent de systèmes complexes conçue pour être un outil utile pour les chercheurs dans l'étude des modèles multi-agents. <http://www.swarm.org>
- [7] **Repast**, une autre boîte à outil agent qui s'est inspiré de plusieurs concepts de la plateforme Swarm, mais qui possède plusieurs versions dans différents langages ainsi que des propriétés adaptatives comme les algorithmes génétiques et la régression. <http://repast.sourceforge.net>

Chapitre 13

Apprentissage dans les modèles multi-agents

13.1. Apprentissage dans les modèles standard et apprentissage dans les modèles multi-agents

La façon dont des humains apprennent, et la définition même de ce qui constitue un apprentissage, sont des questions ouvertes. Leur réponse reste largement spéculative, et il n'existe pas de consensus intra - ou inter - disciplinaire sur ces deux points.

Deux hypothèses sous-tendent la modélisation de l'apprentissage dans les modèles économiques standard : (a) il existe une vraie structure économique, qui est invariante dans le temps ; et (b) les agents économiques peuvent apprendre cette structure dans son intégralité en accumulant suffisamment d'informations, et vont en fait le faire dans un délai relativement court. Les modèles d'anticipation rationnelle, auxquels est souvent attribué le rôle de référence méthodologique, poussent cette vision à l'extrême en considérant des économies où le processus d'apprentissage a déjà abouti. Les agents économiques connaissent la vraie structure de l'économie, dont font par ailleurs partie les connaissances (correctes et exhaustives) des agents.

Cette vision standard de l'apprentissage s'inscrit dans un cadre théorique précis, celui de l'équilibre général. Cette théorie centre son attention sur des équilibres en points fixes, négligeant les processus par lesquels ces équilibres peuvent être atteints en réalité. Dans cette vision des choses une entité atemporelle et a-spatiale, le marché

est supposé (a) traiter à tout moment, instantanément, anonymement, et efficacement, toute l'information disponible ; et (b) la renvoyer sans délai aux agents individuels sous forme de signaux globaux leur permettant de prendre les « bonnes » décisions. Toute action d'un agent, toute modification de son comportement, seront immédiatement prises en compte dans les signaux de marché transmis à tous les agents, et susciteront simultanément des réactions dans l'ensemble de l'économie. En particulier, l'agent à l'origine des signaux est supposé y réagir en même temps que tous les autres agents.

Ainsi, tous les agents reçoivent les mêmes signaux en même temps, où qu'ils se trouvent dans l'économie et quels que soient les autres agents avec lesquels ils sont concrètement en relation. Par ailleurs, afin de pouvoir obtenir des solutions analytiques, il est pratique courante de supposer que les différents agents d'un même type sont suffisamment semblables pour pouvoir être agrégés en un *agent représentatif* dont le comportement mimique, à une échelle plus grande, celui de chaque agent du groupe. Si l'on fait de plus l'hypothèse que les préférences des agents ne changent pas à travers le temps et qu'ils ont une capacité de calcul sans coût illimitée, il devient relativement raisonnable de supposer qu'il existe une vraie structure invariante de l'économie qui peut être apprise relativement vite.

Par contraste, les modèles multi-agents prennent en compte explicitement le fait qu'en réalité les différents agents interagissent *localement*. L'information engendrée par les actions d'un agent n'est pas immédiatement répercutée à tous. Elle se transmet lentement, d'agent à agent. Ceci a de nombreuses implications fortes. En particulier :

- Contrairement aux conclusions obtenues en équilibre général standard, les conséquences, locales et globales, des décisions d'un agent ne dépendent pas uniquement des conditions moyennes ou agrégées dans l'ensemble de l'économie. Elles sont aussi fonction (à court et typiquement même à long terme) du fin détail des situations individuelles des agents et de la structure du réseau d'interactions entre agents. Même si tous les agents ont des préférences et dotations identiques, le concept d'agent représentatif ne peut plus être utilisé. Chaque agent diffère par son expérience, l'information dont il dispose, et sa position dans l'économie.
- Ainsi, deux agents qui utilisent en même temps la même stratégie dans la même économie peuvent obtenir l'un d'excellents, l'autre de très mauvais résultats. Vendre de la sole le jour de Noël peut cette année enrichir les poissonniers de Dieppe et appauvrir ceux de Marseille, et vice versa l'an prochain. Une stratégie qui a longtemps donné de bons résultats pour certains ou même pour tous les agents peut à un moment donné devenir mauvaise, même si l'économie n'a pas connu entre-temps de changement fondamental au niveau des valeurs agrégées. En particulier, une stratégie peut donner de bons résultats tant qu'elle n'est utilisée que par peu d'agents et perdre de sa valeur si elle est trop imitée.

- Dans ce cadre d'analyse, le monde peut converger vers une situation stable et facile à prédire. Plus probablement cependant, il restera fondamentalement fluctuant et imprédictible, reflétant la co-évolution des comportements et situations individuels et de l'environnement dans lesquels ceux-ci se développent. Il y aura sans doute des périodes où des régularités seront reconnaissables, où la prédiction sera possible. Mais ces régularités seront en général locales, destinées à être remplacées à une date imprévisible par des développements futurs tout autant imprévisibles.

Dans un modèle multi-agents, l'apprentissage apparaît ainsi comme une recherche *locale* pour des opportunités *locales*, qui aboutit à des découvertes ou solutions perpétuellement remises en question. Ce qui est approprié ici aujourd'hui ne le sera pas demain, ou là bas. Même si un comportement globalement optimal devait exister, il ne pourrait être reconnu dans un laps de temps raisonnable.

«Learning is then basically a way to locally cope with a changing world. However, the cause of the change in the world is partly the learning process itself. There is a change in the perception of the underlying circumstances (learning), but this causes a change in these underlying circumstances as well.

Thus, agents can believe they learn. But this learning will largely be spurious. In any case, it is undistinguishable from some sort of reinforcement, including rule selection through GA, neural net, etc.» [EPS 96].

Le site Web de référence sur la modélisation multi-agents en économie, créé et maintenu par Leigh Tesfatsion, est : <http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm>. Les « *Notes on learning* » de Leigh Tesfatsion [TES 04], qui peuvent être trouvées sur ce site, constituent tant une source d'inspiration qu'un complément au présent chapitre. Une excellente et ludique introduction à la modélisation multi-agents et aux points effleurés ci-dessus est [EPS 96].

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans la section [13.2.], nous présentons brièvement une typologie de différents types d'apprentissage et évoquons quelques approches de modélisation standard. Les sections suivantes présentent en plus de détail l'un des plus puissants outils disponibles pour modéliser les phénomènes d'apprentissage dans un contexte multi-agents – les algorithmes génétiques [Section 13.4] en association avec les systèmes de classificateurs section [13.3]. La section [13.5.] offre une liste de ressources pour l'utilisation d'algorithmes génétiques.

13.2. Typologie des apprentissages

Comme on peut le constater aisément en consultant un ouvrage de référence tel que [BRE 99], le concept d'apprentissage n'a pas de définition univoque en économie. Différents auteurs, différentes écoles, d'autres disciplines telles que la

psychologie ou l'informatique lui attachent des connotations diverses, souvent assez floues. Notre but dans cette section est de présenter succinctement quelques définitions fondamentales et généralement admises.

Une première distinction d'importance est celle entre *apprentissage individuel*, *apprentissage social*, et *évolution* :

Apprentissage individuel : modification du comportement d'un agent économique qui est basée uniquement sur les propres expériences de l'agent.

Apprentissage social : modification du comportement d'un agent qui prend en compte les expériences d'autres agents. Typiquement, un modèle d'apprentissage social suppose qu'un agent tend à imiter le comportement d'autres agents – la probabilité qu'il adopte une stratégie donnée étant typiquement une fonction croissante des gains (monétaires ou non) moyens obtenus par les agents qui la suivent déjà.

Evolution : modification de la *composition* de la population par élimination des agents dont les performances se révèlent *localement* mauvaises. Le mot localement a été mis en italique pour rappeler que dans un modèle multi-agents le succès d'une stratégie dépend de l'instant et de l'endroit précis où elle est appliquée.

Une autre distinction est traditionnellement faite entre apprentissage *adaptatif* (*backward looking*) et apprentissage *anticipatif* (*forward looking*).

Apprentissage adaptatif : les agents modifient leur comportement sur la base d'une analyse du succès relatif des actions prises dans le passé. Ils ne font pas d'efforts pour « améliorer » leur environnement.

Apprentissage anticipatif : les agents utilisent un modèle de leur environnement pour *prédire*, sous forme probabiliste typiquement, les conséquences de comportements différents: « Si j'agis de cette façon maintenant, j'obtiendrai probablement ce résultat dans le futur » et modifient leur comportement sur la base de ces prédictions.

Il faut souligner qu'il n'est pas certain qu'un comportement plus anticipatif soit toujours favorable pour l'agent. Des règles de comportement simples se révèlent souvent plus avantageuses. En particulier, anticiper nécessite des calculs importants. Si les calculs sont coûteux, il peut être plus favorable pour l'agent de prendre des décisions basées sur des règles de comportement simples que sur un modèle d'anticipation complexe. Diverses réserves d'ordre méthodologique peuvent par ailleurs être faites vis à vis de l'utilisation de règles trop anticipatrices. Les calculs nécessaires peuvent être trop complexes pour être réalistes. Des régressions infinies

sont possibles si les agents prennent en compte leurs anticipations dans le modèle qu'ils utilisent. Ceci peut exclure une formation constructive des anticipations, et obliger à se contenter de les définir comme équilibres en points fixes etc.. Voir [HEI 88] pour une dissertation motivante sur des thèmes connexes.

Quel que soit le niveau d'anticipation retenu, un apprentissage réussi exige un bon équilibre entre *exploitation* et *exploration*. Une fois qu'une stratégie qui semble suffisamment efficace a été trouvée, faut-il l'exploiter (l'utiliser) ? Ou faut-il continuer à explorer, c'est-à-dire à rechercher d'autres stratégies potentiellement meilleures ? L'abandon, même temporaire, d'une bonne stratégie est presque certainement coûteux, au moins à court terme. Mais ne pas explorer implique le risque de perdre les gains supplémentaires. La détermination du meilleur compromis est extrêmement difficile même dans le cas de problèmes d'optimisation dynamique bien posés, pour peu qu'ils soient tant soit peu complexes [WIT 75]. Elle semble illusoire dans un contexte d'apprentissage multi-agents. Nous verrons cependant qu'il peut être possible de trouver des compromis satisfaisants.

La recherche en modélisation multi-agents utilise de nombreux formalismes pour représenter les phénomènes d'apprentissage. La plupart sont du type *renforcement* : ils modélisent l'intuition qu'un agent aura tendance à utiliser une action plus fréquemment si elle a été associée à de bons résultats dans le passé, et moins fréquemment dans le cas inverse. Un modèle de renforcement suppose que les agents construisent des règles de comportement du type « Si – Alors » : si cet événement se produit, alors il faut prendre cette action. L'approche trouve ses racines dans les modèles expérimentaux simples de prédiction binaire utilisés depuis plus de cinquante ans en psychologie [BUS 55]. Le cadre expérimental typique auquel ils se réfèrent comprend en général deux leviers surmontés de deux lampes. Un signal indique au sujet qu'il doit prendre une décision – appuyer sur l'un ou l'autre levier. Après qu'il l'ait fait, l'une des deux lampes s'allume. Le sujet reçoit une récompense s'il a choisi le levier situé en dessous de la lampe qui s'est allumée⁵⁹.

La situation que nous venons de décrire est très simple car il y a une association immédiate et directe entre action et récompense. On parlera de renforcement *direct*. En réalité, cependant, le renforcement sera le plus souvent *séquentiel* : les gains associés à une action ne seront connus que plus tard, possiblement après un délai

⁵⁹ Supposons que les deux lampes Rouge et Vert s'allument avec des probabilités différentes, disons, 70% et 30%. La meilleure stratégie est de choisir Rouge à chaque répétition. De très nombreuses expériences montrent que les sujets humains ne suivent pas cette stratégie mais tendent à choisir Rouge dans 70% et Vert dans 30% des cas – un résultat connu sous le nom de *probability matching theorem*. Ce résultat apparemment irrationnel peut cependant être interprété comme un compromis entre exploitation, choisir Rouge, et exploration, essayer Vert, voir ci-dessus.

variable. Par ailleurs d'autres facteurs peuvent influencer ces gains, (actions d'autres agents, chocs exogènes, ...). En trois mots, l'agent peut avoir de grandes difficultés à reconnaître le lien entre son action et ses gains. Ceci crée un problème d'*assignation* des gains à l'action, que nous retrouverons plus tard dans ce chapitre.

Parmi les très nombreux modèles de renforcement les plus utilisés en modélisation multi-agents, un des plus simples est l'algorithme *Derivative-Follower* de [GRE 99], dont le champ d'application est restreint aux recherches sur une dimension. Le *Q-Learning* de [WAT 89] est approprié aux cas où l'agent cherche à résoudre au mieux un problème du type programmation dynamique. Directement inspirés par les travaux en psychologie de [BUS 55] sont les algorithmes de [ROT 95], [ERE 98]. Une des plus puissantes et plus prometteuses approches est cependant celle des *algorithmes génétiques*, possiblement associés avec des *systèmes de classificateurs*, qui font l'objet du reste de ce chapitre.

13.3. Systèmes de classificateurs

Les *systèmes de classificateurs* (CS), [HOL 75], sont des mécanismes de décision fondés sur un ensemble fixe de règles. Chacune de ces règles rend possible une action précise (la *sortie*) lorsque l'information reçue par le CS (l'*entrée*) satisfait à certaines *conditions* prédéfinies. Un CS sera en général utilisé de façon répétée dans un environnement qui est affecté par les actions réellement effectuées. Typiquement, le CS reçoit dans chaque période des *gains* après qu'il ait réalisé une action. Typiquement aussi, la modification de l'environnement influence les signaux et les gains que le CS recevra dans le futur. Le CS reçoit un signal de l'environnement, effectue une action qui modifie l'environnement, réalise un gain qui dépend, directement ou indirectement de cette modification de l'environnement, reçoit un nouveau signal, et ainsi de suite. On reconnaît immédiatement que cette structure apparaît appropriée pour décrire de nombreuses situations socio-économiques, avec une réserve cependant : les agents qui prennent des *actions* différentes de période en période en fonction des informations qu'ils reçoivent, mais ne modifient jamais leur *comportement*, c'est-à-dire leur façon d'interpréter une même information et d'y réagir. Le comportement modélisé avec un CS est mécanique, il n'y a pas d'apprentissage.

Afin qu'un CS puisse être facilement implémenté numériquement, les signaux d'entrée et de sortie sont typiquement codés comme des chaînes binaires (chaînes de 0 et 1) ou d'entiers. Le codage/décodage de ces chaînes n'est pas essentiel au fonctionnement du CS. Il s'agit d'une opération technique qui permet d'écrire sous forme appropriée pour un traitement par ordinateur les entrées et sorties de l'objet réel ou théorique d'intérêt. Le codage implique une discrétisation de l'espace d'entrée et de l'espace de sortie. Ces points seront repris dans la section sur les algorithmes génétiques.

Le fonctionnement d'un CS peut avantageusement être présenté à l'aide de la Figure 13.1., tirée de [BRE 99]. La partie chiffre de la figure est à lire ligne par ligne. Le symbole # veut dire « 0 ou 1 ».

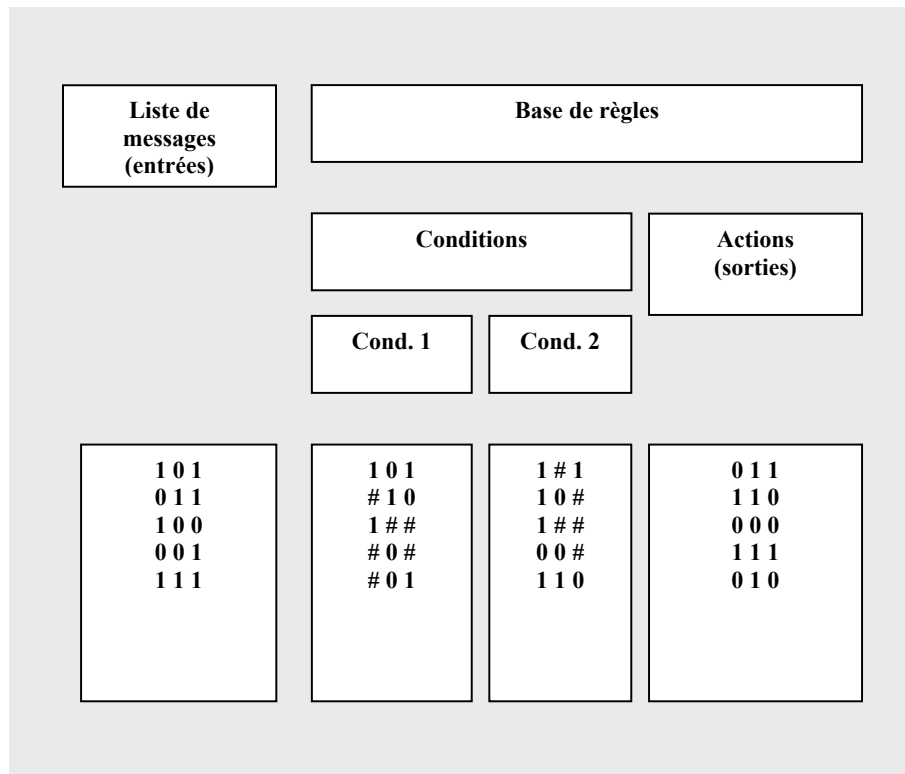


Figure 13.1. Liste de messages et base de règles d'un CS.

La *liste de messages* décrit (sous forme codée) l'information reçue par le système. Chaque ligne de la liste de messages correspond à un élément particulier d'information. La base de règles contient sur chaque ligne une liste de *conditions* qui doivent être simultanément satisfaites pour que l'*action* indiquée à droite de la ligne soit prise en considération comme *candidate* pour l'action à prendre. Formellement, une condition est satisfaite si, modulo #, elle a la même syntaxe que le message correspondant. Sur la première ligne de la figure 13.1., le message est 101. Les conditions correspondantes, 101 et 1#1, sont toutes deux satisfaites. L'action 011 est donc incluse dans la liste des actions potentiellement possibles. Comme nous le verrons encore, elle ne sera cependant pas nécessairement réalisée. En langage courant cette première ligne pourrait signifier « la température est supérieure à 30 degrés » (message), « si la température est supérieure à 30 degrés » (condition 1) et « si la température est supérieure à 20 degrés et il ne pleut pas » (condition 2),

« achète des glaces » (action). Des extensions immédiates de ce schéma de base peuvent être utilisées pour traiter des raffinements telles que l'introduction de délais entre la réception d'un message et la réaction à ce message (délais de compréhension, d'implémentation, etc).

Plus spécifiquement, un CS :

- compare l'information reçue avec les conditions de sa base, ligne par ligne. Comme déjà indiqué, une condition est satisfaite si le message est identique à la condition, modulo #. Dans le graphique ci-dessus, les conditions des 1ère, 3ème et 4ème lignes sont satisfaites ;

- les règles dont toutes les conditions sont satisfaites sont candidates pour une action ;

- s'il y a plus d'un candidat, le CS en choisit un aléatoirement, utilisant comme poids la *force* et la *spécificité* de la règle.

La force d'une règle est définie comme le gain relatif obtenu en utilisant la règle. Si l'environnement est complexe, il peut être difficile de déterminer ce succès relatif. Entre autres, l'application d'une règle peut n'influencer les gains qu'indirectement, après un délai, ou encore dépendre de l'ensemble des règles utilisées pendant un certain intervalle de temps. Le CS doit apprendre à reconnaître les règles qui contribuent au succès du système et à leur *assigner* correctement les gains obtenus. Un algorithme standard pour ce faire est le *bucket brigade algorithm*, [HOL 75].

La spécificité d'une règle est l'inverse du nombre de # dans la règle. Une règle peu spécifique recommande l'action qui lui est associée pour une très grande variété de messages et est généralement moins performante qu'une règle plus spécifique, qui discrimine plus entre les différents messages possibles. Il apparaît ainsi raisonnable de la défavoriser par rapport à une règle plus spécifique.

Comme nous l'avons déjà remarqué, les CSs se prêtent bien à la modélisation des nombreuses situations en socio-économie où des agents prennent des décisions sur la base d'informations qu'ils reçoivent de leur environnement, et influencent cet environnement par leurs décisions. Ils ne peuvent cependant capturer les phénomènes d'apprentissage. Un des moyens d'introduire de l'apprentissage dans le modèle est d'utiliser des *algorithmes génétiques* pour rechercher de meilleures règles ou pour recombinaison de bons CSs pour en produire d'encore meilleurs. Ces algorithmes sont présentés dans la section suivante.

La Figure 13.2 qui suit [BRE 99], illustre la relation entre un CS et son environnement et le processus d'apprentissage.

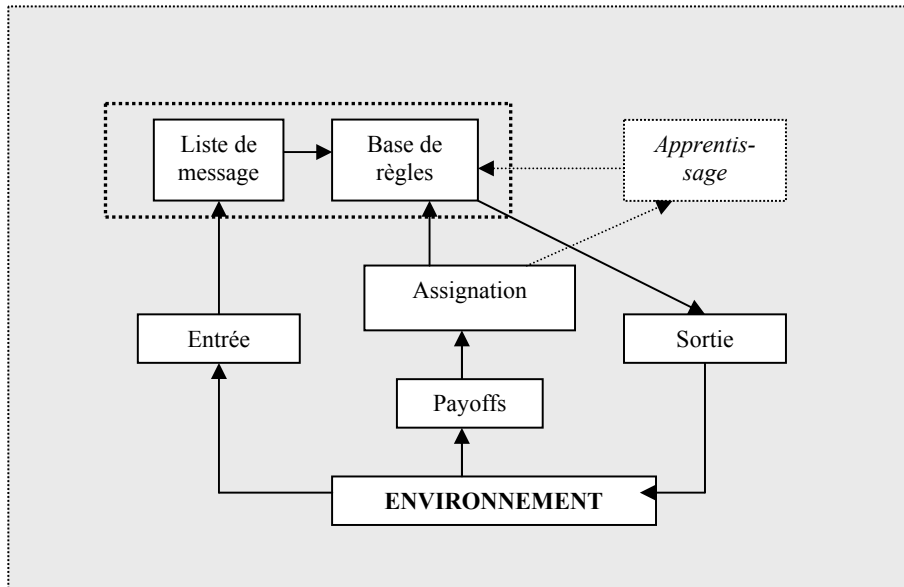


Figure 13.2. Un système de classificateurs et sa relation avec l'environnement.

13.4. Algorithmes génétiques

Les *algorithmes génétiques* ou *GAs*, dus à [HOL 75], sont des procédures de recherche numérique sur des paysages de grandes dimensions et/ou compliqués. Ils se sont en particulier révélés efficaces pour traiter des situations, souvent rencontrées en modélisation multi-agents, où la structure même du problème d'intérêt change à travers le temps. Une de leurs caractéristiques les plus importantes, qui explique leur efficacité et qui sera discutée par la suite, est le fait qu'ils sont *massivement parallèles*. Nous ne présentons ici que les idées de bases sous-tendant un algorithme génétique simple, faisant abstraction des nombreuses variantes et raffinements que l'on peut trouver dans la littérature. Voir [MIT 96] pour une introduction avancée, et aussi [VAL 04] pour une introduction en français, où diverses applications économiques sont mentionnées. Les GAs constituent la forme la plus populaire d'*algorithmes évolutionnaires*, lesquels comprennent aussi la *programmation génétique* [KOZ 92], [KOZ 99], [BAN 97], les *stratégies évolutionnistes*, et la *programmation évolutionnaire* [BIE 95], qui ne seront pas discutées ici. Dans tous les cas, il s'agit de procédures qui imitent l'évolution biologique où une population d'individus est soumise à diverses transformations au cours desquelles des individus ou leurs « gènes » se battent pour leur survie.

Pour introduire la logique qui sous-tend un algorithme génétique, considérons le problème d'optimisation suivant. Supposons que nous cherchions le maximum global x^* d'une fonction $y = f(x)$ d'un vecteur x sur un domaine compact D . Pour rendre l'exemple intéressant, supposons que le graphe de cette fonction, c'est-à-dire le *paysage* que nous voulons explorer, soit compliqué dans le sens où il comprend entre autres de nombreux minima et maxima locaux et n'est pas toujours différentiable. Pour reprendre une image de Holland, faisons l'hypothèse qu'il ne consiste pas seulement de pics et de vallées, mais aussi de ponts, de tunnels, et autres structures complexes. Si le domaine D est compact, il est nécessaire de le discrétiser afin de pouvoir l'explorer numériquement. Soit D' la discrétisation de D retenue, et soit $x^{*'}$ le maximum de $f(x)$ sur D' . Après discrétisation, chaque point de D' peut être exprimé par une *chaîne* binaire, c'est-à-dire par une succession de 0 et de 1 de longueur donnée. Si les éléments de D sont des points dans un espace cartésien, chaque chaîne représentera ainsi les coordonnées d'un point x . En codage binaire, le nombre maximum de points x que l'on peut représenter par des chaînes de longueur n est de 2^n . La longueur de la chaîne nécessaire pour encoder tous les points de D' , c'est-à-dire pour les représenter chacun par une chaîne différente, dépend ainsi de la cardinalité de D' . En d'autres termes, la précision du codage et la qualité potentielle de la solution en termes du problème original (non discrétisé) augmentent avec la longueur des chaînes utilisées. Trouver le $x^{*'}$ qui maximise $f(x)$ sur D' revient ainsi à trouver la ou les meilleures dans un ensemble de chaînes binaires décrivant tous les points en D' . Si la cardinalité de D' est très grande, il sera pratiquement impossible de procéder par comparaison directe de tous les points de D' . Pour trouver le maximum global x^* (où plus précisément : pour trouver *presque sûrement* un point qui lui soit *très proche*) un GA commence par générer de façon aléatoire une population initiale $X(0)$ de solutions potentielles du problème, c'est-à-dire de chaînes $x'(0), x''(0), x'''(0) \in D'$. A chacun des éléments de la population initiale correspond une valeur $f(.)$ plus ou moins élevée de la fonction objectif. L'algorithme génétique va itérativement remplacer la population initiale par des populations $X(1), X(2), \dots$, en cherchant à chaque itération (a) à augmenter la proportion de chaînes pour lesquelles $f(.)$ atteint des valeurs élevées ; et (b) à introduire dans la population d'autres chaînes correspondants à des valeurs encore plus élevées de $f(.)$. La taille de la population initiale doit être beaucoup plus petite que la cardinalité de D' afin que l'utilisation de l'algorithme présente un avantage comparée à une recherche directe. Elle doit cependant être suffisante pour que l'algorithme puisse explorer de façon efficace et robuste la quasi-intégralité de D' .

Plus spécifiquement, un algorithme génétique cherche à améliorer itérativement les caractéristiques d'une *population* de taille constante de *chaînes* de longueur donnée de *caractères* $a_i \in A$, où A est un ensemble fini :

$$a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4 \quad a_5$$

Par analogie avec les objets et phénomènes biologiques qui ont inspiré les GAs, les chaînes sont communément appelées *chromosomes*, les caractères *gènes*. Très souvent, les symboles a_i seront des entiers, en particulier des 0 ou 1 (*codage binaire*). Un système de codage/décodage associe à chaque chromosome un et un seul élément du problème concret d'intérêt (dans le cadre de notre exemple introductif de problème d'optimisation, cet élément était une valeur de x), et vice-versa. Le codage n'est pas en lui-même un élément du GA. Il s'agit d'une procédure annexe qui met les objets d'intérêt sous une forme appropriée à leur traitement par un ordinateur. Cependant, le choix de codage n'est pas neutre. Il structure le paysage sur lequel s'effectue la recherche, et influence l'efficacité de cette recherche. Voir par exemple [GOL 89] [ANT 89] [GRE 89].

L'ensemble de tous les chromosomes pouvant être formés à l'aide de l'*alphabet* A forme l'*espace de recherche*, typiquement très grand. A longueur égale des chromosomes, un alphabet riche augmente la cardinalité de l'espace de recherche. Si les chromosomes sont définis comme des chaînes de n éléments pouvant chacun prendre m valeurs distinctes a_i , l'espace de recherche sera de dimension m^n . Bien que de nombreux auteurs recommandent l'utilisation d'un alphabet binaire (cf. le « principe de l'alphabet minimal », [GOL 89]), la taille de l'alphabet la plus efficace dans un contexte donné reste une question ouverte.

La qualité des différents chromosomes dans le contexte du problème spécifique étudié est évaluée par une fonction scalaire, la *fonction d'aptitude*. Dans le cadre de notre exemple introductif, il pouvait apparaître naturel de définir un chromosome comme représentant les coordonnées d'un point $x \in D$ et d'identifier la fonction d'aptitude avec la fonction objectif $f(x)$ (en pratique, cependant, on préférera souvent travailler avec des fonctions dérivées). Dans un contexte multi-agents, typiquement :

- chaque chromosome peut représenter une règle de comportement possible pour un même individu. La fonction $f(x)$ évaluera alors la valeur de chaque règle pour satisfaire les buts de l'individu ;
- alternativement, chaque chromosome peut représenter un individu différent. La fonction d'aptitude mesurera alors la capacité de l'individu à survivre et à avoir du succès dans le monde artificiel défini par le GA.

Si un chromosome représente un *individu*, le GA modélise un processus d'évolution, car certains individus disparaissent d'itération en itération tandis que de nouveaux individus apparaissent. Si une chaîne représente une *règle de comportement*, le GA modélise un processus d'apprentissage, car seules les caractéristiques des agents changent, et non la population elle-même. Les GAs peuvent ainsi être utilisés pour modéliser aussi bien des phénomènes d'évolution que des processus d'apprentissage.

L'algorithme commence par générer une population initiale de chromosomes, de façon aléatoire ou heuristique (initialisation). Ceci fait :

- il *évalue* l'aptitude de chaque chromosome dans la population.
- il *sélectionne* les chromosomes les plus aptes.
- il *reproduit* une partie des chromosomes sélectionnés à l'identique ; et, pour la partie restante :
 - il applique les *opérateurs génétiques*, qui seront présentés ci-dessous, pour créer de nouveaux chromosomes.

Cette procédure est répétée itérativement jusqu'à ce qu'un critère de fin soit satisfait. L'algorithme peut être représenté sous la forme d'un pseudo code, où $P(t)$ est la population à l'itération t :

```

Begin
     $t = 0$ 
    Initialise  $P(t)$ 
    Évalue  $P(t)$ 
    Si  $\{t, P(t)\}$  ne satisfait pas le critère de fin
    Begin
         $t = t + 1$ 
        sélectionne  $P(t)$  de  $P(t-1)$ 
        applique les opérateurs génétiques à des éléments de  $P(t)$ 
        évalue  $P(t)$ 
    end
end.
```

Plus spécifiquement, la *sélection* choisit parmi les chromosomes présents dans la population courante ceux qui auront des descendants. De nombreuses procédures de sélection sont utilisées en pratique, une des plus simples étant celle de la sélection proportionnelle à l'aptitude, plus connue sous le nom de *roulette wheel selection*. Avec ce mécanisme, on remplace la population courante de N chromosomes par la population de même taille obtenue par une succession de N tirages aléatoires *avec remplacement* dans la population originale. A chaque tirage, la probabilité π_i qu'un chromosome i soit sélectionné est choisie égale à son aptitude relative :

$$\pi_i = F_i / \sum_{j=1}^N F_j \quad [13.1]$$

Ce mécanisme implique qu'un même chromosome ait une probabilité non nulle d'être sélectionné plus d'une fois et de se retrouver en plus d'exemplaires dans la sélection que dans la population originale. Cette probabilité croît avec l'aptitude relative du chromosome. Ainsi, la sélection ne détermine pas seulement la syntaxe des chromosomes retenus comme parents de la génération future, mais aussi la fréquence relative avec laquelle un chromosome de syntaxe donnée apparaît dans le réservoir de parents.

La *roulette wheel selection* est en général appropriée lorsque la taille de la population est grande : la loi des grands nombres assure que les chromosomes sélectionnés auront presque sûrement une aptitude moyenne supérieure à celle de la population de départ. Lorsqu'elle est petite, cependant, la probabilité qu'une succession de tirages défavorables entraîne une baisse d'aptitude moyenne n'est pas négligeable. Dans ce cas, on aura de préférence recours à d'autres méthodes de sélection, telles que le *tournoi*. Dans le *tournoi bilatéral* par exemple, on choisit au hasard des paires de chromosomes dans la population courante et ne laisse survivre que le plus apte des deux. La procédure est répétée jusqu'à ce que l'on ait sélectionné un nombre suffisant d'ascendants pour la prochaine génération. De cette façon, on assure qu'à terme les chromosomes les moins performants ne seront *de facto* jamais reproduits.

En tout état de cause, le choix de la méthode de sélection a des conséquences importantes pour l'arbitrage entre *exploitation* et *exploration*, car elle détermine à la fois l'aptitude moyenne et la « diversité génétique » des chromosomes retenus pour engendrer la génération suivante.

Comme nous l'avons vu, la population obtenue après sélection tend à avoir une aptitude moyenne supérieure à celle de la population de départ. À elle seule cependant, la sélection ne peut pas introduire de nouveaux individus dans la population, c'est-à-dire qu'elle ne peut pas trouver de points dans l'espace de recherche qui ne soient pas contenus dans la population initiale. Si l'on utilisait seulement des mécanismes de sélection, on pourrait uniquement *exploiter* la population initiale. Or, cette population initiale est typiquement très petite comparée à l'ensemble de toutes les possibilités. Il est donc nécessaire d'*explorer* des portions de l'espace de recherche qui ne sont pas couvertes par la population initiale. Les *opérateurs génétiques* permettent de le faire. Il y a deux opérateurs standard :

- croisement ;
- mutation.

Le croisement consiste à choisir au hasard deux chromosomes, les parents, et les remplacer par des descendants (les enfants) obtenus en échangeant certaines parties des deux chromosomes. Un mécanisme de croisement simple consiste à choisir au

hasard un point de croisement (indiqué par | ci-dessous) sur les parents **a** et **b**, et à échanger leurs queues :

a ₁	a ₂	a ₃		a ₄	a ₅
b ₁	b ₂	b ₃		b ₄	b ₅
→					
a ₁	a ₂	a ₃		b ₄	b ₅
b ₁	b ₂	b ₃		a ₄	a ₅

Chaque enfant sera normalement différent de ses parents, mais gardera certaines de leurs caractéristiques. Avec une forte probabilité, l'aptitude d'au moins un enfant sera supérieure ou égale à celle de n'importe lequel de ses parents. Par la suite, les mécanismes de sélection inhérents au GA assureront que les enfants très aptes auront une forte probabilité de se reproduire et de transmettre leur bagage génétique à de futures générations, tandis que les enfants moins aptes tendront à rester sans descendance. Seulement une partie de la population, cependant, se reproduit par croisement. Les chromosomes qui ne participent pas au processus de croisement se retrouvent inchangés à la génération suivante. On dit qu'il y a *réplication* du chromosome.

La mutation consiste à modifier des gènes individuels au hasard, avec une probabilité généralement faible :

a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅
→				
a ₁	a ₂	a ₃	ã ₄	a ₅

Elle provoque la création aléatoire de nouveaux chromosomes qui ne sont pas de simples recombinaisons d'éléments existants. Ainsi, la mutation aide à maintenir une diversité génétique suffisante et évite que l'algorithme ne se bloque sur un optimum local en le forçant à explorer en permanence de nouvelles parties de l'espace de recherche.

Dans son travail pionnier, [ARI 94] montre que, dans le cas d'un modèle cobweb avec apprentissage modélisé à l'aide de GAs, une convergence stricte vers l'équilibre sous anticipations rationnelles nécessitait l'utilisation d'un autre opérateur génétique, l'*élection*. L'*élection* force des chromosomes qui sont très aptes à survivre pour des périodes de temps prolongées. Cet opérateur est de plus en plus utilisé dans des contextes socio-économiques.

Comme [DAW 99] le remarque, les concepts de réplication, mutation, et sélection, présentent une analogie certaine avec des éléments cruciaux de l'évolution

sociale, l'imitation, la variation, et la sélection par abandon. Ceci explique, en partie, la grande popularité des GAs en modélisation multi-agents.

Un algorithme génétique étant une procédure de recherche aléatoire, il est difficile de formuler un critère de convergence formel. En particulier, la solution peut rester longtemps statique ou peut même se détériorer avant qu'un nouveau chromosome supérieur n'émerge. Pour cette raison, les *critères de fin* usuellement employés sont le nombre de générations, ou un niveau suffisant de convergence au niveau du génotype (la plupart des chromosomes sont identiques) ou du phénotype (les chromosomes sont différents, mais ont la même aptitude). La confiance dans les résultats peut être augmentée en faisant tourner plusieurs fois le même GA vérifiant qu'il converge vers des solutions approximativement équivalentes.

Le fonctionnement d'un algorithme génétique est représenté de manière schématique sur la figure 13.1, et illustré par l'exemple très simplifié suivant, adapté de [MIT 96]. Considérons un GA avec une population de 4 chromosomes de longueur 8 en codage binaire (en applications réelles, on rencontrera des valeurs bien plus importantes pour ces deux paramètres, de l'ordre de 50 à 1000). L'aptitude d'un chromosome est égale à la somme des caractères dans le chromosome. La population initiale $X(0) = \{x_1(0), x_2(0), x_3(0), x_4(0)\}$, générée par un mécanisme stochastique, est supposée donnée par :

	Chromosome	Aptitude
$x_1(0)$	0 0 0 0 0 1 1 0	2
$x_2(0)$	1 1 1 0 1 1 1 0	6
$x_3(0)$	0 0 1 0 0 0 0 0	1
$x_4(0)$	0 0 1 1 0 1 0 0	3

Supposons que le GA utilise un mécanisme de *roulette wheel selection*. Cela implique qu'il effectue 4 tirages successifs sur la population $X(0)$. A chaque tirage, la probabilité de tirer $x_1(0)$ est de $2/(2 + 6 + 1 + 3) = 1/6$, celle de tirer $x_2(0)$ de $6/(2 + 6 + 1 + 3) = 1/2$, etc.. Supposons que le résultat des tirages soit $\{x_2(0), x_3(0), x_2(0), x_4(0)\}$. Les chromosomes ainsi *sélectionnés*, qui ne comprennent pas $x_1(0)$, forment le réservoir de parents pour la nouvelle population. Le GA forme au hasard des paires entre ces chromosomes, par exemple $\{x_2(0), x_4(0)\}$ et $\{x_2(0), x_3(0)\}$. Chacune de ces paires va être *croisée* avec une probabilité donnée, disons 0.7, le site de croisement étant lui-même choisi de façon aléatoire. Supposons ici que seule la paire $\{x_2(0), x_4(0)\}$ est croisée, avec site de croisement entre le second et le troisième caractère. Ceci donne deux enfants, 10110100 et 01101110, qui remplacent leurs parents. Les chromosomes de la paire $\{x_2(0), x_3(0)\}$, n'étant pas sujets à un croisement, sont *répliqués* à l'identique. Une fois que le croisement est effectué, la *mutation* prend place. Nous faisons l'hypothèse ici qu'elle touche le premier enfant, en position 6, pour donner 10110000, et la réplique de $x_2(0)$, en position 1, donnant

01101110. La nouvelle population après sélection, croisement, répliation, et mutation, est ainsi (l'ordre dans lequel sont placés les chromosomes est arbitraire) :

Chromosome	Aptitude
$x_1(l)$ 1 0 1 1 0 0 0 0	3
$x_2(l)$ 0 1 1 0 1 1 1 0	5
$x_3(l)$ 0 0 1 0 0 0 0 0	1
$x_4(l)$ 0 1 1 0 1 1 1 0	5

Bien que le meilleur chromosome $x_2(0)$ ait disparu, l'aptitude moyenne a augmenté. Si l'on continue la procédure, le GA devrait après un nombre aléatoire d'itérations arriver à une solution où tous les chromosomes ont l'aptitude maximale, 8.

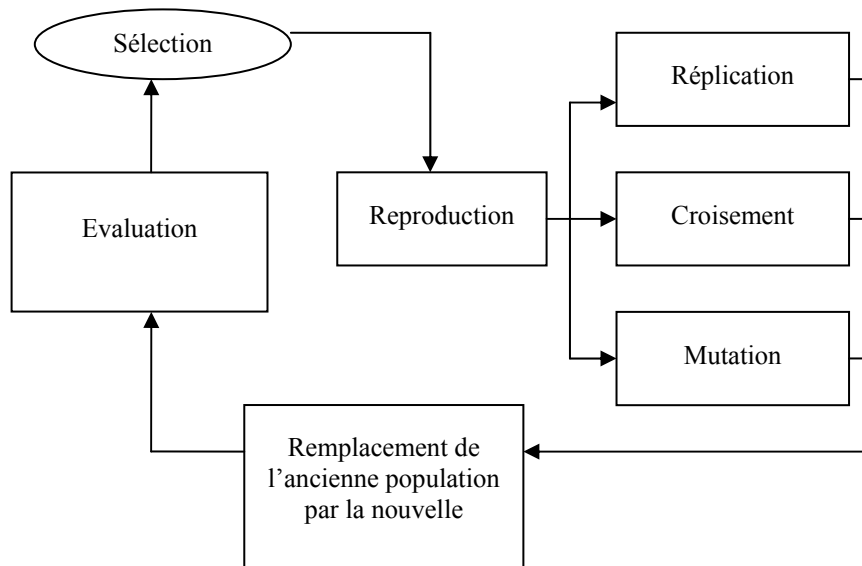


Figure 13.3. Structure de base d'un GA : opérations sur les chromosomes.

13.4.1 Pourquoi un GA est-il efficace ?

Deux facteurs principaux expliquent la puissance des GAs, et en particulier leur capacité à obtenir presque sûrement la solution optimale ou au moins une très bonne solution, même dans le cas de problèmes très complexes. Comme nous l'avons déjà

vu, ils combinent (efficacement) exploration et exploitation. Et ils explorent l'espace de recherche de façon *massivement parallèle*.

La plupart des algorithmes de recherche sont *sériels*. A chaque itération, ils explorent l'espace de recherche dans une direction donnée. Par contraste, les GAs utilisent à chaque itération un grand nombre de chromosomes, qui couvrent simultanément de nombreuses dimensions de l'espace de recherche. Pour reprendre une image de [KOZ 03], un GA agit comme un général qui disperserait une escouade de parachutistes sur une région donnée pour rechercher simultanément le plus haut sommet. Un algorithme sériel par contraste envoie un seul parachutiste pour mener à bien la quête. Si celle-ci se révèle décevante, il ne reste qu'à récupérer le parachutiste et à recommencer la recherche en utilisant un autre point de départ.

Cependant, l'image que nous venons d'utiliser semblerait indiquer qu'un GA ne fait guère plus qu'utiliser en parallèle, avec des initialisations différentes, de nombreux processus de recherche intrinsèquement sériels. Si c'était le cas, l'innovation serait plus ou moins triviale. En fait, le parallélisme ne s'arrête pas là. Pour le reconnaître, considérons par exemple toutes les chaînes binaires de longueur 6. Utilisant le symbole # pour indiquer « soit 0 soit 1 » nous pouvons représenter l'espace de recherche généré par ces chaînes comme l'ensemble {#####}. La chaîne 011011 est un élément de cet espace. Elle est aussi un élément du sous-espace ou *schéma* {0#####}, du sous-espace {01#####}, du sous-espace {#####1}, etc. Il y a beaucoup plus de schémas (dans notre exemple, $3^6 = 729$) que de chromosomes possibles ($2^6 = 64$). Lorsqu'il évalue l'aptitude du chromosome 011011 un GA évalue aussi, du même coup, un élément de chacun de ces schémas. Evaluer un chromosome individuel permet d'obtenir de l'information sur beaucoup de schémas. L'évaluation d'un nombre important de chromosomes permet donc d'obtenir une bonne estimation de l'aptitude *moyenne* d'un nombre encore plus important de schémas, de la même façon qu'un sondage fournit une bonne estimation des comportements moyens dans une population sur la base d'un échantillon restreint de questionnaires. Le croisement et la mutation éliminent des schémas correspondants aux chromosomes de la population courante avec des probabilités telles que le GA réduit rapidement son effort de recherche sur les mauvais schémas et se concentre sur ceux qui apparaissent prometteurs. De cette façon, un GA peut rapidement se concentrer vers les régions de l'espace avec les meilleurs chromosomes et éventuellement trouver le ou les chromosomes qui dominent tous les autres. Le *théorème du parallélisme implicite* [GOL 89] capture formellement cette propriété cruciale.

L'échange d'information obtenu grâce au croisement distingue les GAs d'autres approches telles que le *recuit simulé* ou la *descente de gradient* [HAU 98]. Sans celui-ci, chaque chromosome devrait explorer son environnement direct en isolement total des autres (la seule source d'exploration individuelle étant la

mutation). La sélection se contenterait d'entraîner une plus forte concentration de chromosomes dans les parties de l'espace de recherche qui auraient été reconnues prometteuses dans le passé. Grâce au croisement, par contre, les chromosomes sélectionnés peuvent bénéficier de leurs expériences mutuelles. Le transfert d'information qui prend ainsi place donne potentiellement naissance à de nouveaux chromosomes qui combinent efficacement les expériences de chacun.

13.4.2 *Quelques mots sur l'utilisation de GAs en sciences sociales*

Les GAs ont été extensivement étudiés en mathématiques, informatique, ingénierie, etc. Une pléthore d'applications, de résultats théoriques et concrets, de logiciels, et autres ressources existe, sur lesquels les chercheurs en sciences sociales et économiques peuvent s'appuyer dans leurs propres recherches. L'existence de ces ressources, cependant, n'est pas seulement un bienfait. En effet, la perspective dans laquelle les GAs ont été développés et utilisés en sciences dures diffère souvent fondamentalement du contexte approprié en sciences sociales. Ceci entraîne des risques sérieux d'usage malencontreux et d'interprétations erronées.

En sciences dures, un GA est avant tout un outil servant à résoudre un problème bien posé. Dans ce cadre, la validation d'un GA et le choix de ses paramètres (taille des chromosomes, taux de mutation, de croisement, etc.) sont basés avant tout sur des considérations *techniques* : quelle est la constellation qui permet de résoudre le plus efficacement, en utilisant le moins de ressources informatiques et de façon la plus robuste, un problème donné ou une classe de problèmes ? La littérature offre un grand nombre de recommandations et de recettes à ce sujet.

En sciences économiques, au contraire, le GA fait le plus souvent partie de la description même du problème. Il va par exemple être utilisé pour modéliser un processus d'apprentissage, alors que le modélisateur ne connaît ni la façon dont des agents humains apprennent, ni le résultat final de l'apprentissage. Le choix des paramètres et celui des constituants de l'algorithme, tels que la fonction d'aptitude ou encore la définition substantive des chromosomes, doivent alors être basés sur des considérations *théoriques* ou *empiriques*.

Un des grands intérêts des GAs en sciences sociales et en économie, en plus de leur capacité à trouver la solution de problèmes extrêmement compliqués, est le fait qu'ils nécessitent et utilisent très peu d'information *a priori* sur la structure possible de la solution. Ceci présente un double avantage. Les GAs sont applicables dans beaucoup de situations où le manque de connaissances préalables ne permettrait pas l'utilisation d'une autre méthode plus standard. N'étant pas contraints a priori sur le résultat que l'on doit obtenir ou sur les mécanismes par lesquels cette solution doit être obtenue, ils découvrent souvent des solutions qui seraient autrement restées

méconnues. [KOZ 03] mentionne par exemple la redécouverte par programmation génétique de la méthode de rétroaction négative en électronique. Maintenant largement employée, cette méthode, trop éloignée des canons techniques et scientifiques dominants à l'époque de sa découverte, a longtemps été considérée fantaisiste et s'est vue refusée tout brevet pendant neuf ans. En économie, où la recherche est suffisamment codifiée pour être considérée par certains comme relevant de la scholastique plus que de la science, le potentiel pour des découvertes non-orthodoxes mais fructueuses pourrait se révéler particulièrement grand.

13.5. Logiciels et autres ressources sur les GAs

Un très grand nombre de ressources se rapportant aux algorithmes génétiques, dont de nombreux logiciels gratuits de haute qualité, sont accessibles sur le Web. Rechercher ces programmes peut cependant être frustrant – les liens se révèlent souvent périmés, tel programme qui était gratuit est maintenant commercialisé, etc.. Les liens indiqués ci-dessous sont ceux de sites pour lesquels on peut espérer une certaine rémanence.

- La meilleure façon sans doute de visualiser et de comprendre le fonctionnement d'un algorithme génétique, et la plus ludique certainement, est de résoudre de petits problèmes simples à l'aide de logiciels transparents. Divers logiciels de démonstration du domaine public permettent d'obtenir facilement une telle première expérience pratique.
- Parmi ceux-ci, on trouve des applets java tels que, par exemple : <http://www.oursland.net/projects/PopulationExperiment>
- Le GA Playground : <http://www.aridolan.com/ga/gaa/gaa.html> est une boîte à outils en Java, pour expérimenter avec des algorithmes génétiques et résoudre des problèmes d'optimisation.
- Toujours en Java, *JAGA*, <http://www.jaga.org/>, est une plateforme flexible pour implémenter des algorithmes génétiques. Divers exemples sont disponibles.
- En Mathematica, le notebook de Mats Bengsston : <http://library.wolfram.com/infocenter/MathSource/569/>, offre un tutorial simple sur l'utilisation d'algorithmes génétiques en optimisation fonctionnelle. Le code de ce notebook est particulièrement facile à lire et permet de suivre pas à pas le fonctionnement des éléments de base de l'algorithme : représentation, sélection, croisement, mutation.
- Toujours sous Mathematica, mais moins pédagogiques, mentionnons aussi <http://library.wolfram.com/infocenter/MathSource/4270/>
- et : <http://library.wolfram.com/infocenter/MathSource/4629/>
- Un travail numérique sérieux demandera normalement des recours à des routines sous MatLab, C++, etc.. Une valeur sûre pour commencer une recherche

de logiciels avancés, commerciaux ou gratuits, est le *Genetic Algorithms Archive*, <http://www.aic.nrl.navy.mil/galist/> – une importante base d'information sur la recherche reliée aux algorithmes génétiques et autres formes de calcul évolutionnaire.

- Une revue d'algorithmes génétiques comme instruments pour résoudre des problèmes d'optimisation peut être trouvée sous :
http://www.economicsnetwork.ac.uk/cheer/ch13_1/ch13_1p16.htm
- Une liste importante de programmes se trouve sous :
<http://www.GeneticProgramming.org>
- La *Genetic Algorithm Utility Library* (GAUL, <http://gaul.sourceforge.net/>) est une librairie destinée à aider au développement d'applications qui utilisent des algorithmes génétiques ou évolutionnaires. Elle offre des structures de données et des fonctions pour la manipulation des données nécessaires pour les algorithmes évolutionnaires en série ou parallèle. MatLab offre d'excellentes toolboxes d'optimisation génétique. Celle de A. Chipperfield *et al.* de l'Université de Sheffield est accompagnée d'une superbe documentation.

13.6. Conclusions

L'apprentissage dans un monde multi-agents diffère fondamentalement des mécanismes bien définis d'utilisation optimale des informations de la théorie économique néoclassique. Il consiste principalement en une recherche plus ou moins structurée d'améliorations possibles dans une situation donnée. Le contexte dans lequel s'effectue cette recherche évolue en permanence, en particulier suite aux changements de comportement résultants du processus d'apprentissage lui-même. Cette co-évolution de l'apprentissage et de l'espace de recherche implique typiquement qu'en pratique on ne peut définir ni des mécanismes de recherche ni des résultats qui puissent prétendre être globalement optimaux.

Nombreuses sont les approches employées pour modéliser l'apprentissage dans les modèles multi-agents. Dans ce chapitre, nous avons mis l'emphase sur les algorithmes génétiques. Certes ces algorithmes, aussi robustes et flexibles qu'ils soient, ne tirent pas leurs racines d'une observation du comportement humain. Il serait malhonnête de prétendre qu'ils permettent d'explorer de façon pleinement satisfaisante le comportement d'agents humains isolés ou en interaction. Dans l'état actuel de la recherche, ils n'en apparaissent pas moins une des approches les plus prometteuses pour essayer de comprendre et de capturer la complexité de l'apprentissage socio-économique.

13.7. Bibliographic

- [ANT 89] ANTONISSE J., “A new interpretation of schema notation that overturns the binary encoding constraint”, in Schaffer J.D. (ed.), *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms (ICGA '89)*, p. 86–91, Morgan Kaufmann Publishers, 1989.
- [ARI 94] ARIFOVIC J., “Genetic algorithm learning and the cobweb model”, *Journal of Economic Dynamics and Control*, vol. 18, n°1, p. 3-28, 1994.
- [BAN 97] BANZHAF W., NORDIN P., KELLER R.E., FRANCONI F.D., *Genetic programming - an introduction: On the automatic evolution of computer programs and its applications*, San Francisco, Morgan Kaufmann Publishers, 1997.
- [BIE 95] BIETHAHN J., NIESSEN V. (eds.), *Evolutionary algorithms in management applications*, Berlin, Springer, 1995.
- [BRE 99] BRENNER T., *Modelling Learning in Economics*, Cheltenham, Glos, UK, Edward Elgar, 1999.
- [BUS 55] BUSH R., MOSTELLER R., *Stochastic Models for Learning*, New York, Wiley & sons, 1955.
- [DAW 99] DAWID H., *Adaptive Learning by Genetic Algorithms*, Berlin, Springer, 1999.
- [EPS 96] EPSTEIN J., AXTELL R., *Growing Artificial Societies*, Cambridge, Ma., MIT Press, 1996.
- [ERE 98] ER'EV I., ROTH A., “Predicting How People Play Games: Reinforcement Learning in Experimental Games with Unique Mixed Strategy Equilibria”, *American Economic Review*, vol. 88, n°4, p.848-881, 1998.
- [GOL 89] GOLDBERG D.E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Readings, Ma., Addison-Wesley, 1989, traduction : *Algorithmes Génétiques, Exploration, optimisation et apprentissage automatique*, Paris, Addison-Wesley, 1994.
- [GRE 89] GREFENSTETTE J.J., BAKER J.E., “How genetic algorithms work: A critical look at implicit parallelism”, in Schaffer J.D. (ed.), *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms (ICGA '89)*, p. 20–27, Morgan Kaufmann Publishers, 1989.
- [GRE 99] GREENWALD A., KEPHART J., “Shopbots and Pricebots”, *Proceedings Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Stockholm, p. 506-511, 1999.
- [HAU 98] HAUPT R., HAUPT S.E., *Practical genetic algorithms*, New York, Wiley & sons, 1998.
- [HEI 88] HEINER R., “The Necessity of Imperfect Decisions”, *Journal of Economic Behavior and Organization*, vol. 10, p.29-55, 1988.
- [HOL 75] HOLLAND J.H., *Adaptation in natural and artificial systems*, Ann Arbor, Michigan, The University of Michigan Press, 1975.
- [KOZ 92] KOZA J.R., *Genetic programming*, Cambridge, Ma., The MIT Press, 1992.
- [KOZ 99] KOZA J.R., BENNETT III F.H., ANDRE D., KEANE M.A., *Genetic programming III: Darwinian invention and problem solving*, San Francisco, Ca., Morgan Kaufmann, 1999.

- [KOZ 03] KOZA J., KEANE M., STREETER M., MYDLOWEC W., YU J., LANZA G., *Genetic Programming IV: Routine Human-Competitive Machine Intelligence*, Kluwer, 2003.
- [MIT 96] MITCHELL M., *An Introduction to genetic algorithms*, Cambridge, Ma., MIT Press, 1996.
- [ROT 95] ROTH A., ER'EV I., "Learning in Extensive Form Games: experimental Data and simple Dynamic Models in the Intermediate Term", *Games and Economic Behavior*, vol. 8, p.164-212, 1995.
- [TES 04] TEFATSION L., Notes on learning, 30 mars 2004
<http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/learning.pdf>
- [VAL 04] VALLEE T., YILDIZOGLU M., "Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie", *Revue d'Economie Politique*, vol. 114, p. 711-745, 2004.
- [WAT 89] WATKINS C., Learning from delayed rewards, Ph.D. thesis, Cambridge University, UK, 1989.
- [WIT 75] WITTENMARK B.D., "Stochastic adaptive control methods: A survey", *International Journal of Control*, vol. 21, p. 705-730, 1975.

Chapitre 14

Influence sociale, jeux de population et émergence dans les modèles multi-agents

14.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous introduisons dans des modèles d'agents en interaction de l'agitation stochastique (rationalité « bruitée » et / ou rencontres aléatoires) et une forme d'apprentissage très stylisée. D'un point de vue économique et social, il s'agit de voir comment des équilibres de coordination socialement souhaitables, d'un point de vue individuel comme collectif, peuvent être déstabilisés ou mis hors d'atteinte par l'introduction d'une dimension aléatoire [BLU 03] comme par la prise en compte de phénomènes d'influence. Mais on peut aussi montrer que ce même type de mécanismes peut permettre de sortir dans certaines conditions de situations non souhaitables. Du point de vue de l'implémentation de modèles multi-agents, l'introduction de ces nouvelles dimensions pose des problèmes nouveaux, tout en restant compatible avec les principes classiques des automates à états finis [Chapitre 11]. Un pas qualitatif important vers des agents cognitifs est proposé dans la dernière partie de ce chapitre, à travers une discussion des différentes dimensions de l'émergence dans les modèles multi-agents. Il s'agit alors d'étudier la prise de conscience par les agents d'un phénomène émergent, et de sa traduction dans une causalité « *top down* » (ou « *downward* ») plutôt que « *bottom up* » à travers des phénomènes d'*émergence forte* (aussi qualifiés « *d'immersants* » par Nigel Gilbert [Chapitre 5]).

14.2. Le modèle d'influence sociale d'Orléan

Depuis les travaux de Weidlich et Haag [WEI 83], de nombreux modèles ont été consacrés au rôle de l'influence sociale sur la formation d'opinions individuelles. Dans le modèle d'Orléan [ORL 98], [ORL 02a] si les agents accordent une importance trop grande à l'opinion des autres, ils peuvent se retrouver collectivement piégés dans une situation où la majorité des agents font un choix qui ne correspond pas à leur conviction personnelle. Dans ce modèle, une population de N agents ($i \in A_N \equiv \{1, \dots, N\}$) se trouve dans un « monde » qui peut être dans deux états : $M \in \{0, 1\}$. Chaque agent reçoit une information privée $\sigma_i(t) \in \{0, 1\}$ sur l'état du monde et une information publique : la moyenne $\eta(t) \in [0, 1]$ du choix de ses « voisins » (sur un voisinage à définir). Chaque agent a une probabilité p (la même pour tous les agents) de recevoir une « bonne » information privée et une probabilité $1-p$ de recevoir une « fausse » information privée :

$$\begin{aligned} \text{proba}(\sigma_i(t) = 1 | M = 1) &= \text{proba}(\sigma_i(t) = 0 | M = 0) = p \\ \text{proba}(\sigma_i(t) = 0 | M = 1) &= \text{proba}(\sigma_i(t) = 1 | M = 0) = 1 - p \end{aligned} \quad [14.1]$$

L'agent « actif » doit choisir un état $\omega_i \in \{0, 1\}$. Lorsque ses informations privées et publiques sont contradictoires, il se trouve en situation de *dissonance cognitive* au sens de Festinger [FES 57]. Il doit alors arbitrer entre ces deux informations contradictoires. En cas de contradiction, il adopte le choix majoritaire de son *voisinage* avec une probabilité μ et conserve un choix cohérent avec son information privée avec une probabilité $1-\mu$. Si $\mu = 1$, les agents ont tous un comportement mimétique, alors que si $\mu = 0$, ils ne tiennent compte que de leur information privée. Le paramètre μ donne le *degré de mimétisme* des agents alors que $1-\mu$ peut être interprété comme la *confiance* des agents *dans leur information privée* (ou opinion) relativement à l'information publique. On peut donc désigner par $q_u(\sigma_i, \eta_i)$ la probabilité qu'un agent avec un coefficient de mimétisme μ choisisse $\omega_i = 1$ lorsqu'il observe une information privée σ_i et que la moyenne du choix de ses « voisins » est $\eta_i(t)$:

$$\begin{aligned} \text{si } \eta_i(t) < 0,5 & \quad q_u(1 | \eta_i(t)) = (1 - \mu) & \quad q_u(0 | \eta_i(t)) = 0 \\ \text{si } \eta_i(t) > 0,5 & \quad q_u(1 | \eta_i(t)) = 1 & \quad q_u(0 | \eta_i(t)) = \mu \end{aligned} \quad [14.2]$$

Considérons le cas de l'influence globale : $\eta_i(t) = \eta_j(t) = \eta(t), \forall i, j \in A_N$. Les équations [14.1] et [14.2] permettent de déterminer la probabilité markovienne de transition vers 1 (lorsque l'état du monde est $M = 1$) :

$$p_{0 \rightarrow 1}^1(\eta(t)) = P^1(\eta(t)) = p \cdot q_\mu(1, \eta(t)) + (1-p) \cdot q_\mu(0, \eta(t)) \quad [14.3]$$

Ce modèle a une solution exacte par voie analytique lorsque $\eta(t)$ est le même pour tous, c'est-à-dire, lorsque la connectivité est totale avec une population nombreuse, ou lorsque l'information publique provient effectivement d'une valeur moyenne résultante de l'action de tous les agents. Ce modèle est ergodique et admet une distribution invariante de probabilité (qui donne la probabilité asymptotique que le système se trouve dans un état donné). La méthode standard de résolution des solutions stationnaires de l'équation maîtresse [WEI 83], [ORL 02a], [PHA 05b] nous donne alors deux régimes (une distribution bimodale avec deux extrema de la distribution invariante) pour des valeurs importantes du coefficient de mimétisme, au-delà d'une valeur critique μ^* :

$$\mu^* = 1 - 1/(2.p) \quad [14.4]$$

$$\eta_{s+} = p + (1-p)\mu \quad \eta_{s-} = (1-\mu)p \quad [14.5]$$

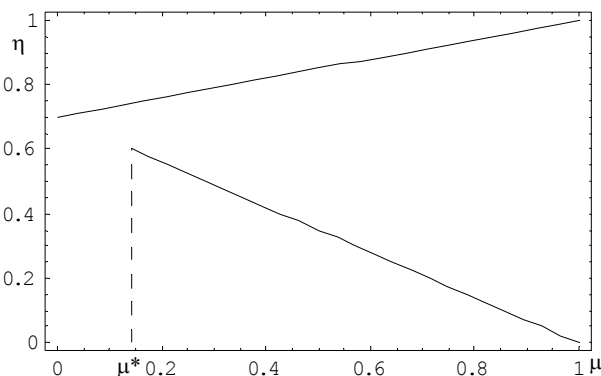


Figure 14.1. Extrema de la distribution invariante de probabilité dans l'espace (η, μ) .

Les résultats des équations [14.4] et [14.5] peuvent sembler un peu abstraits au néophyte. Ils sont également asymptotiques, c'est-à-dire peu informatifs pour ce qui concerne les dynamiques à court terme. Une première approche simulateur consistera donc à explorer les dynamiques de court terme, les résultats à long terme étant connus. Quels sont les *conséquences pratiques et à court terme* de l'existence de deux modes dans la distribution asymptotique ?

Sur la simulation reproduite figure 14-2, en $t = 0$, la moitié des agents croient que l'état du monde est $M=0$ (ce sont les points noirs). A chaque $t > 0$, un agent pris au hasard reçoit une information privée sur l'état du monde et peut réviser son opinion. Le paramètre *theta* de Moduleco / MadKit donne la proportion de signaux privés cohérents avec un état du monde à $M=1$. Sur cette simulation, *theta* = 0.1 pour $0 < t < 200$ et pour t supérieur à 600. Ceci signifie que dans un premier temps $p = 90\%$ des agents reçoivent une information selon laquelle l'état du monde est $M = 0$, et 10% une

information fausse donc $(1 - p).1 = 10\%$. Entre 200 et 600, θ devient égal à 0.9 (ce qui signifie que $p = 90\%$ des agents reçoivent une information selon laquelle l'état du monde est $M = 1$ donc $p.1 = 0,9$).

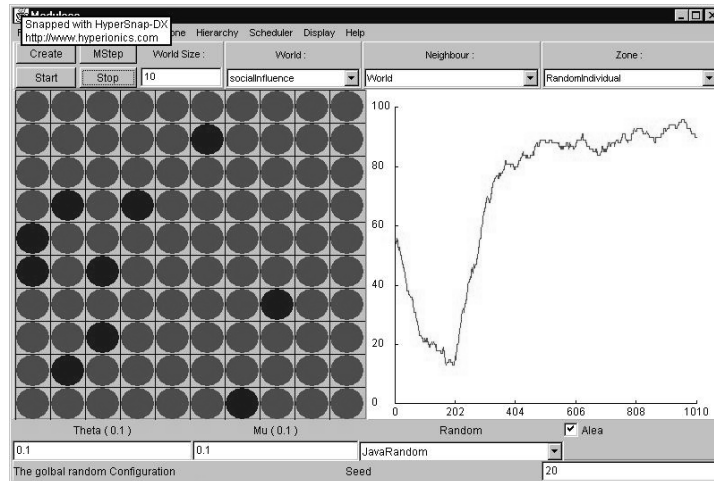


Figure 14.2. Influence sociale globale dans le modèle d'Orléan [ORL 98].

Dans la simulation, $\mu = 0.1$ (faible influence sociale) pour tous les agents jusqu'à $t = 600$; après cela, $\mu = 0.9$ pour tous les agents, qui deviennent fortement mimétiques. En conséquence, comme on peut l'observer sur la figure 14.2 l'opinion sociale est « verrouillée » sur l'état $M=1$, malgré le fait que 90% des agents reçoivent une information privée σ_i qui leur suggère que le bon état est bien $M=0$.

Exercice 14.1. (*Moduleco / MadKit – SocialInfluence*). Construisez une distribution statistique des temps d'attente pour que l'opinion globale revienne vers le « vrai état de l'économie » – soit $\{0\}$ – pour $t > 600$ et différentes valeurs de μ prises dans $\{0,4 ; 0,5 ; 0,6\}$

Le modèle d'Orléan a été développé initialement dans un voisinage « global ». Mais ses propriétés sont-elles robustes à une réduction de l'effet d'influence à un voisinage local ? Un des intérêts de *Moduleco / MadKit* est de pouvoir refaire la même simulation en changeant de type de voisinage par simple choix dans une liste lors de l'initialisation. On explore ainsi par simulation les propriétés d'un modèle dont on connaît les résultats analytiques dans le cas de l'influence globale (ce qui correspond à ce que les physiciens appellent le « champ moyen »), mais dont on ne connaît pas de manière analytique les propriétés en voisinage local. Sur la figure 14.3, Les simulations ont donc été refaites avec 2 voisinages locaux différents [Chapitre 11] : le voisinage de Moore (8 voisins) et un voisinage de von Neumann (4 voisins). Dans tous

les cas, la distribution est la même, (même germe dans la procédure de génération pseudo aléatoire). Les propriétés semblent assez similaires dans le cas des interactions globales (voisinage *World*) et pour le voisinage de *Moore*. Dans le cas du voisinage de *von Neumann*, comme il n'y a que 4 voisins seulement, il semble plus aisé de sortir du verrouillage. On peut cependant observer la persistance de zones quasi-gelées. Celles-ci se manifestent globalement par un écart persistant de la courbe moyenne entre la valeur stationnaire asymptotique attendue et la valeur observée (cf. Exercice 14.2.)

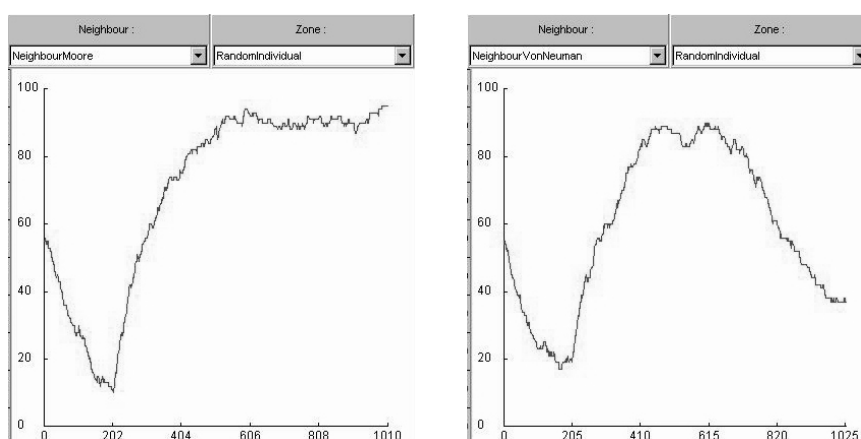


Figure 14.3. Influence sociale locale dans le modèle d'Orléan [ORL 98].

Exercice 14.2. (*Moduleco / MadKit – Social_Influence*). Construisez une distribution statistique des temps d'attente pour que l'opinion globale revienne vers le « vrai état de l'économie » – soit $M=0$ – pour $t > 600$ et différentes valeurs de μ prises dans $\{0,2 ; 0,4 ; 0,5 ; 0,6 ; 0,8\}$ pour les voisinages de *Moore* et de *von Neuman*. Mesurez l'évolution de la taille globale des « clusters » résistants mesurés en terme d'écart entre la valeur stationnaire attendue ($\theta = 0,1$ ou $\theta = 0,9$) et la valeur observée sur le graphique. Par exemple si $\theta = 0,1$ et que la valeur localement stationnaire sur le graphique (c'est-à-dire la valeur autour de laquelle oscillent les résultats est 0,7, ceci signifie que vous avez 60% de la population qui est « piégée » dans des phénomènes d'influence locale. Si vous avez seulement 0,2, il n'y a vraisemblablement plus qu'une faible proportion de clusters locaux.

14.3. Du jeu de coordination à deux joueurs au jeu de population

Dans un jeu de « *pure coordination* » [EBE 04], les joueurs ne sont pas en compétition, mais cherchent simplement à se coordonner sur un « fait saillant » (ou « point focal ») [SCH 60] *sans communication préalable* (jeu *non-coopératif*). Une caractéristique de ces jeux du point de vue de l'approche « standard » est la

multiplicité des équilibres de Nash (de deux à une infinité, selon le jeu considéré). Le tableau 14.1. représente le jeu de pure coordination le plus simple sous la forme dite « normale » (ou « stratégique »). Cette forme ne nous permet de connaître ni l'ordre des interventions et les enchaînements possibles, ni l'information dont disposent les joueurs au cours de ces enchaînements. Mais elle nous permet d'identifier les équilibres de Nash non coopératifs.

Sur le tableau 14.1, les stratégies du joueur 1 figurent en ligne, et celles du joueur 2 en colonne. Ceux-ci doivent choisir entre deux stratégies dans l'ensemble : $S = \{A, B\}$. On désigne par S_1 la stratégie du joueur 1 et par S_2 celle du joueur 2. Les gains associés à chaque couple de stratégies sont désignés par : $\pi_i(S_i, S_j)$ avec : $i \neq j \in \{1, 2\}$. Ils sont représentés entre parenthèses dans les cases de la matrice de jeu, le gain du joueur 1 : π_1 d'abord, puis celui du joueur 2 : π_2 ensuite, soit : (π_1, π_2) . *L'équilibre de Nash est une situation où aucun joueur n'a intérêt à dévier unilatéralement.* Le couple de stratégies $(S_1, S_2) = (A, A)$ est un équilibre de Nash car si le joueur 1 dévie unilatéralement et joue B son gain passe de $\pi_1(A, A) = 1$ à $\pi_1(B, A) = 0$. Il en est de même pour le joueur 2. Le lecteur vérifiera facilement que le couple de stratégies (B, B) est également un équilibre de Nash.

Jeu (1)	2 joue $S_2 = A$	2 joue $S_2 = B$
1 joue $S_1 = A$	(1, 1)	(0, 0)
1 joue $S_1 = B$	(0, 0)	(1, 1)

Tableau 14.1. *Jeu de pure coordination.*

Formellement, dans le cas à 2 joueurs, pour le joueur i , la stratégie $S_i^* \in S$ est un *équilibre de Nash* si la condition suivante est vérifiée :

$$\pi_i(S_i^*, S_j^*) \geq \pi_i(S_i, S_j^*) \text{ pour tout } S_i \in S \text{ et tout } i, j \in \{1, 2\} \quad [14.6]$$

Pour une stratégie donnée (quelconque) de l'autre joueur, on peut définir la *meilleure réponse* d'un joueur comme la stratégie qui maximise son gain, conditionnellement à cette stratégie donnée de l'autre joueur :

$$\forall i, j \in \{1, 2\}, \quad \tilde{S}_i | S_j \in \arg \max_{S_i \in S} \{ \pi_i(S_i, S_j) \} \quad [14.7]$$

On peut alors également définir un équilibre de Nash comme un ensemble de choix tel que *la stratégie de chaque acteur est la meilleure réponse aux stratégies des autres acteurs* :

$$\forall i, j \in \{1, 2\}, \quad S_i^* \in \arg \max_{S_i^* \in S} \{ \pi_i(S_i^*, S_j^*) \} \quad [14.8]$$

Par exemple, si mon adversaire joue A, ma meilleure réponse consiste à jouer A également. Si mon adversaire joue B, ma meilleure réponse est B. Dans ces deux cas c'est en effet la stratégie qui maximise mon gain. Ces trois définitions s'étendent facilement à n joueurs en remplaçant la stratégie de l'adversaire S_j par le vecteur S_{-i} des stratégies des adversaires du joueur P_i . Dans ce qui suit, on supposera que les joueurs choisissent normalement leur meilleure réponse, conditionnellement à leurs croyances sur le comportement des autres joueurs, mais peuvent occasionnellement en dévier : on dira qu'il s'agit d'une meilleure réponse « bruitée ». Le jeu (1) du tableau 14.1 représente une situation de pure coordination avec deux équilibres de Nash. La question de savoir lequel des deux sera choisi est qualifiée dans la littérature de problème de « sélection » d'un équilibre. Dans le cas à deux joueurs, *en l'absence d'une référence extérieure*, il est impossible de savoir lequel des deux équilibres sera sélectionné. Si, par contre, on introduit une référence extérieure (*point focal*, [SCH 60]), comme le fait que A vienne avant B dans l'alphabet, on peut imaginer que cet équilibre aura plus de chance d'être sélectionné, en particulier si chaque joueur a des croyances (de premier degré ou au-delà) qui viendraient renforcer ce biais « culturel ».

14.3.1. Jeux de population.

Considérons maintenant le cas d'un « *jeu de population* » [BLU 97] où chaque joueur est apparié avec un autre joueur choisi aléatoirement (sans redondance) dans la population. Les joueurs doivent jouer en « *stratégie pure* », c'est à dire choisir soit A, soit B. Mais la stratégie qui sera jouée par leur partenaire – adversaire est encore inconnue. Les joueurs doivent donc former des conjectures sur la répartition des stratégies dans la population. Que se passe-t-il, initialement, lorsque que l'on attribue aux joueurs ont des croyances *a priori* sur la distribution des stratégies dans la population ? Supposons que le joueur i croit qu'il y a dans la population une proportion σ_i de joueurs qui jouent A (de manière complémentaire : $(1-\sigma_i)$ qui jouent B). Si l'on suppose que les joueurs vont chercher à maximiser leur *espérance de gain* conditionnellement à leur croyance, le gain espéré de la stratégie S_i dans un appariement aléatoire (*random pairwise*) sera donc égal à :

$$\pi_i(S_i, \sigma_i) = \sigma_i \cdot \pi_i(S_i, A) + (1-\sigma_i) \cdot \pi_i(S_i, B) \quad [14.9]$$

Le lecteur vérifiera que si le joueur i choisit sa meilleure réponse avec des gains définis par l'équation [14.9], alors il choisira A si $\sigma_i > 0,5$ et B si $\sigma_i < 0,5$. On dit qu'il choisit ainsi sa *meilleure réponse* contre la « *stratégie mixte* » σ_i . Il importe de remarquer que chaque agent i a une croyance spécifique : σ_i et qu'il n'y a aucune raison pour que cette croyance soit la même pour tous les agents. Dans le cadre qui nous intéresse ici, les joueurs doivent choisir une stratégie pure dans un jeu de population avec appariement aléatoire et tout se passe comme s'ils faisaient face à un seul joueur qui joue A et (respectivement : B) avec une probabilité σ_i et (respectivement : $1-\sigma_i$).

Dans le cas d'un *jeu de population itéré*, les joueurs peuvent « apprendre » à partir de leur expérience. Si les agents révisent ainsi leurs croyances sur σ_i à partir des observations qu'ils font à chaque nouvelle rencontre (par exemple en actualisant une *pile* de longueur m , où σ_i est la fréquence de la stratégie A dans la pile). On peut attribuer les croyances initiales à la « culture » des agents, et la révision des croyances à « l'histoire » des rencontres. Le processus sera d'autant plus flexible que m est petit (pour $m = 1$, on a des croyances totalement « myopes »). Si l'environnement est stable, on pourra converger vers l'un des équilibres de Nash (A, A) ou (B, B). Pour illustrer ce jeu de coordination, Young [YOU 98] cite les anglais qui se sont « coordonnés » sur la conduite à gauche, alors que les continentaux l'ont fait sur la conduite à droite.

14.3.2. un exemple simple de jeux de coordination : « Currency Game »

Dans ce jeu de population, inspiré par Young [YOU 98], nous considérons une population d'agents et deux supports des échanges, l'argent (A) et l'or (B). Au début de la période considérée, les agents choisissent au hasard l'une des deux « monnaies ». Ils peuvent choisir de changer de monnaie (de stratégie), mais ne peuvent échanger qu'entre devises du même type (gains nuls entre devises différentes, gain positif sinon). Dans un premier temps, Young considère un jeu de pure coordination (jeu 2.a). Dans un second temps, les gains associés à la détention d'argent sont supposés plus faibles (Tableau 14.2, Jeu 2.b) A chaque « pas » de temps, on tire un agent aléatoirement et on le fait jouer contre toute la population (ou un échantillon « suffisamment large »). A l'issue de ces jeux, l'agent révisé sa « stratégie » selon un principe de meilleure réponse (bruité) conditionnel à sa croyance σ_i sur la répartition moyenne des stratégies dans la population. L'agent peut alors dévier de sa stratégie optimale avec une petite probabilité « pour des raisons extérieures au modèle » ([YOU 98], p.11). Les raisons « non modélisées » le plus souvent invoquées sont par exemple une expérimentation consciente, un phénomène d'imitation ou encore une erreur...

- Avec une probabilité ϵ , il choisit une « monnaie » au hasard
- Avec une probabilité $1 - \epsilon$, il choisit la monnaie la plus fréquente dans les rencontres qu'il vient de faire (mémoire de taille m), conformément au principe de meilleure réponse conditionnelle à sa croyance σ_i . S'il y a égalité stricte, il conserve sa stratégie précédente (inertie).

Les simulations de la figure 14.5 (population de taille 16, $m = 1$) font apparaître des « équilibres ponctués » séparés par de brusques changement de régime. Ces périodes de « stase » sont d'autant plus longues que la valeur de ϵ est petite

Jeu (2.a)	$S_2 = A$	$S_2 = B$	Jeu (2.b)	$S_2 = A$	$S_2 = B$
$S_1 = A$	(3, 3)	(0, 0)	$S_1 = A$	(1, 1)	(0, 0)
$S_1 = B$	(0, 0)	(3, 3)	$S_1 = B$	(0, 0)	(3, 3)

Tableau 14.2. Currency game (d'après [YOU 98]).

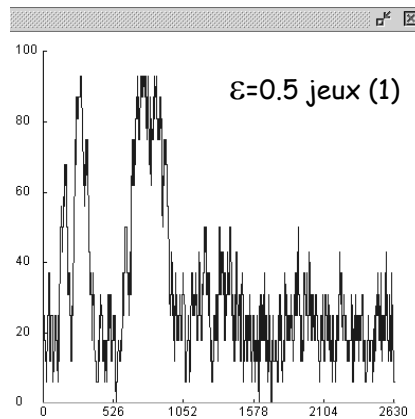


Figure 14.4. Currency game (1).

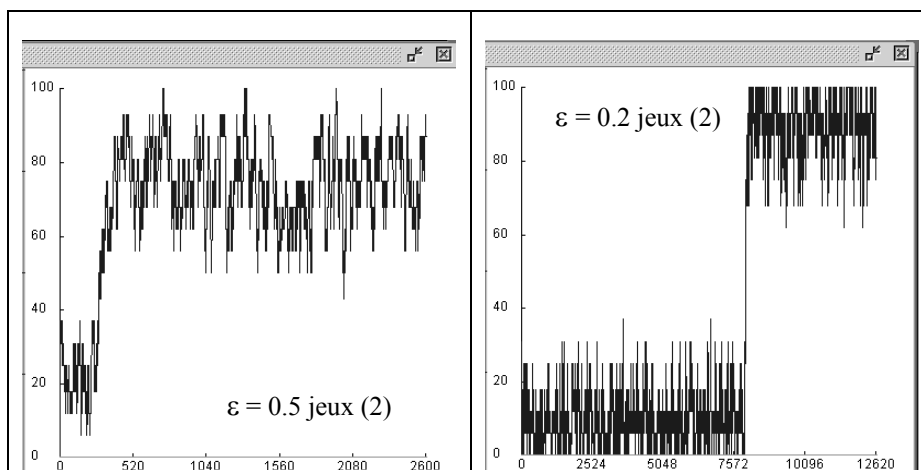


Figure 14.5. Currency game (2).

14.3.3. Se coordonner pour chasser le cerf : « stag hunt »

Théoriciens des jeux ([HAR 88], [MAI 93]) et contractualistes [BIN 94], [SKY 04]) ont été très inspirés par l'histoire de la chasse au cerf (« stag hunt ») tirée du *Discours sur l'origine de l'inégalité parmi les hommes* de Jean-Jacques Rousseau (1754) :

« Instruit par l'expérience que l'amour du bien être est le seul mobile des actions humaines, [l'homme social devrait se trouver] en état de distinguer par les

occasions rares où l'intérêt commun devait le faire compter sur l'assistance de ses semblables (..) S'agissait-il de prendre un cerf chacun sentait bien qu'il devait pour cela garder fidèlement son poste ; mais si un lièvre venait à passer à la portée de l'un d'eux, il ne faut pas douter qu'il ne le poursuivît sans scrupule, et qu'ayant atteint sa proie, il ne se souciât fort peu de faire manquer la leur à ses compagnons ».

En ramenant à deux le nombre des chasseurs et en rendant le problème symétrique, on obtient la matrice du jeu (3) Table 14.3. [SCH 01] (avec : $a > c = d > b$). Si l'on recherche les couples de stratégies candidats à l'équilibre de Nash en regardant comme précédemment les situations où il n'est pas avantageux de dévier unilatéralement, on met en évidence deux candidats (A,A) et (B,B).

	$S_2 = A$	$S_2 = B$	Jeu (3)	$S_2 = A$	$S_2 = B$
$S_1 = A$	(a , a)	(b , c)	$S_1 = A$	(5 , 5)	(0 , 3)
$S_1 = B$	(c , d)	(d , d)	$S_1 = B$	(3 , 0)	(3 , 3)

Tableau 14.3. Jeu de la « chasse au cerf » (1).

Les théoriciens des jeux préfèrent le jeu (4.a), qui pourrait s'interpréter de la manière suivante : les chasseurs préfèrent strictement chasser le lièvre seuls plutôt qu'à deux ($a > c > d > b$). Techniquement, cela renforce « l'attraction » de la coordination sur la stratégie B⁶⁰. Bien que les gains soient différents, le jeu (4.a) peut être vu comme un jeu de coordination qui a les mêmes propriétés sélectives que le jeu (2.b) En effet, on peut montrer [MON 96] que les jeux (4.a) et (4.b) ont la même structure de meilleure réponse, c'est-à-dire qu'un joueur choisira la même stratégie dans ces deux jeux, conditionnellement à une croyance σ_i donnée. Par exemple $\forall \sigma_i \in [0,1]$:

$$\begin{aligned}
 \pi_1^a(A, \sigma_i) > \pi_1^a(B, \sigma_i) &\Rightarrow 5 \cdot \sigma_i > 4 \cdot \sigma_i + 3 \cdot (1 - \sigma_i) \\
 \Leftrightarrow (5 - 4) \cdot \sigma_i > 3 \cdot (1 - \sigma_i) &\Rightarrow \pi_1^b(A, \sigma_i) > \pi_1^b(B, \sigma_i)
 \end{aligned}
 \tag{14.10}$$

Jeu (4.a)	$S_2 = A$	$S_2 = B$	Jeu (4.b)	$S_2 = A$	$S_2 = B$
$S_1 = A$	(5 , 5)	(0 , 4)	$S_1 = A$	(1 , 1)	(0 , 0)
$S_1 = B$	(4 , 0)	(3 , 3)	$S_1 = B$	(0 , 0)	(3 , 3)

Tableau 14.4. Jeu de la « chasse au cerf » (2).

Exercice 14.3. Dans *Moduleco / Madkit*, comparez (4.a) avec (2.b) et (4.b) en utilisant les mêmes graines pour le générateur pseudo-aléatoire . Construisez une distribution statistique des temps d'attente pour atteindre l'équilibre de coordination (B,B) à partir d'une distribution uniforme des croyances σ_i , pour différentes valeurs de $1 \leq m \leq 20$.

⁶⁰ Les valeurs numériques du jeu 4.a, tableau 14.4 correspondent à [MAI 93]

Les jeux de population permettent de formaliser des phénomènes d'apprentissages individuels (les agents adaptent leurs croyances à l'état du « monde ») et collectifs (les agents apprennent à se coordonner). Dans de nombreux cas, l'intérêt individuel et le comportement non coopératif d'acteurs décentralisés apparaissent insuffisants pour atteindre la situation collectivement la plus souhaitable, comme l'équilibre de coordination (A,A) dans le jeu (4.a) qui domine l'équilibre (B,B) au sens de Pareto (« *coordination failure* »). La *dimension contextuelle*, avec des modes variés d'interaction permet de préciser les conditions d'émergence de stabilité de phénomènes dynamiques collectifs présentant certaines conditions de régularités. Il s'agit en particulier de la sélection entre équilibres, de l'apparition d'équilibres « ponctués » de transitions entre régimes... Une question reste posée : les « objets sociaux » [LIV 00] s'ils existent, sont-ils simplement réductibles à ces dynamiques complexes produites par l'interaction en contexte de décisions individuelles reposant sur des croyances individuelles adaptatives ? Dans quelle mesure ces processus peuvent-ils fonder la modélisation des faits sociaux ? Pour tenter d'avancer sur ces questions, il nous faut aller plus loin dans la réflexion sur les *capacités cognitives* des agents.

14.4 Emergence

Certains auteurs ont utilisé une approche en termes de théorie des jeux pour rendre compte de « l'émergence » de normes ou de conventions [ULL 77], [SUG 89], [SUG 95], [BOY 92], [BOY 94a], [BOY 94b], [YOU 96] ; [YOU 98], [SKY 04]. Dans le cadre proposé dans la section 14.2, il ne s'agissait que de « sélection » de stratégies préexistantes... L'émergence peut-elle être autre chose que la sélection de stratégies prédéterminées ? Dans le modèle de Schelling [SCH 78] [Chapitre 5 et 17] des structures résidentielles ségrégationnistes (ghettos) apparaissent sans que les habitants ne visent expressément cet objectif, et même sans qu'ils n'aient explicitement ce choix. Seules les interactions locales font émerger ces structures intégrées qui ne sont pas préalablement décrites au niveau individuel [PHA 04a]. Ce phénomène d'émergence de macrostructures pose alors un certain nombre de questions (Figure 14.6). Qui l'observe ? Où se trouve ce niveau d'organisation ? Pour qui ceci fait-il sens ?

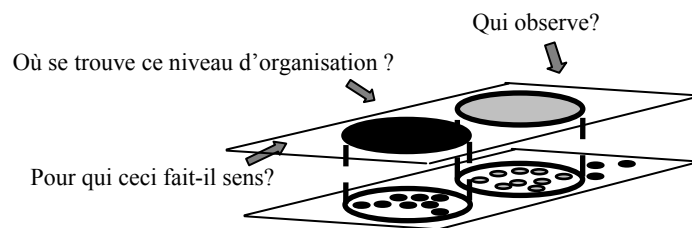


Figure 14.6. : *Emergence dans le modèle de ségrégation de Schelling [SCH 78].*

Pour répondre à ces questions, on présente dans un premier temps les caractéristiques générales du modèle d'émergence de classes d'Axtell, Epstein et Young [AXT 01], puis on discute des apports spécifiques à la modélisation multi-agents par rapport au travail initial de Young [YOU 93]. Enfin on discute de la question de la nature de l'émergence à partir de travaux complémentaires de Dessalles, Phan, [DES 05], et Dessalles, Galam, Phan [DES 06].

14.4.1. Le modèle d'émergence de classe de d'Axtell, Epstein et Young [AXT 01]

Le modèle d'Axtell, Epstein et Young [AXT 01] – qui sera désigné par AEY permet d'abord d'étudier les déterminants « génératifs » [EPS 99], [EPS 06] ou « émergents » de la formation de groupes ou de « classes » au sein d'une population de joueurs au sens des « *jeux de population* » [BLU 97]. Il permet aussi d'évaluer la pérennité de tels groupes dans le temps (« *équilibres ponctuels* » [SOM 89]). Il souligne enfin le rôle des signes extérieurs (« *tags* ») dans le processus d'émergence d'états sociaux stables [HOL 93], [RIO 97], [HAL 01], [HAL 02], [HAL 03]. Il s'agit d'un *jeu de population* de type « *random pairwise* ». Au cours du jeu, tous les agents sont appariés aléatoirement et sans redondance à chaque pas de temps et jouent un jeu « *one-shot* » (unique) avec leur partenaire du moment. Les agents choisissent la stratégie qui correspond à leur « *meilleure réponse* » contre une distribution des stratégies disponibles (une « *stratégie mixte* ») construite à partir de leur croyance initiale, actualisée par l'histoire (bornée) de leurs rencontres passées. Nous considérerons cette distribution stratégique comme la « *croyance* » des agents relative à ce jeu (ici une forme très simple de « *représentation du monde* »). A chaque tour, les joueurs changent de partenaires et l'actualisation de leurs croyances dépend donc de l'histoire de leurs rencontres. Comme précédemment, le modèle peut être « *bruité* » et les agents peuvent aussi « *explorer* » (volontairement ou non) d'autres stratégies que leur *meilleure réponse*. Le contexte formel est alors stochastique et la notion de stabilité utilisée par les auteurs est celle qui a été proposée par Foster, Young [FOS 90] pour les jeux évolutionnaires stochastiques [MAI 93], [BOY 94b]. Dans un premier temps, les joueurs sont indifférenciés, mais dans un second temps, ils sont dotés d'un *signe* extérieur qui permet de les identifier, un « *tag* », initialement « *dépourvu de sens* » (*meaningless*). C'est dans ce cadre que les agents vont avoir la possibilité d'identifier des comportements distincts en fonction du groupe d'appartenance, et donc d'agir de manière différenciée selon le « *tag* » du partenaire.

14.4.1.1. Le « marchandage » : un jeu de partage

La négociation « *one-shot* » entre paires d'agents porte sur la répartition d'un gâteau de « *taille* » 100. Chaque joueur annonce une stratégie S_i : « *haut* » (H), « *égalitaire* » (M), « *faible* » (L). Les gains peuvent être interprétés comme un pourcentage revendiqué sur le gâteau (que l'on établira à 70%, 50%, 30% pour se fixer les idées). Seuls les

couples de propositions dont la somme est inférieure ou égale à 100 conduisent à un gain effectif (c'est un marchandage de Nash). On distingue trois classes de situations : celles où le gain des agents est nul (car ils ont revendiqué ensemble plus de 100% au total) ; celles où l'ensemble du gâteau est attribué : on vérifie que ce sont les trois équilibres de Nash en stratégie pure ; enfin les situations inefficaces où tout le gâteau n'est pas attribué (Tableau 14.5). Parmi les équilibres de Nash, on distingue finalement un équilibre équitable (M, M) et deux équilibres inéquitables (L,H) et (H,L).

Le processus du jeu de population se déroule de la manière suivante : à chaque pas de temps, tous les agents, appariés aléatoirement, jouent le « jeu de partage ». Chaque agent choisit avec une probabilité $(1-\varepsilon)$ la stratégie qui correspond à sa « meilleure réponse » conditionnellement à sa croyance σ_i sur la répartition moyenne des stratégies dans la population. Avec une probabilité ε , un agent choisit sa stratégie aléatoirement avec équiprobabilité : $(1/3)$ (expérimentation consciente, imitation, erreur...). Si plusieurs stratégies ont un gain anticipé équivalent, l'agent choisit alors aléatoirement entre les stratégies considérées avec équiprobabilité. Dans le cas général, un joueur choisit donc sa « meilleure réponse » avec une probabilité : $1-(2.\varepsilon)/3$.

	S2 = H	S2 = M	S2 = L
S1 = H	(0,0)	(0,0)	(70,30)
S1 = M	(0,0)	(50, 50)	(50,30)
S1 = L	(30,70)	(30,50)	(30,30)

Joueur 1 en ligne, joueur 2 en colonne, gains : (gains 1, gain 2)

Tableau 14.5. « jeu de partage ».

14.4.1.2. Les croyances des agents

La « croyance » initiale d'un agent i sur les stratégies jouées dans la population est un triplet $\sigma_i = (p_i, q_i, 1-p_i-q_i)$ qui correspond à la fréquence *anticipée* des stratégies (H, M, L) lors d'une rencontre aléatoire. Elle permet à l'agent de calculer sa meilleure réponse en espérance de gain contre une stratégie mixte de paramètre σ_i . Elle est construite de telle manière qu'elle puisse être actualisée à chaque période par l'observation de la dernière stratégie jouée par le partenaire du moment. Plus spécifiquement, cette croyance est basée sur une mémoire de longueur m qui permet de calculer σ_i comme la fréquence des différentes stratégies observées lors des m dernières confrontations. A chaque étape, l'agent met à jour sa croyance en supprimant de sa mémoire la valeur la plus ancienne et en actualisant sa liste par la dernière stratégie observée. Cet état de la croyance d'un agent peut être représenté par un point sur le simplexe (de dimension égale au nombre de stratégies moins une) utilisé pour représenter les stratégies mixtes de ce jeu (Figure 14.7). Les croyances initiales peuvent être initialisées de manière aléatoire, ou dans une zone ciblée, pour accélérer la recherche des situations typiques (par exemple, l'axe H-L). Mais une forme initiale

d'hétérogénéité des croyances est nécessaire pour explorer utilement les propriétés dynamiques de ce modèle. Supposons en effet que *tous* les agents forment initialement la croyance que leurs opposants jouent M. Leur meilleure réponse, conditionnellement à cette croyance initiale consistera précisément à jouer M, ce qui renforcera globalement la croyance initiale de ces agents. Supposons maintenant que *tous* les agents forment initialement la croyance que leurs opposants jouent M *dans une proportion* telle que σ_i se trouve dans le tiers sud-ouest du simplexe (noté $\sigma_i \in S_M$). Leur meilleure réponse, est encore de jouer M. On peut montrer [YOU 93], [AXT 01] que cette zone est un *attracteur stable* au sens de Foster, Young [FOS 90] dans une situation « raisonnablement bruitée », les agents continueront à jouer M, à l'exception des déviations dues au bruit.

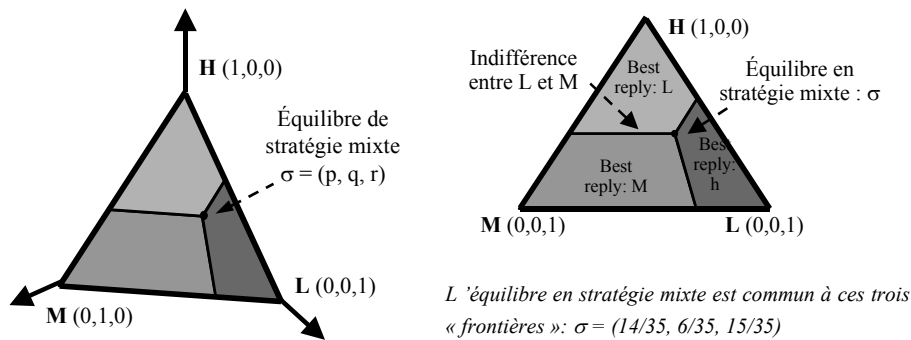


Figure 14.7. : La représentation des croyances des agents sur un simplexe.

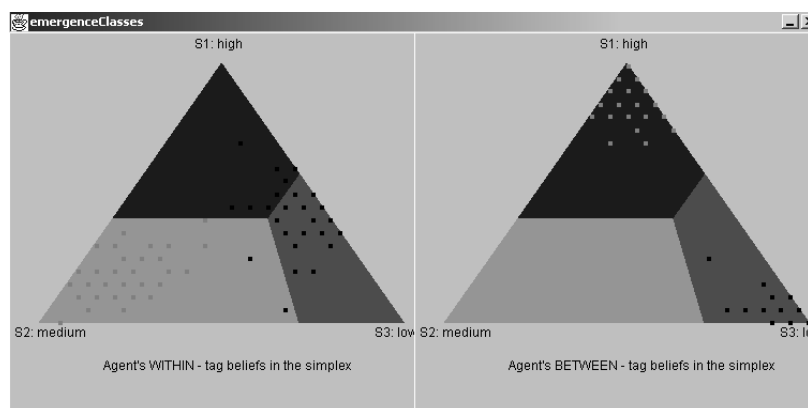
Notons que dans le modèle d'AEY, les agents n'ont pas de croyance sur les croyances des autres agents, mais uniquement sur leurs actions. Les croyances initiales d'un agent peuvent être interprétées comme son héritage « culturel » et ses croyances actualisées comme le produit de « l'histoire » de ses dernières rencontres. Au-delà des périodes initiales, l'hétérogénéité des agents est donc largement « interactionnelle » au sens où ceux-ci ne diffèrent que par leurs croyances, qui sont par construction le produit de l'histoire des rencontres passées. Un « état social » de ce monde : Σ , peut être vu comme une matrice (de taille $N \times 3$): $\Sigma = (p_s, q_s, 1-p_s-q_s)$, avec $p_s = (p_1, \dots, p_N)$ et $q_s = (q_1, \dots, q_N)$. Cette matrice contient les croyances des agents sur le comportement moyen de leurs opposants, construit comme un échantillon de taille m . La représentation graphique de cet état social correspond à l'ensemble des points du simplexe à coordonnées dans Σ (Figure 14.7). Dans ce modèle, une « norme sociale » peut être définie comme un état auto-entretenu dans lequel la mémoire des agents (et donc leur comportement de « meilleure réponse ») resterait inchangée, si certains agents ne déviaient pas aléatoirement. Toutes coordonnées correspondent à une (ou des) zone(s) bien identifiée(s) du simplexe. Une telle « norme sociale » apparaît alors comme un *phénomène émergent des interactions*. Chaque agent essaye d'inférer la

stratégie moyenne des membres du groupe à l'aide un échantillon historique de taille finie de ce groupe, afin de déterminer dans quelle zone du simplexe se trouve la stratégie mixte représentative par laquelle il « résume » la diversité des comportements individuels. On peut montrer à l'aide des résultats obtenus par Young [YOU 93] pour ce jeu que la seule solution *stochastiquement stable* correspond à une situation auto-entretenu où les agents jouent *presque tous* « M ».

14.4.1.3. Modèle avec deux types d'agents (« tag » model)

Dans le modèle avec deux types d'agents, les agents ont une « étiquette » (*tag* : un signe observable) qui leur permet d'être identifié (gris ou noir). AEY supposent que ce signe n'a aucune signification intrinsèque. Cependant, les agents mémorisent le signe des opposants qu'ils ont rencontré et calculent un estimateur spécifique pour chaque type. Le périmètre des groupes est donc préalablement déterminé par les *tags*, mais ceci n'est pas suffisant pour faire apparaître un comportement différencié selon le type des agents, qui pourrait se traduire ensuite par une croyance collective sur le comportement des membres de ces groupes que sont les sous-ensembles d'agents de mêmes *tags*. Les caractéristiques précédemment observées (croyances, stratégies) peuvent maintenant se manifester *entre* les types (*between* : gris contre noir, à droite) comme en *intra* type (*within* : gris contre gris ou noir contre noir, à gauche). On définit ainsi des comportements (et des attracteurs) *inter-groupes*, entre des joueurs de type différent, et *intra-groupe*, entre des joueurs de même type. Par définition, la formation de « classes » correspond à la stabilisation relative de croyances distinctes selon le groupe, avec un comportement *équitable intra-groupe*, mais à un comportement *inégalitaire inter-groupes* (le cas inverse peut être considéré comme « pathologique »).

Sur la Figure 14.8, les gris sont équitables (ils jouent M) entre eux, alors que les noirs ne le sont pas (mais ils se déplacent vers la zone d'attraction de l'équité). Entre groupes, les noirs ont la croyance que les gris adoptent dans une forte proportion un comportement « soumis » (L) et leur meilleure réponse consiste donc à revendiquer une grosse part (H). Inversement, les gris ont la croyance que les noirs ont dans une forte proportion un comportement « dominant » (H) et leur meilleure réponse consiste alors à adopter une attitude soumise en acceptant une petite part (L). Pour les uns comme pour les autres, il y a bien *auto-renforcement des croyances*. Dans ce modèle, on peut montrer, que le processus a des propriétés d'ergodicité et que le seul régime stable correspond comme dans le cas sans *tag* à la région « équitable » (M-M). Plus spécifiquement, si la longueur m de la mémoire des agents et le rapport du nombre d'agents N à cette longueur (N/m) sont « suffisamment grands » et que l'effet du bruit ε est « suffisamment faible », la probabilité ergodique de se trouver dans la région « équitable » est significativement plus élevée. Cependant, si m est grand, l'inertie du système, (c'est à dire le temps d'attente pour atteindre ou pour quitter une région) peut aussi être très importante (Il y a « *brisure d'ergodicité* »). Ceci est vrai en particulier pour la transition du régime « avec classe » vers la norme équitable [AXT 01].



Source : simulation sur Moduleco-MadKit du modèle d'Axtell, Epstein et Young [AXT 01]

Figure 14.8. Simplexes *Within* (même tag) et *Between* (autre tag) et émergence de classes.

Que se passe-t-il dans le régime « avec classe » ? La répartition inégaleitaire *inter-groupes* avec est un *attracteur instable* au sens de [FOS 90], mais le système peut converger vers cet état et y demeurer pour une durée assez longue (*brisure d'ergodicité*). Une stabilisation typique correspond à la situation où les joueurs sont « équitables » dans leur groupe et « inéquitables » avec les autres. Considérons la situation représentée sur la figure 14.8.. Quand les joueurs noirs auront été « aspirés » dans la zone d'attraction de la stratégie équitable, les agents jouent *presque tous* « M » à l'intérieur de leur groupe. Entre groupes, sur la base de leurs observations, les agents noirs partagent la croyance que les agents gris jouent majoritairement « L » et leur meilleure réponse est donc de jouer « H ». Les agents gris ont les croyances inverses. Dans tous les cas, ces croyances ne sont pas fondées sur une croyance dans une stratégie du « groupe » dont les membres sont identifiés par un tag spécifique, mais sur une inférence statistique sur le *comportement d'agents* caractérisés par l'affichage d'un tag qui définit ainsi un groupe uniquement comme l'ensemble de ses membres et non comme un « objet social » [PHA 05a]. C'est précisément parce que les croyances des agents reposent sur une série d'évaluations individuelles plutôt que sur une représentation du comportement du groupe *en tant que tel* que la situation est (plus aisément) réversible.

Exercice 14.4. Construisez une distribution statistique depuis (m, ϵ) des temps de transition vers l'équilibre M-M dans les 2 perspectives avec initialisation sur l'axe H-L.

14.4.2. Introduire de l'émergence forte dans le modèle de d'Axtell, Epstein et Young

Dans le modèle AEY, les croyances des agents se limitent à construire un estimateur du comportement anticipé des autres au moyen d'une statistique σ_i fondée sur l'observation des stratégies jouées par leurs adversaires dans le passé. Les agents

n'ont ni croyance sur les croyances des autres agents ni croyance sur un comportement de groupe en tant que tel. Si l'on qualifie avec Orléan [ORL 02b] de « *croyances sociales* » les croyances sur un comportement régulier des membres du groupe identifié par un tag [PHA 05a]. L'émergence de telles « *croyances sociales* » présuppose une forme de « *prise de conscience* » par les agents de l'existence d'un *comportement caractéristique* des membres de chaque groupe, qui justifie la subsomption de l'inférence du comportement des agents au moyen l'estimateur σ_i par une inférence directement fondée sur leur appartenance à un groupe identifié par un tag. Une telle subsomption se traduit par une *réduction de la diversité perçue* des agents à leur seule appartenance à une entité collective identifiée par un tag, supposée les décrire de manière suffisamment efficace pour fonder rationnellement leur stratégie sur une règle de meilleure réponse face à une stratégie présumée associée à un tag. Dans cette section, nous supposerons comme AEY que les groupes préexistent et nous centrerons la discussion sur ce problème de *subsumption*, qui se traduit par un de *changement qualitatif d'indicateur d'inférence*. Il s'agit donc de *l'émergence d'une croyance* sur une unité suffisante du comportement du groupe en tant que tel, pour qu'il soit superflu de s'interroger sur la réelle diversité des comportements individuels. Dans ce but, suivant [DES 05], [DES 06] nous proposons de formaliser ce phénomène d'émergence, comme un problème cognitif multi-niveaux, conceptualisable comme une forme spécifique de « hiérarchie cognitive » [PHA 04b], [FER 06].

14.4.2.1. Deux définitions complémentaires de l'émergence comme phénomène relatif à un observateur.

Notre formalisation de l'émergence comme phénomène observé (et donc relatif à un observateur) dans un système décomposable en plusieurs niveaux est conçue pour être compatible avec deux définitions qui sont considérées du point de vue de leur complémentarité. La première définition nous permet d'introduire la notion d'*émergente forte* au sens de Müller [MUL 02], [MUL 03]. La seconde propose un processus de conceptualisation de l'émergence comme « *réduction de complexité* » dans un système d'observation [DES 92], [BON 97], [DES 05]. Ces deux définitions permettent de mettre en œuvre dans un système multi-agents le phénomène « d'immergence » - ou émergence du second ordre évoqué par Gilbert [GIL 95], [Chapitre 5].

Pour définir l'émergence dans les SMA, Müller [MUL 02] [MUL 03] distingue deux niveaux : *le processus* et *l'observation de ce processus*. Le *processus* désigne l'évolution d'un système formé par des entités en interactions, qui *engendre des épiphénomènes observables*. Au niveau de l'observation du processus, cet épiphénomène est *interprété en tant qu'émergence* comme le résultat d'un calcul. La définition de l'émergence selon Müller distingue deux niveaux dans le système et deux descriptions des processus dans deux langages distincts. Elle peut ainsi être rapprochée d'une définition proposée par [RON 99] dans une perspective de *design* de systèmes dotés de propriétés émergentes possiblement surprenante. Un tel

système devrait être conçu (1) pour décrire les interactions des agents dans un langage D . Un observateur ou un expérimentateur (2) pleinement conscient de la conception (1) devra alors décrire le comportement global du système dans un langage $D' \neq D$, car les comportements observés à ce niveau ne sont pas « évidents » à partir de la seule connaissance des propriétés (1) : l'expérimentation peut conduire à des « surprises ». Müller reprend cette distinction dans ses deux premiers items de définition d'un phénomène émergent :

- (1) Il y a un système constitué par ensemble d'agents interagissant entre eux et avec leur environnement dont la *description en tant que processus* est exprimée dans un langage D .
- (2) La dynamique du système produit un *phénomène structurel global observable* dans des « traces d'exécution » et décrit dans un langage distinct de D .

Mais Müller introduit également une troisième condition qui nous intéresse particulièrement, car elle nous permet de qualifier la nature du phénomène émergent, par la possibilité d'une *causalité rétroactive du niveau collectif sur le niveau individuel (downward causation)*, ce qui amène à distinguer une émergence « faible » d'une émergence « forte » à la suite par exemple de Bedeau [BED 97], [BED 02]⁶¹.

- (3) *Le phénomène structurel global est observé* par un observateur extérieur (*émergence faible*) ou par les agents eux-mêmes (*émergence forte*).

Dans la configuration qui va nous intéresser, qualifiée d'émergence « forte » par Müller, le niveau d'observation est rattaché aux agents, l'identification de l'épiphénomène par les agents en interaction dans le système va entraîner une rétroaction de l'observation sur le processus de la « *downward causation* ». Il y a *couplage entre le processus et l'observation du processus, au niveau des agents*. L'épiphénomène est immanent à la dynamique même du système, on a « *immersion* » ou émergence de second ordre au sens de Gilbert [GIL 95]. La distinction entre deux catégories d'émergence résulte de *la position du niveau d'observation par rapport au processus*. Dans l'*émergence forte*, les agents sont partie prenante du processus tout en observant ce dernier, ce qui entraîne *de facto* une rétroaction du niveau d'observation sur le niveau du processus. Dans l'*émergence faible*, l'observateur est extérieur au processus et il n'y a pas nécessairement couplage. La catégorie d'émergence forte est importante pour la modélisation de sociétés artificielles [Chapitre 5]. En effet, la *réflexivité médiatisée par la conscience* nous semble une caractéristique déterminante qui distingue les systèmes composés d'agents humains des systèmes composés d'entités matérielles (pour prendre les deux extrêmes). Selon cette perspective, on peut ré-interpréter la construction de Müller à partir de la distinction de [SEA 95] entre ce qui est *indépendant de l'observateur* (le processus et les phénomènes qui en résultent) et ce qui est *relatif à l'observateur* (l'émergence comme identification et interprétation de l'épiphénomène). Selon cette interprétation,

⁶¹ Cf. : Special issue on *Emergence and Downward Causation*, Principia 6-1 June 2002.

l'émergence devient une catégorie relative à un observateur et dans le cas d'un observateur humain, une catégorie subjective. Pour résumer, s'il y a *émergence forte* au sens de Müller, le système dans son ensemble, via la médiation des agents, acquiert des propriétés de réflexivité :

- Les agents sont dotés de la capacité d'observer et d'identifier un épiphénomène dans le processus qui traduit l'évolution du système dans lequel ils interagissent. La capacité d'observation et le champ d'observation de l'agent doit alors être suffisamment large pour identifier le phénomène dans sa globalité.
- Les agents peuvent décrire cet épiphénomène dans un « langage » autre que celui qui sert à décrire le processus.
- L'identification de l'épiphénomène « émergent » par les agents entraîne un changement de comportement, donc une rétroaction du niveau d'observation sur le processus.

Pour Dessalles [DES 92] et Bonabeau, Dessalles [BON 97], l'émergence est définie comme *une soudaine réduction de complexité dans un système d'observation*. Cette définition suppose :

- un système collectif observable, comportant un nombre significatif d'éléments,
- un système d'observation (« l'observateur »), capable d'avoir une *perception* de l'évolution de ce système observable et de traiter l'information qui résulte de cette perception et disposant d'*outils* pour analyser l'évolution du système et détecter les régularités.

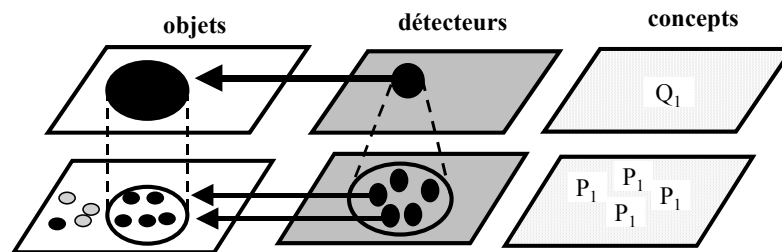


Figure 14.9. Parallélisme entre hiérarchies : les niveaux de description, les niveaux d'observations (détecteurs) et les niveaux conceptuels (association concepts- détecteurs).

Dans leur forme la plus simple que l'on adoptera ici, ces outils sont des *détecteurs binaires*, capables d'entrer en activité pour certaines configurations du système. La complexité du système à un moment donné est mesurée comme *la plus courte description que l'observateur peut produire à partir de l'état de ses détecteurs*. Dans le cas général, cette définition de la complexité coïncide avec la notion de complexité algorithmique relative (RAC) : elle se mesure par la taille du plus petit algorithme décrivant l'ensemble $\{D_i\}$ des détecteurs actifs à un moment

donné. Une telle mesure de la complexité est relative à l'ensemble complet des détecteurs disponibles : *c'est la redondance, liée à la hiérarchie des détecteurs qui permet d'obtenir des descriptions concises*. Si le système ne dispose que de détecteurs de premier niveau (directement connectés aux éléments du système observé), la situation dans laquelle tous les détecteurs sont actifs correspond à une complexité maximale. Si le détecteur D_i est activé par une configuration $\{D_{ik}\}$ d'autres détecteurs, l'activité de D_i *subsume* celle des D_{ik} qui ne figurent donc plus dans la description minimale de l'état de l'observateur. Si l'observateur dispose d'un détecteur de niveau 2, qui entre en activité lorsque tous les détecteurs de niveau 1 sont actifs, cette situation d'activité généralisée présente une complexité minimale, puisqu'elle ne nécessite la détermination que d'un seul détecteur.

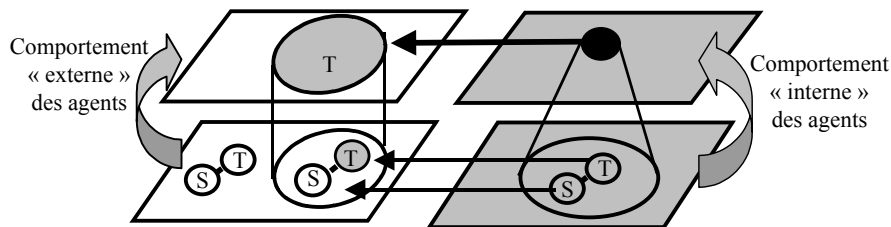


Figure 14.10. Agents, groupes et croyances des agents dans une architecture à 2 niveaux.

Cette définition de la complexité d'un système à travers la description de l'état de son observateur permet de proposer une seconde caractérisation de l'émergence : *il y a émergence si et seulement si la complexité relative à l'ensemble des détecteurs disponibles connaît une discontinuité négative*. On remarquera cependant que cette définition de l'émergence ne nécessite pas une définition préalable des niveaux, mais elle est interprétable à la fois en terme de niveaux et en terme de hiérarchie de théories [BON 97]. C'est la définition des détecteurs qui crée explicitement ou implicitement la hiérarchie des niveaux à travers la *redondance* et la *subsumption*.

14.4.2.2. La hiérarchie des détecteurs et la procédure de subsumption

L'intérêt de cette définition de l'émergence comme *réduction de la complexité relative du système d'observation* ne préjuge pas de la nature de l'observateur : celui-ci peut très bien être un mécanisme artificiel, doté de détecteurs hiérarchisés. Ainsi, comme le remarque Dessalles [DES 92], un système d'observation de trafic routier, peut « voir » émerger des phénomènes qu'un humain nommera bouchons, ou accidents, simplement parce qu'il sera doté de détecteurs logiciels appropriés capables de repérer ces phénomènes à partir des positions et des vitesses des véhicules (ceci présuppose qu'il soit doté d'un modèle adéquat). Le fait qu'un observateur artificiel puisse détecter un phénomène émergent permet que (1) le système lui-même ou (2) des éléments qui le constituent soient en mesure de rétroagir sur le processus. Le

premier cas se présente chaque fois que nous détectons nos propres états mentaux. En tant que collectivité neuronale, notre système nerveux est capable de détecter l'entrée en activité de plusieurs classes de populations particulières de ses propres neurones. Le deuxième cas se présente lorsque le système est constitué d'agents cognitifs. Ceux-ci sont alors capables de repérer certaines configurations du système dans lequel ils sont immergés (émergence forte au sens de Müller, *immersion* au sens de Gilbert). Pour rendre cette conceptualisation opérationnelle, il est nécessaire que les agents soient dotés de capteurs susceptibles d'identifier correctement le phénomène. La définition des détecteurs et la construction de la hiérarchie des niveaux d'analyse présupposent que le modélisateur conçoive un modèle intégrateur susceptible « d'absorber » le phénomène émergent.

14.4.2.3. Interprétation : émergence d'une « croyance sociale » comme phénomène de subsumption dans le système d'observation hiérarchisable d'un SMA réflexif

Dans Dessalles, Galam, Phan [DES 06], les agents minimisent un coût procédural de traitement informationnel et c'est donc une conception instrumentale (coût avantage) qui gouverne le comportement « interne » de subsumption des agents (Figure 14.10). D'autres approches de ce mécanisme sont possibles, mais le cœur du problème est ailleurs. Dans cette approche, les agents sont dotés au départ d'une capacité minimale de catégorisation *par conception du modèle* qui a prévu de manière explicite la possibilité pour les agents d'identifier le phénomène émergent préalablement identifié par AEY. Il n'y a donc pas de « surprise » au sens de [RON 99]. La mise en œuvre d'une solution multi-niveaux « pré-cablée » plutôt que d'une solution générative renvoie à la correspondance entre la hiérarchie de niveaux de complexité et la hiérarchie de recouvrement des modèles chez [BON 97]. Dans le cas le plus simple, la modélisation prévoit dès l'étape initiale de conception l'ensemble des structures pertinentes pour le problème, que ce soit au niveau de la formalisation des fonctions perceptives, cognitives ou de l'organisation sociale. Nous nous trouvons donc dans une configuration épistémique du type de celle mise en lumière par Piaget [PIA 68] pour le structuralisme génétique : *la connaissance des deux structures (de départ et d'arrivée) est nécessaire pour expliquer la transition*. En psychologie génétique, cette forme d'émergence structurelle ne pose pas de problème de principe, puisque l'on connaît les différentes structures cognitives qui s'enchaînent. En économie, cette contrainte n'est pas pénalisante pour la « *rérodiction* » de phénomènes émergents connus, mais peut l'être pour la prédiction. Une autre approche aurait cependant été possible, mais nous n'avons pas encore cherché à l'explorer. Elle consiste à prévoir des mécanismes d'observation génératifs et flexibles conçus dès l'origine pour catégoriser et simplifier « à la volée » la résolution pratique des problèmes à traiter, en intégrant la possibilité d'avoir un « effet de surprise ».

14.5. Bibliographie

- [AXT 01] AXTELL R. EPSTEIN J.M., YOUNG H.P. "The Emergence of Classes in a Multi-agent Bargaining Model" in DURLAUF, YOUNG, eds. *Social dynamics*, Cambridge Ma., The MIT Press, p. 191-211, 2001.
- [BED 97] BEDAU M.A. "Weak Emergence", *Noûs*, Vol. 31, Supplement: Philosophical Perspectives, 11, *Mind, Causation, and World*, p. 375-399, 1997.
- [BED 02] BEDAU M. A. "Downward causation and the autonomy of weak emergence", *Principia* 6-1 June, special issue on *Emergence and Downward Causation*, p. 5-50, 2002.
- [BIN 94] BINMORE K. *Game Theory and the Social Contract, vol 1: playing Fair*, Cambridge, The MIT Press, 1994.
- [BLU 97] BLUME L.E. "Population Games", in : Arthur, Durlauf, Lane eds., *The Economy as an Evolving Complex System II*, Santa Fe Institute, Studies on the Sciences of Complexity, Reading Ma. , Addison-Wesley Pub.Co, p. 425-460, 1997.
- [BLU 03] BLUME L.E. "How noise matters", *Games and Economic Behavior*, 44-2) p.251-271, 2003.
- [BON 97] BONABEAU E., DESSALLES J-L. "Detection and Emergence", *Intellectica*, 25 p.89-94, 1997
- [BOY 92] BOYER R., ORLEAN A. "How Do conventions Evolve ?", *Journal of Evolutionary Economics*, 2. p. 165-177, 1992.
- [BOY 94a] BOYER R., ORLEAN A. « persistance et changement des conventions » in Orléan A. (ed.) *Analyse économique des conventions*, Presses Universitaires de France, Paris, 1994.
- [BOY 94b] BOYER R., ORLEAN A. « Stabilité de la coopération dans les jeux évolutionnistes stochastiques », *Revue Economique*, 46/3, p.797-806, 1994.
- [DES 92] DESSALLES J.L. « Aspects cognitifs de l'émergence » in Amy B., Bonabeau E. Dessalles J.L. Ducret J.-J. Giacometti A., Grumbach A. (1992) *Emergence dans les modèles de cognition*, actes du séminaire ENST 15-16 Avril S003, Paris, ENST, p.47-59, 1992.
- [DES 05] DESSALLES J.L., PHAN D. "Emergence in multi-agent systems: cognitive hierarchy, detection, and complexity reduction part I: methodological issues", in Mathieu, Beaufils, Brandouy (eds.), *Agent-Based Methods in Finance, Game Theory and their Applications*, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, 564, Berlin, Springer, p. 147-159, 2005.
- [DES 06] DESSALLES J.L., GALAM S., PHAN D. "Emergence in multi-agent systems: cognitive hierarchy, detection, and complexity reduction part II: Axtell, Epstein and Young's model of emergence revisited", *12th International Conference on Computing in Economics and Finance*, Limassol, Cyprus, June 22-25, 2006.
- [EBE 04] EBER N. *Theorie des jeux*, Paris, Dunod,. 2004.
- [EPS 99] EPSTEIN J.M., "Agent-Based Computational Models and Generative Social Science", *Complexity*, Vol. 4/No. 5, p. 41-60, May/June 1999.
- [EPS 06] EPSTEIN J.M. *Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling*, Princeton University Press, (forthcoming) 2006.
- [FER 06] FERBER J., PHAN D. "Cognitive Hierarchy in Multi-Agent Games: formal, conceptual and artefactual aspects", (en préparation pour 2006).

- [FES 57] FESTINGER L. *A Theory of Cognitive Dissonance*, Stanford University Press, 1957.
- [FOS 90] FOSTER D., YOUNG P. "Stochastic Evolutionary Games Dynamics", *Theoretical Population Biology*, 38, P.219-232, 1990.
- [GIL 95] GILBERT N. "Emergence in social simulation", in Gilbert, Conte eds. *Artificial Societies, The computer simulation of social life*, UCL Press, London, p.144-189, 1995.
- [HAL 01] HALES D. Tag Based Co-operation in Artificial Societies. Ph.D. Thesis, Department of Computer Science, University of Essex, UK, 2001.
- [HAL 02] HALES D. "Evolving Specialisation, Altruism and Group-Level Optimisation Using Tags", In Sichman J.S., Bousquet F. Davidsson P. eds. *Multi-Agent-Based Simulation II. Lecture Notes in Artificial Intelligence 2581*, Berlin: Springer-Verlag, p. 26-35; 2002.
- [HAL 03] HALES D., EDMONDS B. Evolving Social Rationality for MAS using "Tags", in Rosenchein J.S. et al. ed. *Proceedings of the 2nd International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, (AAMAS 2003), ACM Press, p. 497-503, 2003.
- [HAR 88] HARSANYI J., SELTEN R. *A General Theory of Equilibrium Selection in Games*, Cambridge Ma., The MIT press; 1988.
- [HOL 93] HOLLAND J. The Effect of Lables (Tags) on Social Interactions, Santa Fe, *Santa Fe Institute Working Paper 93-10-064*, 1993.
- [LIV 00] LIVET P., OGIEN R. eds. *L'enquête ontologique, du mode d'existence des objets sociaux*, Paris, Editions de l'EHESS, 2000.
- [MAI 93] MAILATH G.J. "Perpetual Randomness in Evolutionary Economics", *Economics Letters*, Vol. 42 N°2-3, pp. 291-99, 1993.
- [MON 96] MONDERER D., SHAPLEY L.S. "Potential Games" *Games Economic Behaviour* 14 p.124-143, 1996.
- [MUL 02] MÜLLER J.P. *Des systèmes autonomes aux systèmes multi-agents : interactions, émergence et systèmes complexes*, Rapport présenté pour l'obtention de l'HDR, Université de Montpellier, novembre, 58 p., 2002.
- [MUL 03] MÜLLER J.P. "Emergence of Collective Behaviour and Problem Solving", *ESAW*, 2003
- [ORL 98] ORLÉAN A. « The evolution of imitation » in COHENDET P. et al. (eds.) *The Economics of Networks : Interaction and Behaviours*, Berlin Springer-Verlag, p.325-339, 1998.
- [ORL 02a] ORLEAN A. « Les interactions mimétiques » in Lesourne, Orléan, Walliser eds. *Leçons de microéconomie évolutionniste*, Paris, Odile Jacob, 2002.
- [ORL 02b] ORLEAN A. « Le tournant cognitif en économie », *Revue d'Economie Politique* N°5 septembre octobre, p.717-738, 2002
- [PHA 04a] PHAN D. "From Agent-Based Computational Economics towards Cognitive Economics" in Bourguin, Nadal, *Cognitive Economics*, Springer Verlag., p. 371-398, 2004.
- [PHA 04b] PHAN D. "Hierarchy of cognitive interactive agents and statistical mechanics : how Object Oriented Programming highlights the connection", in Coelho, Espinasse. Seidel (eds.), *5th Workshop on Agent Based Simulation*, Lisbon, Portugal, May 2004 SCS Pub. House, Erlangen, San Diego, p. 69-76, 2004.

- [PHA 05a] PHAN D. Coordination, cognition et réflexivité aux fondements des « croyances sociales » 12^o journées de Rochebrune : rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels, Réflexivité et auto-référence dans les systèmes complexes Paris ENST S 001, 2005.
- [PHA 05b] PHAN D. « Choix binaires avec influences sociales : mode d'emploi et conséquences économiques », présentation au séminaire CREM-économie de Rennes I, mars 2005
- [PIA 68] PIAGET J. *Le structuralisme*, Que sais-je ?, Paris, Presses Universitaires de France, 1968.
- [RIO 97] RIOLO, R. "The Effects of Tag-Mediated Selection of Partners in Evolving Populations Playing the Iterated Prisoner's Dilemma", Santa Fe, *Santa Fe Institute Working Paper 97-02-016*, 1997.
- [RON 99] RONALD E., SIPPER M. CAPCARRÈRE M.S. "Design, observation, surprise ! A test of Emergence", *Artificial Life 5* (3) p. 225-239, 1999.
- [SCH 60] SCHELLING T.S. *The strategy of Conflict*, Cambridge Ma., Harvard University Press, 1960, traduction. française : *La stratégie du conflit* Paris, Presses Universitaires de France, 1986.
- [SCH 78] SCHELLING T.S. *Micromotives and Macrobbehavior* N.Y Norton and Co, 1978, traduction française: *La tyrannie des petites décisions*; Paris, Presses Universitaires de France, 1980.
- [SCH 01] SCHMIDT C. *La théorie des jeux, essai d'interprétation*, Paris PUF 2001.
- [SEA 95] SEARLE J.R. *The Construction of Social Reality*, New York Free Press, 1995, trad. française : *La construction de la réalité sociale*, NRF-essais, New York Gallimard, 1998.
- [SKY 04] SKYRMS B. *The Stag Hunt and the Evolution of Social Structure*, Cambridge U.P., 2004.
- [SOM 89] SOMIT A. PETERSON S.A. *The Dynamics of Evolution. The Punctuated Equilibrium Debate in the Natural and Social Sciences*, Ithaca, London, Cornell University Press, 1989.
- [SUG 89] SUGDEN R. "Spontaneous Order", *Journal of Economic Perspectives*, 3/4, p.85-97, 1989.
- [SUG 95] SUGDEN R. "The coexistence of conventions", *Journal of Economic Behavior and Organization*, 28 p. 241-256, 1995.
- [ULL 77] ULLMANN-MARGALIT E. *The Emergence of Norms*, Oxford, Clarendon Press, 1977.
- [YIL 03] YILDIZOGLU M. *Introduction à la théorie des jeux*, Dunod, 2003.
- [WEI 83] WEIDLICH W., HAAG D. *Concepts and Models of a Quantitative Sociology, the dynamics of interacting populations*, Berlin, Springer Verlag 1983.
- [YOU 93] YOUNG P.Y. "An Evolutionary Model of Bargaining", *Journal of Economic Theory*, 59 (1) p. 145-268, 1993.
- [YOU 96] YOUNG P. Y. "The Economics of Conventions", *Journal of Economics Perspectives*, 10/2, p.105-122, 1996.
- [YOU 98] YOUNG P.Y. *Individual Strategy and Social Structure. An Evolutionary Theory of Institutions*, Princeton, Princeton University Press, 1998.

Troisième Partie

Introduction à la modélisation multi-agents des systèmes complexes en géographie

La géographie est au cœur de la complexité en sciences humaines et sociales [LAN 05a]. Elle est la science de l'échelle intermédiaire, celle du présent et du proche, celle qui est directement accessible à nos sens. Elle est aussi le carrefour des échelles inférieures et supérieures, entre les atomes et les étoiles, entre les passés et les futurs lointains. Elle croise presque tous les domaines scientifiques, de la physique (sciences de la terre) à la sociologie en passant par les sciences de vie, de l'homme et de la nature. Contrairement à la physique atomique ou à l'astronomie qui construisent des représentations et expliquent des phénomènes inaccessibles à nos sens, la géographie étudie ce qui est directement observable. De ce fait, la théorisation, forcément simplificatrice, se heurte directement au spectacle de la complexité infinie de la réalité et rend d'autant plus facilement critiquables ces constructions simplifiées de la réalité.

La géographie est ancrée par essence dans l'espace, la carte géographique en est l'expression directe. Lorsqu'on s'intéresse à des processus complexes, la prise en compte de l'emboîtement des niveaux d'organisation s'avère nécessaire à la compréhension des phénomènes. La modélisation ajoute de plus une dimension fondamentale à l'expression de la dynamique, celle du temps. La représentation multi-échelles dans l'espace oblige alors à aborder aussi les différents niveaux de temporalité des processus en jeu.

La notion d'objet est le concept central sur lequel se fonde la modélisation multi-agents en géographie [DAU 05]. Ce concept n'est pas réduit à son niveau technique, celui de la programmation orientée-objet, mais il est pris ici dans un sens « physique » très général, systémique et auto-référentiel : l'objet est à la fois élément d'une organisation supérieure et lieu d'une organisation intérieure d'éléments qui le composent [LAN 05b]. L'objet est le concept à travers lequel se structurent les notions premières d'espace, de temps et de matière-énergie. L'objet n'est pas pris seulement dans son sens d'élément matériel inanimé, mais couvre tout le champ disciplinaire, car nous pensons que les mêmes principes élémentaires de structuration et de fonctionnement sont applicables du caillou au groupe social. Les différences entre objets viennent de la diversité des niveaux de complexité et de la combinatoire des processus agissant sur les éléments du système.

Il ne faut pas confondre *fonctionnement* d'un phénomène et *compréhension* de ce phénomène. Les mécanismes de fonctionnement réels, quel que soit leur complexité, se ramènent toujours en fin de compte à la physique des particules, aux phénomènes ondulatoires, aux champs de forces, etc. Evidemment, ce fonctionnement ultime de la réalité, que ce soit de l'écoulement de l'eau, de la cognition ou des comportements sociaux, n'est pas le bon niveau pour le comprendre. Car la compréhension doit se faire au niveau de l'émergence du phénomène. C'est donc à ce niveau que se construit une théorie véritablement efficace. La neurologie ne pourra jamais nous permettre de comprendre la théorie de la relativité d'Einstein, ou l'art de la fugue chez Bach, pourtant elle a été produite par le fonctionnement de leur cerveau. Par contre, le niveau de l'émergence d'un phénomène, n'est pas le bon niveau pour le faire fonctionner. En modélisation, on utilisera souvent un niveau de décomposition nettement plus fin pour pouvoir prendre en compte une certaine complexité à la fois dans la diversité des objets utilisés et la combinatoire de leurs interactions.

Un agent en géographie est donc avant tout un objet, cela peut être une goutte de pluie, une parcelle de terrain, un camion, un être humain, voire une nation entière. Chaque agent-objet possède une emprise spatiale, une description matérielle, des liens avec son environnement et un comportement. L'emprise spatiale, ou support de l'objet, permet de donner une unité et une identité à l'objet, en délimitant son intérieur de son extérieur. La description matérielle, peut être « terminale » si elle constitue le dernier niveau de description du système, c'est alors une description élémentaire. Elle peut être aussi « non-terminale » si l'objet est lui-même un système composé d'objets plus élémentaires en interactions, il possède alors une double description, globale en tant qu'objet et éclatée à travers ses composants. La notion d'environnement de l'agent-objet indique que l'agent est dépendant des objets proches de lui en terme spatial (contraintes spatiales, frontières, contacts, distances, accessibilités) ou descriptif (groupe social, liens économiques, de pouvoirs etc.).

La notion de comportement ne renvoie pas à l'intelligence de l'agent, au sens anthropomorphique du terme, mais décrit sa capacité à faire un choix parmi ses états possibles à venir, par rapport à la « connaissance » qu'il a de son environnement passé et présent. La notion de comportement généralise la notion de rationalité limitée en définissant le comportement comme la capacité limitée de l'agent-objet à la fois à connaître son espace proche, mais aussi à se connaître lui-même, son passé récent, son présent, et à utiliser cette connaissance limitée pour décider de son futur à court terme. L'agent-objet est donc au centre d'un voisinage spatio-temporel limité à la fois vers l'extérieur et vers l'intérieur. En effet, il s'étend dans l'espace depuis les limites extérieures de son environnement et descend jusqu'aux limites intérieures définies par ses composants terminaux (qui sont des boîtes noires). Son voisinage possède aussi une étendue temporelle qui va de son passé proche à son futur proche. Ce voisinage permet à l'objet de définir son identité et la dynamique de son comportement.

En termes informatiques, le comportement de l'agent est défini par un ensemble de mécanismes algorithmiques qui lui permet, à partir du faisceau des trajectoires possibles de son passé pouvant produire son état présent, et devant le faisceau des trajectoires possibles de son futur, de pouvoir évaluer puis choisir la trajectoire d'action qui correspond le mieux à son identité et/ou à son groupe. Lorsque l'objet est simple, son environnement sans obstacle rapproché, et le comportement purement réactif, le futur se construit de manière déterministe par continuité avec le passé, tel le camion lancé sur la route droite, poursuit sa route future, dans le même sens et la même direction que le passé, selon les lois de l'inertie. Son comportement est alors purement de type fonctionnel : $x_{t+1} = f(x_{t-1}, x_t)$, la situation passée x_{t-1} et actuelle x_t ne peut donner qu'une seule situation future x_{t+1} . Mais lorsque l'objet est complexe et est soumis à un environnement lui-même complexe, chaque état présent de l'objet résulte d'un compromis entre des processus en quasi-équilibre qui se contraignent, se combinent, se régulent les uns par les autres, plusieurs trajectoires sont alors possibles pour le futur. L'agent possède un mécanisme lui permettant de décider quelle trajectoire choisir. Ce mécanisme peut être très simple, il peut par exemple faire un tirage au hasard ou prendre la première qui se présente. S'il possède un moyen d'évaluer la plus pertinente, en fonction de ses expériences passées, de la connaissance de son environnement, de sa capacité d'action, de ses objectifs, alors il pourra faire un choix plus « intelligent » que le simple hasard.

Ce mouvement vers l'étude de la complexité des phénomènes géographiques et une informatisation poussée des problématiques géographiques n'est pas récent. La Time-Geography, la synergétique et la systémique ont progressivement amené le géographe à s'interroger sur le rôle de la diversité de leurs objets (individu, ménage, ville), de l'interdépendance des niveaux d'organisation et des interactions dans les phénomènes qu'ils étudient, alors que les méthodes tels les systèmes d'information géographique l'amenaient à formaliser les concepts liés à l'espace et au temps.

Depuis le milieu des années 1990, une branche modélisatrice de la géographie s'appuie sur les principes de l'intelligence artificielle distribuée (IAD) pour simuler des phénomènes complexes. Ce mouvement touche également l'économie, la sociologie et donne lieu à de multiples appellations : *Artificial Societies*, *Agent Based Computational Economics*, *simulation sociale*, etc. L'appellation *Géographie artificielle* s'impose alors comme un idiome, reconnu et lisible par la communauté des chercheurs en IAD dont le dénominateur commun est la complexité. Elle s'en distingue par le fait que la granularité des agents va de l'individu social à l'entité spatiale agrégée. La *Géographie artificielle*, reliée à l'informatique, est ainsi un « laboratoire » qui permet la formalisation et la validation de processus locaux aptes, grâce à la simulation, à produire des dynamiques et des structures spatiales de niveaux supérieurs.

Le chapitre 15 présente les concepts spécifiques à l'espace dans la modélisation multi-agents, en particulier tout ce qui concerne la topologie de voisinage des objets spatiaux. Le chapitre 16 illustre l'utilisation des systèmes multi-agents dans l'étude d'un processus de diffusion des innovations. Il s'agit ici de montrer une utilisation des systèmes multi-agents (SMA) couplant des hypothèses géographiques, en particulier l'interaction spatiale, et des hypothèses sociologiques, comme l'interaction sociale. Enfin le chapitre 17 propose une étude comparative de trois implémentations du modèle de Schelling. Le choix de ce modèle s'impose par sa simplicité, ses aspects pédagogiques et le fait qu'il puisse se formaliser aussi bien dans un contexte automate cellulaire que SMA. Ce modèle est paramétré par la tolérance des individus et par la densité de population dans le domaine. Il se termine par l'analyse de la dimension des agrégats ainsi produits et de l'évolution du nombre d'individus insatisfaits dans l'espace des paramètres.

Bibliographie

- [DAU 05] DAUDE E., « Systèmes Multi-Agents pour la Simulation en Géographie : vers une Géographie Artificielle », in Guermond Y. (dir.), *Modélisations en géographie, déterminismes et complexités*, Londres, Hermès-Sciences, p.355-382, 2005.
- [LAN 05a] LANGLOIS P., REGUER D., « La place du modèle et de la modélisation en Sciences Humaines et sociales », in Guermond Y. (dir.), *Modélisations en géographie, déterminismes et complexités*, Londres, Hermès-Sciences, p.35-48, 2005.
- [LAN 05b] LANGLOIS P., « Complexité et systèmes spatiaux », in Guermond Y. (dir.), *Modélisations en géographie, déterminismes et complexités*, Londres, Hermès-Sciences, p.299-319, 2005.

Chapitre 15

Approche conceptuelle de l'espace

Structurations de l'espace, du temps et des objets dans un contexte de modélisation multi-agents

15.1. Introduction

Le développement d'un outil de simulation de type multi-agents ou automate cellulaire demande préalablement une démarche conceptuelle, de formalisation indépendante de l'informatique, qui doit si possible s'appuyer sur un corpus théorique. Le point de départ est la définition précise des concepts utilisés qui doit permettre au modélisateur de formaliser correctement les entités, les relations et les règles du problème posé. Cet effort d'abstraction permet souvent d'élargir les fonctionnalités de l'outil à une classe plus large de problèmes que la question initiale. Nous savons en effet que l'outil ouvre l'utilisateur à d'autres questions qu'il ne se posait pas avant de manipuler l'outil. Ainsi il dispose d'un champ plus général d'utilisation de son modèle. Par exemple le logiciel pourra avantageusement être étendu en termes de conditions initiales, en termes de paramétrage, de choix de fonctionnement, voire jusqu'à la définition même d'un langage utilisateur adapté à une très large classe de modèles. De plus, un logiciel bien formalisé pourra évoluer plus facilement vers d'autres exigences non encore implémentées. Enfin, cette formalisation préalable (ce modèle théorique), permet de passer plus sûrement à une phase de conception purement informatique et de programmation.

Les modélisations qui mettent en jeu l'espace géographique, doivent s'appuyer sur des structures de données particulières, géométriques et topologiques, telles que celles utilisées dans les systèmes d'information géographique (SIG). Mais, lorsqu'on souhaite ajouter de la dynamique à un tel système, en général, les outils disponibles dans le commerce ne permettent pas un accès satisfaisant aux structures de données, ce qui pose un problème sérieux. Il est alors utile de bien connaître les principes de structuration géométriques et topologiques de manière à les adapter au contexte dynamique pour les intégrer directement dans le nouveau système. Ainsi, nous aborderons les concepts théoriques d'espace, de temps, de matière et d'objet géographique, mobile ou déformable. Puis, s'appuyant sur ces concepts théoriques nous pourrions aborder des concepts plus techniques de structuration géométrique et topologique d'un maillage cellulaire associé à un ensemble d'objets géographiques, permettant ainsi une modélisation par automates cellulaires (AC) ou systèmes multi-agents dans un espace géographique.

15.2. Espace, matière et objet géographiques

Le concept d'objet géographique est pris ici dans un sens très général, systémique. Nous allons voir comment l'objet est le concept à travers lequel se structurent les notions premières d'espace, de temps et de matière-énergie.

15.2.1. Espace géométrique, espace matériel

On peut concevoir l'espace comme un réceptacle vide dans lequel on dispose des objets (vision euclidienne et newtonnienne de l'espace). On peut aussi définir l'espace comme constitué des relations entre les objets. Dans cette acception, l'espace ne préexiste pas aux objets, il n'existe que par le fait que les objets existent les uns par rapport aux autres et interagissent entre eux (vision structuraliste et même einsteinnienne).

La difficulté de la formalisation des objets vient de leur matière. Un objet ne peut être défini seulement par sa géométrie, c'est-à-dire par un ensemble de localisations dans un espace : il ne serait alors que figure géométrique, donc abstrait, immatériel. Par exemple, l'ensemble des localisations (x, y) du plan qui vérifient $x^2 + y^2 \leq R^2$ est un disque de rayon R . Cette figure contient une infinité de points formant un continuum spatial. Si l'on veut matérialiser le disque pour en faire un objet, on pourrait « remplir » chaque point avec de la matière, mais ces grains de matière seraient alors infiniment fins et en nombre infini, ceci indépendamment de l'échelle d'observation. Cette conception contredit le principe de finitude de la matière. Le modèle euclidien de la géométrie échoue alors à représenter correctement un objet matérialisé. *Il faut admettre le caractère fini mais néanmoins continu de la matière à un certain niveau d'observation (macroscopique), et le caractère discontinu à un niveau plus fin*

d'observation (microscopique, individuel), avec des liens de cohésion entre les éléments réalisant la continuité au niveau macroscopique.

15.2.2. Objet et couche d'objets géographiques

Pour prendre en compte ce caractère discontinu de l'espace matériel, on décompose le domaine d'étude, qui est une partie finie d'un espace euclidien E de dimension 2 ou 3, en un ensemble fini S de parties fermées S_1, S_2, \dots, S_n , appelés *supports géométriques* des objets. On associe aussi à chaque support un *identifiant* unique (par exemple une numérotation g) et une *description* (à un instant donné) de son contenu matériel, qui peut être formalisée par une fonction f de S vers l'espace V des valeurs descriptives de la matière. Cette fonction associe à chaque support S_i sa description matérielle v_i . La réunion des supports reconstitue le domaine spatial, sachant que l'intersection de deux supports S_i et S_j si elle n'est pas vide, constitue la *frontière* entre les objets i et j . Néanmoins la frontière doit rester de mesure nulle, pour respecter le principe d'imperméabilité des objets. Le triplet (identifiant – support géométrique – description matérielle) et les 2 fonctions f et g constituent le modèle mathématique minimal de la notion d'objet géographique.

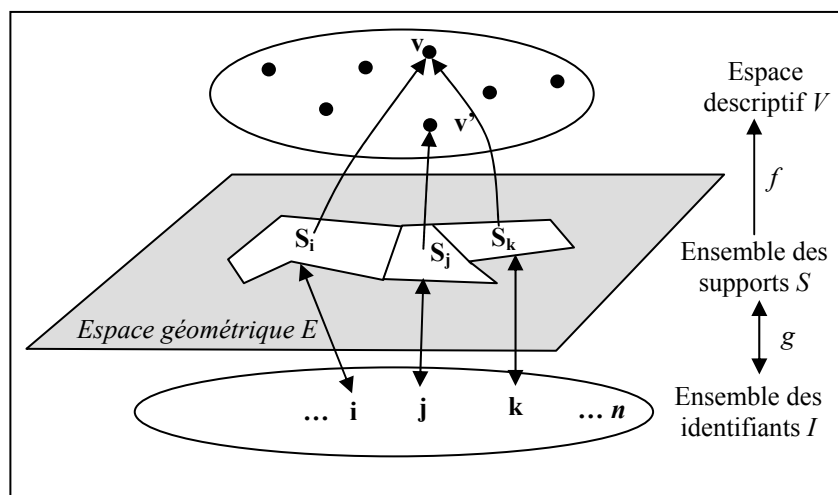


Figure 15.1. *Modèle formel d'objet géographique.*

DEFINITION.– *Un objet géographique est constitué d'un support géométrique (donnant à la fois sa forme et sa localisation dans l'espace), auquel on associe une description matérielle et un identifiant.*

DEFINITION.– *Une couche géographique est un ensemble d'objets géographiques ayant même référentiel spatial E (à priori euclidien, muni d'un repère, et éventuellement d'un système de géoréférencement), même espace de description matérielle V et même ensemble d'identifiants I .*

Pour que les définitions ci-dessus restent cohérentes, les objets géographiques doivent vérifier de plus les propriétés fondamentales suivantes:

15.2.3. Principe de différenciation

Pour un niveau d'observation donné, on peut décomposer l'espace en parties matériellement homogènes et identifiables. Cela suppose que, pour un niveau d'observation donné (que l'on cherche à formaliser), la distribution de la matière dans l'espace n'a pas une variabilité infinie. Conséquence : on prend donc l'hypothèse que les supports peuvent être construits et en nombre fini et que la relation support–identifiant peut être construite comme une bijection.

15.2.4. Principe de non-ambiguïté

A un instant donné, le support de tout objet contient (au plus) une seule description matérielle. Conséquence : la relation support–description matérielle est alors une fonction. Ainsi, plusieurs objets peuvent avoir la même description, mais pas l'inverse.

15.2.5. Principe d'imperméabilité des objets

Deux objets d'une même couche ne s'interpénètrent pas : ils n'ont aucun point commun, sauf peut-être sur leur bord. Ces points communs sont des points de contact entre les deux objets. L'ensemble des points communs à deux objets s'appelle la *frontière* des deux objets. Conséquence : les supports sont fermés et leur ensemble constitue un recouvrement fini du domaine d'étude. L'intersection des supports constitue l'ensemble des frontières entre objets et doit rester de mesure nulle.

15.2.6. Principe de permanence (d'immobilité)

Il existe un intervalle de temps suffisamment grand (en rapport à la temporalité du phénomène étudié), dans lequel tout objet géographique possède une stabilité de localisation et de forme. Si ce n'est pas le cas, on parlera d'objet mobile, flou ou déformable, et non plus d'objet géographique. Conséquence : avec le principe de différenciation, le principe de permanence assure que les objets géographiques possèdent une homogénéité spatio-temporelle suffisante qui autorise une

discrétisation de l'espace matériel en objets ayant à la fois une extension spatiale et temporelle pouvant être à la base d'une structure systémique (donc invariante).

15.2.7. Exemples

– Les pixels d'une image (satellite), peuvent constituer une couche d'objets géographiques : chaque pixel est identifiable par un couple (x, y) donnant la colonne et la ligne dans l'image. Les pixels ne se chevauchent pas, chaque pixel possède une couleur (r, v, b) .

– Une carte de parcelles forestières où chaque parcelle est définie par un contour polygonal, un code de parcelle et des données attributaires associant à chaque parcelle le volume de bois de k essences recensées (vecteur de dimension k), respecte les principes d'une couche d'objets géographiques.

– Le panache d'un nuage toxique, des véhicules se déplaçant sur un réseau ne sont pas des objets géographiques, même s'ils participent à la modélisation.

REMARQUE – Dans un objet, la matière n'est pas différenciée spatialement, elle ne possède qu'une valeur attributaire globale, fusse-t-elle complexe (comme un vecteur de données). Néanmoins, il est possible de décomposer l'objet en sous-objets, décrits alors dans une autre couche, pour préciser spatialement son contenu, par exemple, la localisation ponctuelle de chaque arbre.

15.3. Géométrie et topologie des maillages de surface

La notion de couche d'objets géographiques, bien connue dans les SIG [LAU 93], [SCO 96], peut être utilisée dans un contexte multi-agents ou d'automate cellulaire, à condition que la couche possède des propriétés particulières décrites dans sa *topologie*, permettant à chaque objet de connaître les objets contigus ou plus généralement, qui sont présents dans un voisinage ayant une certaine étendue autour de lui. On parlera souvent de *maillage* (régulier ou irrégulier) pour indiquer que les supports des objets, appelés alors *mailles*, sont contigus, c'est-à-dire possèdent des frontières communes, constituant ainsi un recouvrement connexe de l'espace, appelé parfois tessellation⁶² [LAU 93], le domaine du maillage étant la réunion des mailles.

REMARQUE – Formellement, un maillage n'est pas tout à fait une partition du domaine, car deux mailles contiguës ont leur frontière en commun, mais elle est de mesure nulle.

15.3.1. Maillages réguliers

Un maillage est régulier lorsque toutes les mailles sont de même forme. Ce type de maillage a l'avantage de pouvoir être généré automatiquement à partir de très peu d'information (nombre de lignes et colonnes, coordonnées de l'origine, taille de la

⁶² Un tesselle est une petite pierre qui compose une mosaïque ; tessellation est un néologisme.

maille, et éventuellement un angle d'inclinaison). De plus, l'identification d'une cellule ou le voisinage d'une cellule sont calculables rapidement. L'effet de taille n'influence plus le comportement des objets du fait que les mailles sont de formes et de dimensions égales. Inconvénient : elles ne s'adaptent pas forcément aux données descriptives disponibles (découpages administratifs).

15.3.2. Maillages irréguliers

Ils s'adaptent mieux à la complexité spatiale de l'espace géographique, mais le maillage perd les propriétés géométriques liées à la régularité. En particulier, l'identification d'une cellule à partir d'un point (x,y) donné, n'est plus calculable par une simple formule arithmétique, mais nécessite un algorithme de recherche plus complexe. De même il faut définir une structure topologique permettant de retrouver directement les voisins d'une maille donnée.

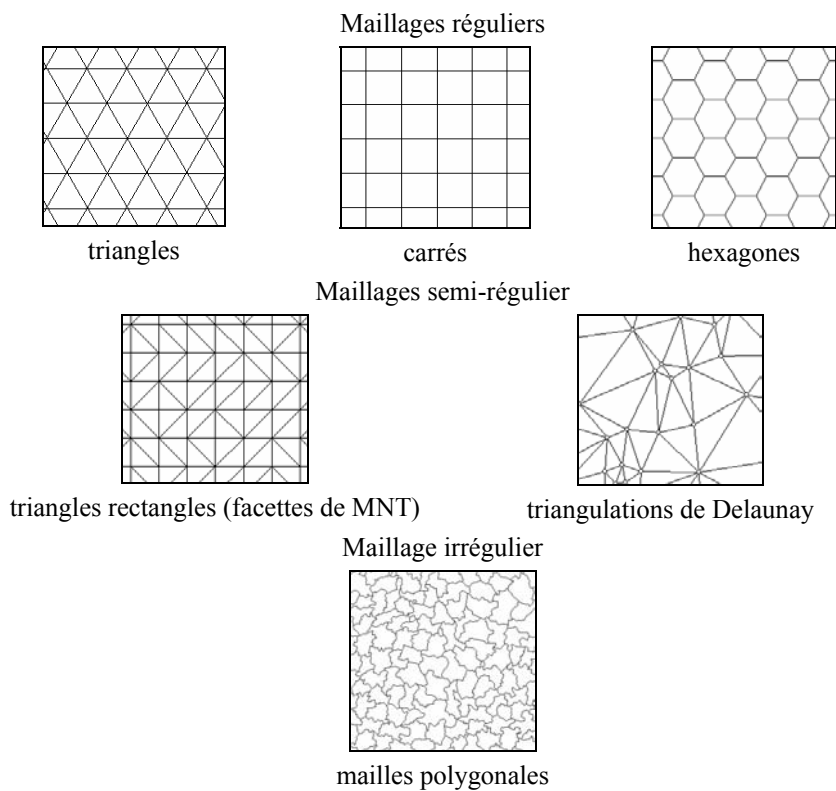


Figure 15.2. Différentes sortes de maillages.

15.3.3. Structure de voisinage associée à un maillage

Que le maillage soit régulier ou non, sa structure de voisinage est définie comme l'ensemble des informations nécessaires à une maille quelconque pour trouver ses voisins. Dans un maillage régulier, la structure est très simple et sera décrite par un ensemble de vecteurs de décalage qui, appliqués aux coordonnées d'une maille, donneront par translation les coordonnées des mailles voisines. Comme nous le verrons plus loin, cette structure et l'algorithme très simple qui permet de les calculer constituent l'*opérateur de voisinage*. Il est très utilisé dans les automates cellulaires. Dans le cas d'un maillage irrégulier, nous décrirons une structure de données plus complexe, dite topologique, qui est associée à la géométrie des mailles pour permettre de retrouver les voisins.

15.3.3.1. Métrique et structure de voisinage

Dans un automate cellulaire à cellules régulières (carrées ou même hexagonales), on peut utiliser plusieurs topologies de voisinages. A chaque type de voisinage, correspond une métrique associée qui induit cette topologie. Ainsi, dans SpaCelle, l'utilisateur a le choix entre trois distances, les plus courantes, qui induisent trois types de voisinages distincts. Ces trois distances dérivent d'ailleurs d'une même famille dépendant d'un paramètre p , dite distances de Minkowski :

$$d_p(A, B) = \left(\sum_{i=1}^n |b_i - a_i|^p \right)^{1/p} \quad [15.1]$$

où A et B sont des points dans un espace de dimension n , avec $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ et $B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$. Cette famille de distances permet d'exprimer ces trois distances, en dimension 2, dans un même formalisme :

a) Avec le paramètre $p = 1$, on obtient la distance d_1 , appelée souvent en géographie, distance de Manhattan car elle induit un espace où l'on ne peut se déplacer que dans les deux directions : horizontale et verticale. Elle est donc bien adaptée à un maillage cellulaire carré. Elle s'exprime en dimension 2, par :

$$d_1(A, B) = |b_1 - a_1| + |b_2 - a_2| \quad [15.2]$$

Elle correspond, dans un maillage carré, à un voisinage élémentaire (de rayon 1) possédant quatre voisins (Figure 15.3). Ce type est appelé *voisinage de von Neumann* ou V_4 .

b) Avec le paramètre $p = 2$, on obtient la distance euclidienne classique d_2 , qui est celle d'un espace isotrope. Elle correspond mieux à la distance physique usuelle :

$$d_2(A, B) = \sqrt{|b_1 - a_1|^2 + |b_2 - a_2|^2} \quad [15.3]$$

Dans un espace discret comme celui d'un réseau cellulaire carré ou hexagonal, (Figure 15.4) elle permet de définir un voisinage centré sur une cellule de coordonnées entières (i_0, j_0) comme étant un disque D de rayon R centré en (i_0, j_0) . D est l'ensemble des points (i, j) du réseau qui vérifient

$$\sqrt{(i - i_0)^2 + (j - j_0)^2} \leq R \quad [15.4]$$

Ainsi la cellule (i, j) appartient au voisinage si son centre est dans le disque D . Nous pouvons généraliser cela à des cellules surfaciques de formes quelconques, à condition de définir un centre à chaque cellule. En supposant que la taille des cellules est petite devant celle du domaine d'étude entier, on peut alors utiliser la même règle, sauf que les centres ne sont pas aussi évidents à définir lorsque les cellules sont de forme quelconque. Il n'y a pas de méthode idéale pour calculer un centre. On sait que le centre de gravité de la surface, aussi bien que le barycentre des sommets du polygone (ce qui n'est pas équivalent), peuvent l'un comme l'autre être situés en dehors de la surface lorsque celle-ci n'est pas convexe. On pourrait utiliser le centre du plus grand cercle inscrit dans la surface, mais c'est un algorithme complexe dont la solution n'est pas toujours unique... Dans ces conditions, on se contente souvent de la méthode la plus simple, qui est le centre du plus petit rectangle dont les côtés sont parallèles aux axes et qui englobe la surface (dite boîte englobante), sachant qu'en dernier ressort, on peut corriger manuellement la position du centre dans les cas où il serait mal placé...

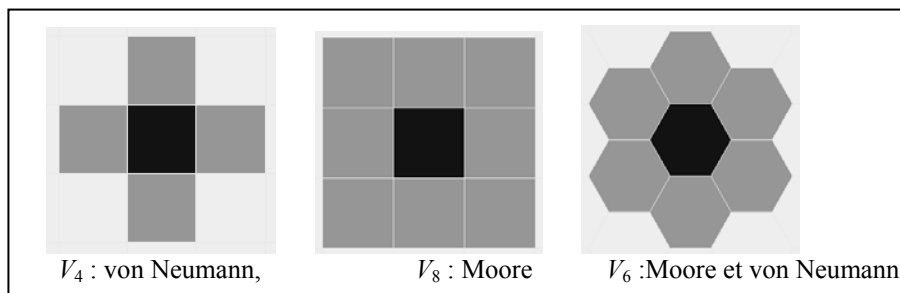


Figure 15.3. Voisinages élémentaires de von Neumann et de Moore.

c) Enfin, la distance $d_\infty(A, B) = \max(|b_1 - a_1|, |b_2 - a_2|)$ est la limite de la formule de Minkowski lorsque p tend vers l'infini, appelée aussi distance du *Sup*. Pour un rayon égal à 1, et des cellules carrées, elle donne un voisinage à 8 voisins, appelé *voisinage de Moore* ou V_8

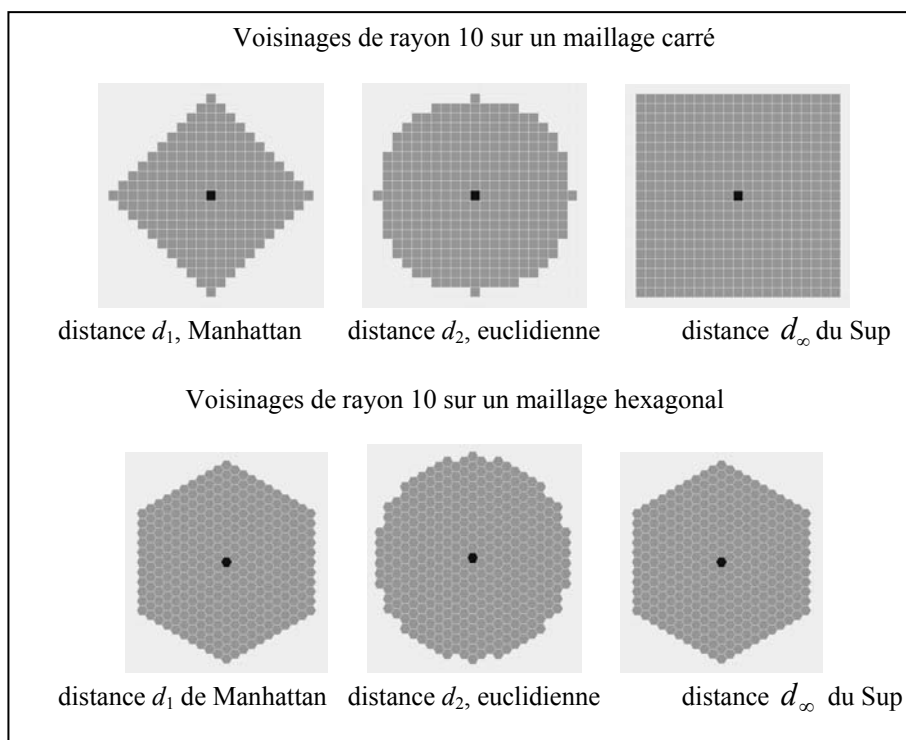


Figure 15.4. *Voisinages d'ordre 10 de von Neumann et de Moore.*

Les voisinages sont dits élémentaires lorsque le rayon du disque vaut 1. S'il vaut n fois la taille d'une maille, il est dit d'ordre n .

	<i>Distance</i>	<i>Voisinage dans un maillage carré</i>	<i>Voisinage dans maillage hexagonal</i>	<i>Généralisation du voisinage dans un maillage quelconque</i>
d_1	Distance de Manhattan	von Neumann (V_4)	V_6	Contiguïté avec des frontières de dimension 1
d_2	Distance euclidienne	Disques discrets	V_6	Cellules dont le centre est dans le disque de rayon R
d_∞	Distance du Sup	Moore (V_8)	V_6	Contiguïté de dimension 0 ou 1

Tableau 15.1. *Tableau de récapitulation des distances et des voisinages associés.*

15.3.3.2. L'opérateur de voisinage pour les maillages carrés et hexagonaux

Dans un maillage carré, les cellules sont représentées par un tableau à deux dimensions qui contient les valeurs des cellules (leur état, dans un AC). La cellule est repérée par un indice i de ligne et un indice j de colonne : C_{ij} est l'état de la cellule (i, j) . L'opérateur de voisinage est la fonction qui permet d'associer à une cellule (i, j) quelconque, l'ensemble de ses voisins. Pour un voisinage de von Neumann (V4) cet opérateur est constitué de 4 vecteurs de translation :

$$V_4 = \{(0,1), (0,-1), (-1,0), (1,0)\} \quad [15.5]$$

Ils permettent d'obtenir les quatre cellules situées au-dessus, au-dessous, à gauche et à droite de la cellule (i, j) de référence :

$$V_4(i, j) = \{(i, j + 1), (i, j - 1), (i - 1, j), (i + 1, j)\} \quad [15.6]$$

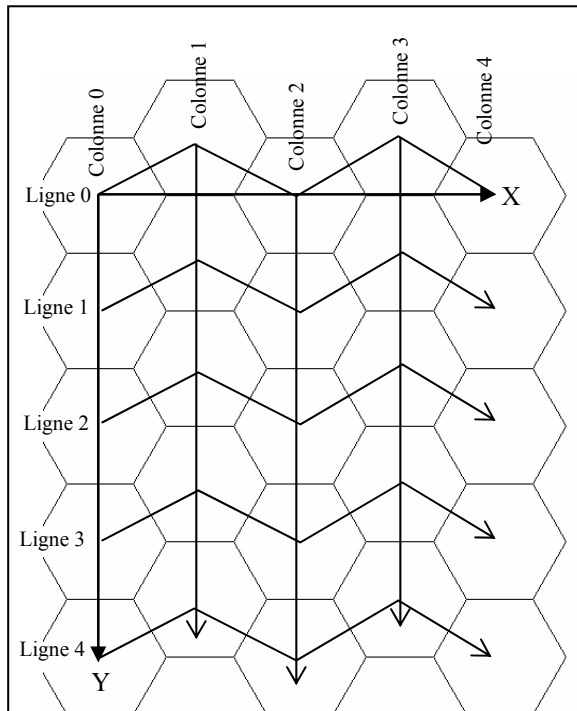


Figure 15.6. Structure du maillage hexagonal

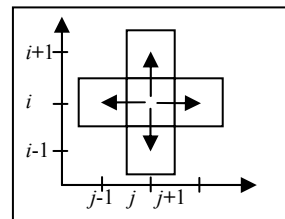


Figure 15.5. Les 4 translations de l'opérateur de voisinage

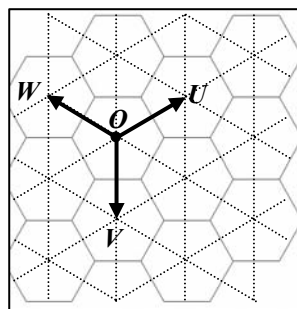


Figure 15.7. Repère standard du maillage hexagonal

Dans un maillage hexagonal, on peut aussi utiliser un tableau à deux dimensions pour mémoriser les valeurs des mailles. Les vecteurs de décalage de l'opérateur de voisinage de rayon R sont exprimés dans le repère (U, V) du réseau (voir figure 15.7). Ceci est nécessaire, car dans le repère (X, Y) les décalages sont différents selon que le centre est en colonne paire ou impaire. On calcule exactement tous les points du voisinage en balayant les trois secteurs angulaires entre les axes à 120° : U, V et $W = -(U+V)$:

– secteur entre U et V : $OP = uU + vV$, pour u variant de 1 à R et pour v variant de 0 à R ;

– secteur entre V et W : $OP = vV + wW = vV + w(-U-V) = -wU + (v-w)V$, pour v variant de 1 à R et w variant de 0 à R ;

– secteur entre W et U : $OP = wW + uU = w(-U-V) + uU = (u-w)U - wV$, pour w variant de 1 à R et u variant de 0 à R ;

15.3.3.3. Structure de voisinage pour un maillage irrégulier

On peut généraliser à un maillage irrégulier (telle une carte zonale) les deux types de voisinages de von Neumann et de Moore définis pour un maillage carré, en remarquant que celui de von Neumann ne considère comme voisines, que les mailles possédant une arête commune avec la maille centrale, alors que celui de Moore considère aussi celles qui sont en contact seulement par un sommet. Cette propriété se traduit simplement en théorie des graphes en utilisant le degré des sommets, qui est le nombre d'arêtes attachées à ce sommet. Dans le cas où deux mailles ne sont en contact que par un sommet, ce sommet est nécessairement de degré 4 au moins. On utilisera ce critère sur un maillage irrégulier (voir figure 15.8).

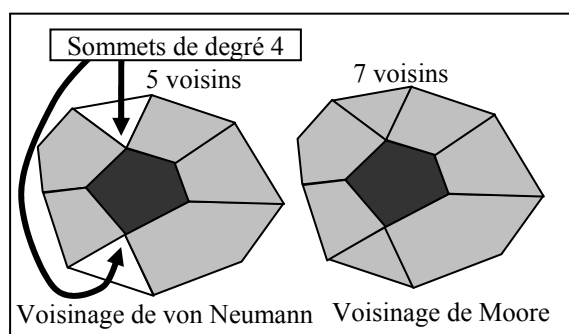


Figure 15.8. Voisinages de Moore et von Neumann pour un maillage quelconque.

Il faut remarquer néanmoins que dans un maillage quelconque, les sommets de degré supérieur à 3 sont très rares, il n'y a donc pas de différence sensible entre ces deux types de voisinages sur une carte zonale géographique. Le maillage étant

considéré comme un graphe planaire topologique [BER 82], un arc a donc deux propriétés topologiques duales et complémentaires : relier deux *sommets* et séparer deux *faces*. On utilise aussi le *sommet* qui, lui aussi, possède deux propriétés topologiques duales et complémentaires: il ordonne la succession des arcs qui lui sont attachés et il ordonne la succession des *faces* qui le touche [LAN 94]. Ces propriétés se traduisent par quatre informations associées à chaque arc, qu'on résume dans la figure 15.9 son sommet initial, son sommet final, sa face à gauche et sa face à droite, l'arc suivant à gauche, (en tournant autour du sommet final) et l'arc précédent à droite, (en tournant autour du sommet initial).

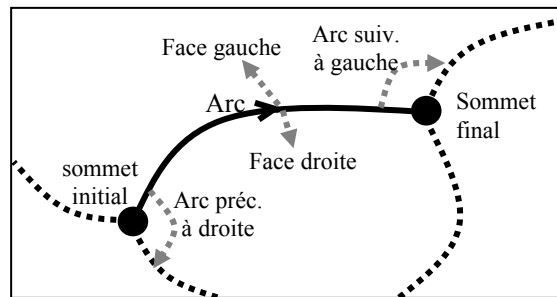


Figure 15.9. Les 4 relations topologiques.

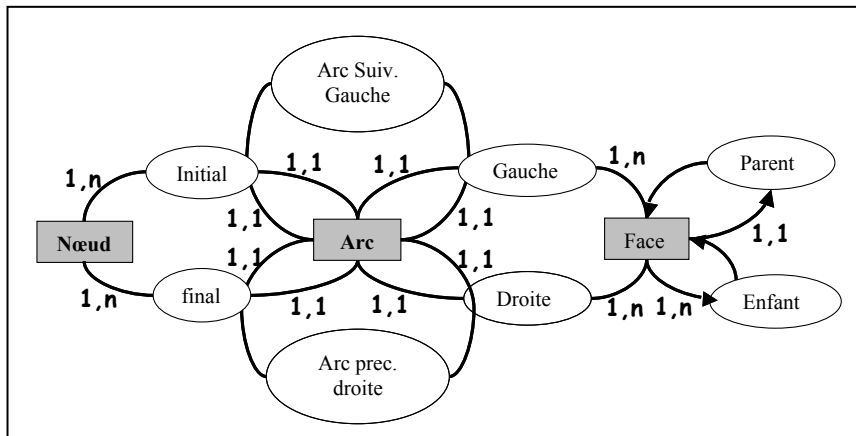


Figure 15.10. Modèle conceptuel de la structure topologique.

Cette organisation donne naissance au modèle entité-association de la figure 15.10, qui représente l'ensemble des relations topologiques, auxquelles devront

s'ajouter les structures géométriques. Ces relations permettent d'en déduire les tables qui sont représentées dans la figure 15.11.

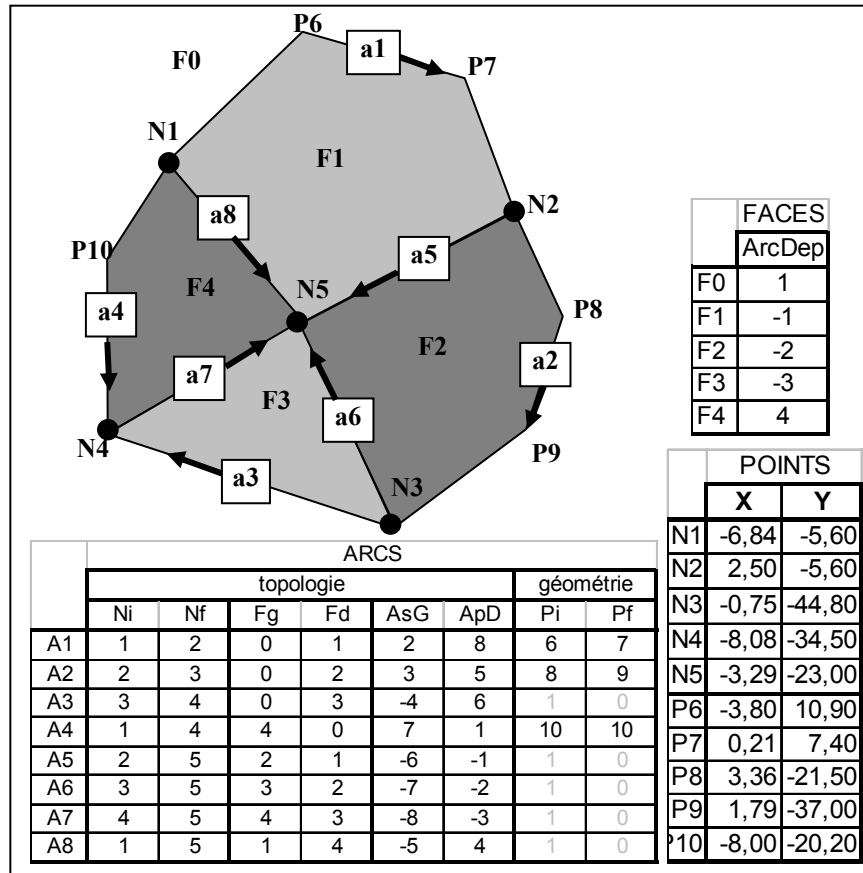


Figure 15.11. Exemple de codage de la structure topologique.

15.3.3.4. Opérateur de voisinage d'un maillage irrégulier

Dans cette structure les arcs sont signés, c'est-à-dire que l'arc $-a$ est l'arc a parcouru en sens contraire. En utilisant les notations de la figure 15.12, on a les propriétés suivantes:

$$AsG(-a) = ApD(a) \text{ et } Fg(-a) = Fd(a) \quad [15.7]$$

ce qui permet de calculer les arcs d'une face f donnée à partir de l'arc d'entrée référencé dans le tableau des faces. En utilisant de manière répétitive l'opérateur AsG « arc suivant à gauche », on construit la liste bouclée des arcs d'un contour de face.

Exemple : pour calculer les arcs qui constituent le contour de la face n° 1: on part de l'arc -1 qui est donné dans la table des faces, sur la ligne de la face n°1 (notée F1 dans la table)

$$Arcs(1) = \{-1, AsG(-1), AsG(AsG(-1))\} = \{-1, 8, -5\} \quad [15.8]$$

Ainsi, on peut définir l'opérateur de voisinage de la manière suivante. On commence par calculer la liste des arcs du contour de la face comme précédemment, puis on prend la « Face droite » (Fd) de chacun des arcs de cette liste.

Exemple : pour calculer les voisins de la zone 1, on part de la liste obtenue dans l'exemple précédent :

$$Arcs(1) = \{-1, 8, -5\} \quad [15.9]$$

Les faces voisines sont les faces droites de ces arcs :

$$Vois(1) = \{Fd(-1), Fd(8), Fd(-5)\} = \{0, 4, 2\} \quad [15.10]$$

15.3.3.5. Mailles quelconques

Ce modèle topologique, ne remplit pas toujours toutes les conditions rencontrées dans la réalité du découpage géographique. En effet, dans la plupart des découpages administratifs, comme celui des communes, on peut rencontrer des cas qui dépassent les capacités de codage de celui-ci. Par exemple lorsque le territoire communal se divise en plusieurs parties connexes, comme les communes littorales qui possèdent des îles, ou lorsque la commune possède des trous, qui correspondent à des portions d'autres communes englobées. On rencontre aussi ce problème de multiplicité des contours des zones de manière encore plus massive, lorsqu'on divise un territoire par rapport à des isolignes (par exemple, les courbes de niveau) Il faut alors généraliser un peu le modèle de la figure 15.10. En particulier, au lieu d'avoir un tableau de « faces » qui donne un arc d'entrée pour chaque face, il faut le remplacer par une liste des arcs d'entrée, chaque arc d'entrée permettant d'accéder à un contour de la face, avec un sens différent selon que c'est un contour externe ou interne de la zone.

15.3.4. Maillages hiérarchisés, Espaces multi-couches

La notion de système géographique intègre souvent plusieurs niveaux ou échelles de représentation, chaque niveau pouvant participer à l'explication du niveau supérieur et lui-même en partie expliqué par le niveau inférieur. Dans le modèle de structure topologique présenté en figure 15.10, la hiérarchisation est décrite par les deux associations « parent » et « enfant ».

Ainsi, un objet peut lui-même être décomposé en objets plus simples. Ce niveau peut constituer un maillage de cet objet en objets plus précis, ou un semis de points, ou tout autre décomposition adéquate. En intégrant les différentes couches d'objets, on obtient alors une hiérarchie d'emboîtement des mailles et des objets qu'ils délimitent.

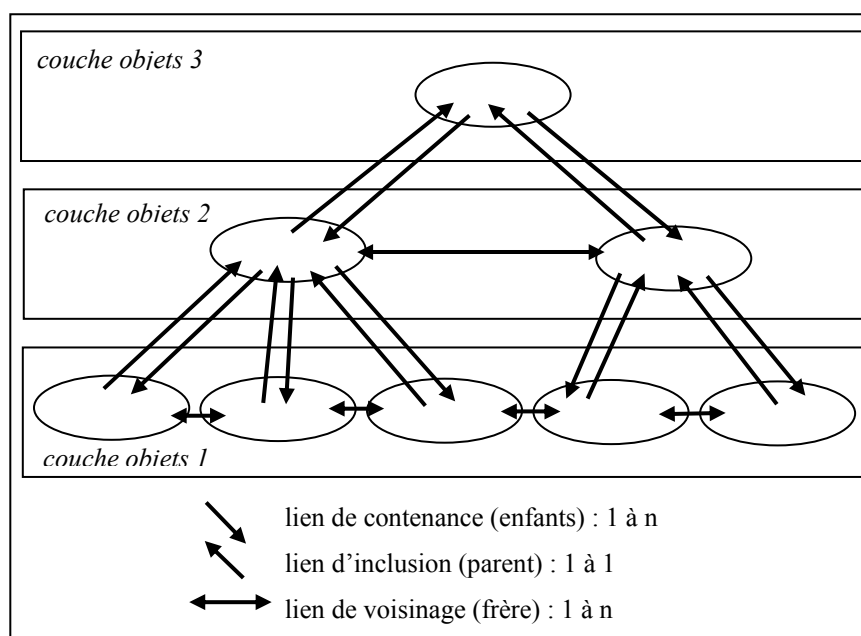


Figure 15.12. Maillage hiérarchisé.

Remarque : Il ne faut pas confondre ici « objets hiérarchisés » avec « hiérarchie objet ». La dernière expression se réfère à la programmation orientée-objet qui définit des classes d'objets par leurs propriétés et méthodes communes. On commence par une classe très générale ayant peu de propriétés (par exemple la classe des objets de type « figure géométrique ») puis on spécialise ensuite différentes sous-classes qui possèdent, par héritage toutes les propriétés de la classe ancêtre, comme les polygones d'une part et les figures à base de lignes courbes

d'autre part. On peut ainsi définir une hiérarchie de classes d'objets selon leurs propriétés, ce qui est très différent d'une hiérarchisation par inclusion dans l'espace.

15.3.5. Formes et limites de l'univers

Le domaine d'étude est souvent limité par les bords de la carte, néanmoins dans une simulation, et surtout avec un automate cellulaire, les effets de bordure peuvent engendrer une perturbation dans le fonctionnement d'ensemble du système. On peut souhaiter supprimer ces effets en prolongeant le domaine de manière artificielle. Comme il n'est pas possible informatiquement de définir un domaine de taille infinie, on construit un domaine fini mais sans limite en le refermant sur lui-même. Ainsi, on peut fermer facilement un domaine rectangulaire sur lui-même en raccordant les bords gauche et droit ensemble, pour former un cylindre, puis on raccorde les bords haut et bas, soit par l'extérieur et on obtient un domaine topologiquement équivalent à un tore, soit par l'intérieur et on obtient la bouteille de Klein. On peut aussi raccorder les couples de points du bord par symétrie autour du centre du domaine, on obtient une forme appelée plan projectif. En Géographie, ces modes de raccordement n'ont pas de sens, la sphère terrestre n'étant pas topologiquement équivalente à ces formes. Si l'on considère la terre entière comme domaine, on peut définir différents raccordements d'un plan qui donne au domaine une topologie équivalente à la sphère. Par exemple, si les mailles sont définies en latitudes et longitudes, on raccorde le bord gauche et droit pour fermer les parallèles (latitude constante), puis on raccorde ensemble les extrémités hautes des méridiens (longitude constante) en un seul point (pôle nord) et les extrémités basses en un autre point (pôle sud). Mais, dans ces conditions, l'espace n'est plus isotrope, puisqu'il apparaît deux points singuliers aux pôles, qui donne des voisinages particuliers en ces lieux. De plus, les mailles ne sont plus de forme et de surface égales. Des travaux récents [SAF 04] permettent de disposer n points de manière optimisée sur une sphère (mais aussi du tore et d'autres surfaces) permettant de définir un maillage le plus régulier possible.

15.4. Objets géographiques non maillés

La modélisation et la simulation géographique ne se limitent pas à des objets surfaciques structurés en maillage. On utilise aussi des objets isolés, ponctuels ou non, des objets linéaires connectés sous forme de réseaux, etc. Même lorsque les objets ne sont pas en contact direct, ils peuvent être en relation, en interaction, dépendre les uns des autres de diverses manières. Nous devons donc envisager aussi la notion de voisinage pour ces objets.

15.4.1. Voisinages dans un semis de points géographiques

15.4.1.1. Voisinage par disque de proximité

Dans un semis de points, on peut décider que deux points sont voisins si leur distance est inférieure ou égale à un seuil R . Le voisinage d'un point P du semis est alors l'ensemble des points du semis qui sont inclus dans le disque de centre P et de rayon R . La relation de voisinage est alors symétrique.

15.4.1.2. Voisinage par proximité minimale

On peut décider aussi de considérer comme voisins d'un point P , le (ou les k) point(s) les plus proches de P . Dans ce cas la relation n'est généralement pas symétrique.

15.4.1.3. Voisinage défini par triangulation

On procède d'abord à une triangulation de Delaunay du semis de points. Cette triangulation est construite de manière à ce que les cercles circonscrits aux triangles de la triangulation ne contiennent aucun sommet intérieur aux cercles. Cette triangulation possède la propriété de minimalité suivante, dite *de granularité minimale*. Le *grain* d'une triangulation étant le rayon du plus grand des cercles circonscrits aux triangles de la triangulation.

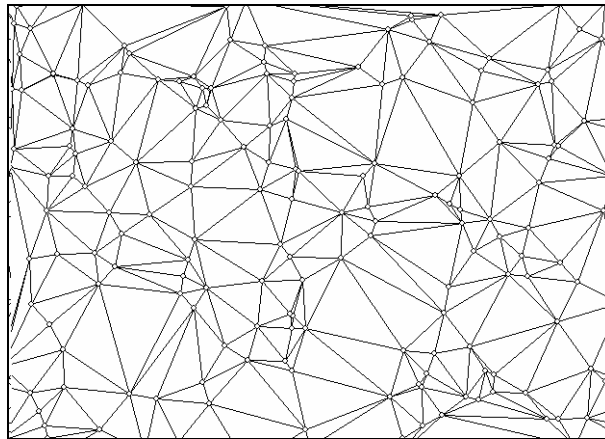


Figure 15.13. Triangulation de Delaunay d'un semis aléatoire de points.

Toute triangulation (mais surtout celle de Delaunay) permet de définir une relation de voisinage entre les points du semis : deux points sont voisins s'il existe un côté de la triangulation dont ils sont les extrémités.

15.4.1.4. Voisinage de Voronoï

Toujours à partir d'un semis, on peut aussi définir un voisinage surfacique V_i autour de chaque point P_i du semis, où V_i est l'ensemble des points de la surface qui sont plus proches de P_i que tous les autres points du semis. V_i est un *voisinage de Voronoï* et l'ensemble des voisinages associés aux points du semis, s'appelle *diagramme de Voronoï* associé aux germes P_i . Cette définition s'applique aussi à des germes quelconques (par exemple à des formes polygonales comme des bâtiments). Dans le cas de germes ponctuels cette représentation est connue aussi sous le nom de *polygones de Thiessen*.

La construction d'un diagramme de Voronoï à partir d'un semis est liée à celle de la triangulation de Delaunay. En effet, les segments qui délimitent les voisinages de Voronoï sont des morceaux de médiatrices des côtés des triangles de Delaunay.

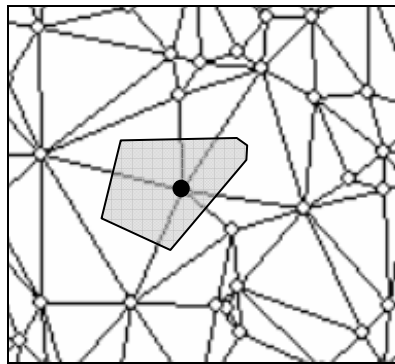


Figure 15.14. *Voisinage de Voronoï construit à partir des médiatrices de la triangulation.*

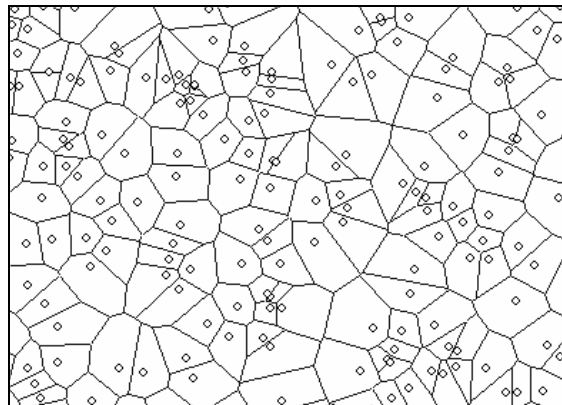


Figure 15.15. *Diagramme de Voronoï associé au semis de la figure 15.13*

15.4.1. Voisinages sur un réseau géographique

Un réseau géographique (planaire) peut être défini comme un ensemble de lignes continues ou *tronçons*, connectés par leurs extrémités à des points appelés *nœuds*. Selon les problèmes posés, on est amené à modéliser de différentes manières les relations qui sont en jeu au sein d'un réseau.

On utilise beaucoup la théorie des graphes pour modéliser ces relations. La méthode la plus courante consiste à prendre le graphe dont les sommets sont les nœuds du réseau et dont les arcs sont les tronçons. Mais, dans un réseau, les objets actifs peuvent être soit les tronçons soit les nœuds, soit les deux à la fois, tout dépend du problème. Il faut choisir laquelle joue le rôle de cellule active et laquelle joue le rôle de connexion de voisinage entre cellules. Par exemple, si les entités actives sont les tronçons, l'entité de connexion est le nœud. Comme un tronçon est relié à deux nœuds, il faut distinguer dans le voisinage (formé de tronçons), deux sous-voisinages, un pour chaque « brin » initial ou final du tronçon. Toutes ces manières de modéliser les réseaux sont prises en compte dans la structure topologique définie dans la figure 15.10.

15.5. Maillages en élévation

Un autre domaine important d'utilisation des maillages géographiques concerne les modèles où la connaissance de la topographie du terrain est importante. Toutes les applications qui concernent la simulation des écoulements, comme le ruissellement, les inondations, les phénomènes érosifs, les coulées de boue, les avalanches, les irruptions volcaniques, etc.

Un maillage de la surface topographique est alors réalisé en élévation, soit sous forme de carroyage, soit sous forme de triangulation. Par exemple, le modèle RuiCells [LAN 02] utilise un maillage triangulaire topologique qui permet de représenter la surface par des facettes triangulaires. Mais le fonctionnement hydrologique nécessite de définir trois types de cellules : surfaciques, linéaires et ponctuelles. En effet, le comportement de l'eau en écoulement n'est pas le même si l'écoulement est surfacique (cellules triangulaires) ou s'il s'effectue sur une ligne d'écoulement, en thalweg (cellule linéaire) ou enfin si l'eau est piégée dans une cuvette qui représente un minimum local de la surface (cellule ponctuelle). Un tel point gère le remplissage et le débordement de la cuvette par son point d'exutoire, qui est le col le plus bas au-dessus de la cuvette. Ces différentes cellules doivent être connectées de manière efficace entre elles. Le modèle topologique décrit plus haut remplit encore parfaitement ce rôle.

15.6. Le temps

Nous ne décrivons pas ici la modélisation du temps dans un modèle, car elle a été abordée dans des chapitres précédents [chapitre 2]. Nous aborderons seulement les liens entre le temps, l'espace et les échelles. Le découpage de l'espace donne naissance à la granularité spatiale des objets, associée aux niveaux d'échelle. Le découpage du temps, ou temporalité, définit une granularité relative aux processus de transformation de la matière. La dynamique d'un processus spatial réel doit être discrétisée de manière suffisamment fine pour se rapprocher le mieux du phénomène réel observé. Mais plus la discrétisation est fine, aussi bien dans le temps que dans l'espace, plus les temps de calcul augmentent. D'autre part, on ne peut pas prendre un pas de temps long si les éléments de surface sont petits, en effet, la dynamique spatiale d'un système est caractérisée par une vitesse $v = \frac{dx}{dt}$ qui lie l'espace et le temps. Si le pas de temps dt est trop grand par rapport à la discrétisation des éléments de surface, dx ne pourra pas être représenté correctement, la simulation peut devenir totalement chaotique.

EXEMPLE – un écoulement de surface possède une vitesse maximale attendue $v = 10$ km/h sur des mailles de 1 m. Le pas de temps dt doit être suffisamment petit pour que la distance parcourue à chaque pas de temps soit largement plus petite que le mètre. Si l'on prend $dt = 1$ s, l'eau parcourt 2,78 m à chaque pas de temps, ce qui est beaucoup trop. Il faut au moins prendre $dt = 0,1$ s. Il faut alors trois itérations pour déplacer de manière assez fine, une masse d'eau dans la cellule.

15.6.1. Objets mobiles, objets déformables

Un objet mobile transforme sa position et son orientation au cours du temps sans modifier (a priori) sa forme. La position et le déplacement d'un objet dans l'espace peuvent être envisagés au moins de trois manières différentes, celles-ci pouvant ensuite se combiner :

- l'objet n'a aucune connaissance de sa position absolue ni relative par rapport aux autres. C'est le système général seul qui connaît et gère le positionnement et le déplacement des objets avec les contraintes spatiales éventuelles. L'objet ne sait pas où il est ni s'il se déplace. Exemple : la goutte d'eau.

- l'objet possède un référentiel interne, fixe par rapport à son support et lui permet de repérer les objets extérieurs ou intérieurs selon ce référentiel personnel. Dans ce cas il ne connaît pas sa position absolue dans l'espace, et calcule seulement la position et la vitesse des objets qu'il voit relativement à lui. Dans ce cas un déplacement de l'objet consiste à agir sur la position relative des autres objets, dans son référentiel interne, en respectant les contraintes (impénétrabilité, etc). Exemple : un astre dans l'univers.

– enfin, il peut aussi connaître sa position, son orientation et sa vitesse par rapport au référentiel général du système. Dans ce cas un déplacement est effectué en transformant ses valeurs internes de positionnement (là aussi en veillant aux contraintes spatiales).

On peut combiner ensuite deux ou plusieurs de ces représentations. Par exemple un avion connaît sa position absolue (GPS), connaît la position relative des autres avions par rapport à lui (écran radar) et le système général (le contrôle aérien), connaît la position et la vitesse de tous les avions. Le mouvement d'un objet (non déformable) peut se décomposer en une succession de petits mouvements élémentaires de deux catégories différentes: la translation (T_x , T_y) et la rotation sur lui-même $R(\text{angle})$.

Un objet déformable modifie sa forme au cours du temps sans modifier (a priori) sa position centrale. La déformation de l'objet dans l'espace peut être envisagée au moins de trois manières différentes : déformation externe (c'est l'espace qui se déforme), déformation locale relative (en interaction avec les voisins) et déformation locale absolue. La déformation d'un objet peut se décomposer en deux catégories : déformation linéaire, qui ne détruit pas les proportions de l'objet appelées similitudes (qui sont elles-même une composition de translations, rotations, et homothéties) et déformations locales, non linéaires.

15.6.2. Structures de l'espace et contraintes de déplacement

Un objet mobile se déplace rarement sans contraintes, comme sur un plan géométrique continu et sans limite. Un objet mobile se déplace souvent en fonction d'une certaine granularité spatio-temporelle. La granularité spatiale définit la précision de son positionnement. Sur une surface pixelisée ou maillée, la position peut être définie tout simplement par son appartenance à un pixel ou à une maille. Dans le cas d'un graphe, par son appartenance à un sommet du graphe, dans le cas d'un réseau, par son appartenance à un élément du réseau, nœud ou tronçon, ou de manière plus précise, par une coordonnée curviligne associée à l'élément du réseau.

Les contraintes peuvent être de différents types : nombre d'objets maximum que peut contenir un lieu de l'espace (maille, pixel, élément de réseau). Les contraintes peuvent porter aussi sur la forme des objets (prise en compte des contacts et chocs entre objets) ou sur leur description matérielle (une industrie lourde et une école ne peuvent se trouver dans la même maille).

15.7. Conclusion

Nous avons voulu insister dans ce chapitre sur l'importance de l'organisation spatiale dans toute modélisation multi-agents géographique, en particulier sur les différents types de voisinage. Un modèle général de structuration a été présenté, qui permet de traiter la plupart des types d'organisation. Nous avons aussi présenté assez rapidement les problèmes concernant les liens entre espace et temps. Nous n'avons pas insisté sur l'aspect comportemental des agents, cet aspect ayant été abordé dans les chapitres précédents et sera précisé dans les chapitres suivants dans leur aspect géographique.

15.8. Bibliographie

- [BER 82] BERGE C., *Graphes*, Paris, Gauthier-Villars, (3^o ed) 1983.
- [LAN 94] LANGLOIS P. « Formalisation des concepts topologiques en géomatique », *Revue internationale de géomatique*, vol. 4 (2), p. 181-205, 1994.
- [LAN 02] LANGLOIS P., DELAHAYE, D. « RuiCells, automate cellulaire pour la simulation du ruissellement de surface », *Revue Internationale de Géomatique*, vol.12 (4), p.461-487, 2002.
- [LAU 93] LAURINI R., MILLERET-RAFFORT F., *Les bases de données en géomatique*, Paris, Hermes, 1996.
- [SAF 04] SAFF E., HARDIN D., « Discretizing Manifolds via Minimum Energy Points », *Notices of the American Mathematical Society*, 2004.
- [SCO 96] SCOLL M., VOISARD A., PELOUX J.-P., RAYNAL L., RIGAUX P., *SGBD géographiques. Spécificités*, Paris, International Thomson Publishing France, 1996.

Chapitre 16

« *A Monte Carlo approach to diffusion* » : une étude « historique » revisitée par la modélisation multi-agents.

16.1. Introduction

En 1995, le sociologue Everett Rogers présente un constat édifiant des recherches dans le domaine de la diffusion : celles-ci sont atrophiées, la plupart des méthodes sont bien rodées et les questions essentielles sont semble-t-il résolues. La plupart des études reposent ainsi sur l'utilisation « à la chaîne » de modèles, sans que de nouvelles questions émergent. A la même époque, le géographe Peter Gould [GOU 95] tire un constat convergent à celui d'E. Rogers et renforce ce point de vue : la relative stagnation des recherches est due à la méconnaissance des véritables processus à l'œuvre lors de la diffusion, celle-ci ayant entraîné le développement et le raffinement de modèles mathématiques n'ayant qu'une faible portée explicative et prédictive.

Si le constat d'inertie des recherches dans ce domaine est identique à la fin des années 1990, il est probable que ce sont à la fois les méthodes à la disposition du chercheur et la connaissance partielle des processus à l'origine des phénomènes de diffusion qui en sont à l'origine. Les méthodes employées ont tendance à circonscrire la curiosité du chercheur et à ne faire poser que les questions auxquelles elles peuvent apporter des réponses. C'est en cherchant les limites de ces méthodes qu'il est alors possible de dépasser les frontières artificielles que l'on s'est fixées, pour

Chapitre rédigé par Eric DAUDE.

poser de nouvelles questions et inventer de nouveaux concepts et outils pour y répondre, lesquels constitueront sans aucun doute de nouvelles bornes qu'il faudra dépasser. Ainsi va la science.

Dans l'univers de la géographie, les méthodes traditionnellement employées pour modéliser les processus de diffusion sont essentiellement statistiques et mathématiques. Les modèles qui en découlent sont des modèles de type macro, le modèle gravitaire par exemple, qui obligent à poser des hypothèses opérationnelles au niveau où le phénomène est observé. La diffusion d'une innovation dans un système de villes est ainsi modélisée en posant des hypothèses au niveau de ce système : le déplacement de la nouveauté est fonction de la taille des entités élémentaires de ce système et de la distance qui les séparent [DAU 02a]. Or ces entités élémentaires, les villes, n'ont pas toutes les mêmes caractéristiques ni le même « comportement » dans cet environnement. Mais ces modèles macro ont du mal à prendre en compte les conséquences de cette hétérogénéité.

Depuis le milieu des années 1990, de nouvelles approches permettent d'expliquer comment des dynamiques et des phénomènes complexes observables à un niveau global peuvent émerger des interactions qui se produisent à un niveau jusqu'ici mis de côté par les méthodes classiques de modélisation, le niveau local. Cette perspective est aujourd'hui partagée par nombre de chercheurs issus de champs disciplinaires aussi différents que la physique, la biologie, l'économie ou la sociologie. Il ne suffit plus d'observer de manière distincte l'univers collectif et l'univers individuel, il peut être pertinent d'étudier les relations entre les deux. Cet argument trouve son écho dans les théories de la complexité au rang desquelles on trouve les théories de la vie artificielle et de l'intelligence artificielle distribuée. Epstein et Axtell [EPS 96] posent ainsi le problème: « *How does the heterogeneous micro-world of individuals behaviors generate the global macroscopic regularities of the society ?* ».

Selon le point de vue de l'auto-organisation, la dynamique de fonctionnement global de la diffusion est une émergence, difficilement explicable et prédictible à partir de la seule observation et de l'analyse des entités élémentaires responsables de la diffusion. Si ce phénomène émergent peut être décrit par des lois ou des règles relativement simples, telle qu'une fonction logistique, sa compréhension ne peut être trouvée que dans l'étude des interactions entre les nombreux éléments différenciés qui composent le système considéré. Ainsi la seule observation des individus et de leurs caractéristiques ne permet pas de prédire le devenir d'une diffusion, seule la modélisation et la simulation des interactions entre ces entités ouvre la voie à une exploration des futurs possibles. On retrouve là le paradigme des sciences de la complexité, le tout est plus que la somme des parties. Des nombreux éléments différenciés interagissant émergent parfois à un niveau global des phénomènes qui ont alors des propriétés qui leurs sont propres. Ces propriétés peuvent alors en retour

modifier le comportement des entités élémentaires, on parle de phénomène d'*immergence*, d'*émergence de second ordre* [GIL 99] ou encore d'*émergence forte* [DES 05], [Chapitre 14]. Ceci se produit notamment lorsque les caractéristiques d'une innovation évoluent avec l'augmentation du nombre d'adoptants, modifiant ainsi les comportements individuels face à cette innovation. On retrouve là un second principe de la pensée complexe : le tout est moins que la somme des parties, car l'organisation de l'ensemble inhibe parfois les qualités individuelles [MOR 86].

Les théories de l'auto-organisation et les méthodes qui y sont associées constituent alors une approche prometteuse dans l'étude des phénomènes de diffusion [DAU 02b], [DAU 03], car elles offrent la possibilité de dépasser les limites des méthodes classiques et font naître de nouvelles questions. Il s'agit alors de montrer que le comportement des individus face à l'adoption d'une innovation agit sur le devenir de sa diffusion et que celle-ci peut modifier en retour le comportement de ces individus. Les systèmes multi-agents offrent alors de nombreuses possibilités pour explorer de telles dynamiques.

16.2. Modèles multi-agents et modèles de diffusion

Les systèmes multi-agents sont particulièrement bien adaptés à la modélisation et la simulation de phénomènes dynamiques qui s'exercent dans l'espace géographique, principalement lorsque l'hétérogénéité des situations, les comportements locaux et les interactions, qu'elles soient spatiales ou sociales, sont déterminantes pour expliquer ces dynamiques [DAU 05]. C'est précisément le cas des phénomènes qui se propagent dans l'espace : « La diffusion suppose qu'existent ensemble *un émetteur, un potentiel de récepteurs* formé de personnes ou de lieux assez « proches », parfois plus par leur nature que par leur place dans l'espace, *une mise en contact* par quelque forme d'information que ce soit, *des vecteurs* qui la véhiculent, une certaine *durée* pour que se prennent et se confortent les décisions, ou que se fassent sentir les effets » [BRU 90].

Les systèmes multi-agents autorisent la prise en compte des divers éléments présents dans cette définition. Il est possible de construire un modèle de simulation où les comportements individuels, l'espace et le temps sont indissociables de la compréhension du phénomène. L'individu est souvent l'unité décisionnelle de base dont le pouvoir de décision face à l'adoption est susceptible d'influencer le devenir de la diffusion. L'hétérogénéité *des aptitudes innovantes* des individus peut être appréhendée selon la théorie d'Everett Rogers [ROG 62] qui distingue cinq catégories d'individus face à l'adoption d'une innovation (Figure 16.1) : les *innovants*, les *adoptants précoces*, la *majorité précoce*, la *majorité tardive* et les *retardataires*. Selon le profil de l'agent, la temporalité nécessaire pour se construire

une opinion sur l'innovation et confirmer un choix sera ainsi plus ou moins longue⁶³. Si cette prise en compte de l'hétérogénéité dans la composition des adoptants potentiels est fondamentale en sociologie ou en économie, elle l'est également en géographie car elle peut expliquer en partie la temporalité de la diffusion et les formes spatiales qu'elle prend.

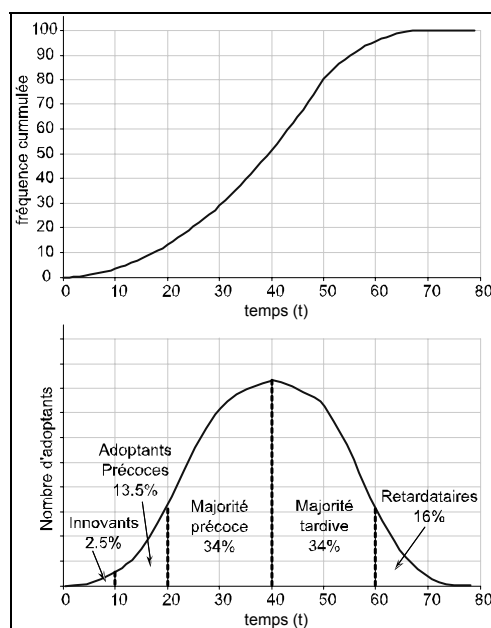


Figure 16.1. Les aptitudes innovantes des individus et la temporalité de diffusion.

L'agent coexiste dans un environnement avec d'autres agents, avec lesquels il peut interagir. Ces interactions permettent la mise en contact entre émetteurs et récepteurs de l'innovation et sont donc des vecteurs privilégiés de diffusion. Dans la mesure où le déplacement d'une diffusion produit très rarement des formes qui relèvent du hasard, on pose comme hypothèse que les canaux de circulation de l'information permettent de repérer les chemins les plus probables de la diffusion. Les agents peuvent interagir avec d'autres agents spatialement proches. La capacité d'interaction locale s'exprime ainsi lorsque l'innovation se diffuse de proche en proche, parce que les agents peuvent observer les effets de l'innovation dans leur environnement social ou spatial. Mais les interactions peuvent dépasser une échelle de référence locale. C'est le cas lorsque les agents interagissent non plus sur la base

⁶³ Cette temporalité est associée à un processus d'apprentissage propre à l'agent et se caractérise par cinq étapes décisives selon E. Rogers [ROG 62] : *Knowledge - Persuasion - Decision - Implementation - Confirmation*.

de proximité spatiale mais sur la base d'une proximité économique ou sociale par exemple. La notion de réseaux, qu'ils soient familiaux, professionnels ou économiques, doit être sollicitée car elle permet d'intégrer des mécanismes qui ne sont pas explicitement spatiaux dans la diffusion.

Enfin les caractéristiques de l'innovation et leurs éventuelles évolutions doivent être évaluées pour comprendre les différentiels d'adoption entre les différents lieux et dans le temps. Cet aspect dynamique permet de multiplier les lieux possibles de diffusion et accroît le nombre d'adoptants potentiels. L'innovation peut ainsi évoluer dans ces caractéristiques techniques - amélioration du produit, variation du prix etc. - et dans la représentation que les individus s'en font, la mode constitue à ce titre un bon exemple. Cette évolution peut également marquer un déclin de la diffusion, lorsque les effets espérés de l'innovation ne sont pas à la hauteur des attentes.

Ces différents éléments relatifs à une thématique de diffusion conduisent à élaborer un modèle de simulation. Celui-ci constitue un exemple d'intégration, dans un seul modèle, de différents aspects présents dans la littérature aussi bien géographique, sociologique qu'économique. Pris séparément, ils offrent une part d'explication insuffisante pour rendre compte de la complexité des processus de diffusion.

16.3. Une étude historique : « *A Monte Carlo approach to diffusion* »

T. Hägerstrand est probablement l'un des premiers à avoir réalisé des simulations dans l'univers des sciences humaines, bien avant T. Schelling qui pourtant est le plus souvent mentionné⁶⁴ [chapitre 17]. Rappelons pour mémoire que les premiers travaux de simulation d'Hägerstrand sont publiés en 1953, et traduit en anglais près de quinze ans après [HAG 67]. Cette relative ignorance en dehors du domaine de la géographie tient probablement au fait que la composante spatiale des phénomènes sociaux a peu intéressé les disciplines académiques connexes à la géographie et que cette dernière n'a peut-être pas suffisamment communiqué en dehors de sa sphère disciplinaire. Cependant, même dans sa discipline (et en dehors des géographes dits de la *Time Geography* [CHA 01], ses travaux ont mis du temps avant d'être reconnus. Ses efforts ont en effet été contraints par les limites informatiques de l'époque, et l'impact de ses recherches a été relativement faible, ce qui s'explique par le contexte scientifique des années 1960-80 où les modèles mathématiques et statistiques, qui privilégient une approche agrégée et corrélative des phénomènes, sont introduits en géographie. On retiendra cependant trois grands principes de la méthode employée par T. Hägerstrand :

⁶⁴ Ceci avant même son prix Nobel d'économie pour ses travaux en théorie des jeux.

- les individus représentent l'unité de base de toute diffusion : l'explication nécessite alors une modélisation réaliste mais simplifiée des comportements individuels ;
- la simulation permet de tester la validité de nos représentations du réel par l'observation du comportement des modèles dans un espace et un temps artificiel ;
- la mise en évidence des formes générales de diffusion qui émergent des comportements individuels et des processus en interaction doit être privilégiée par rapport à la nécessité de retrouver des localisations précises.

La méthode développée par Hägerstrand pour simuler un processus de diffusion est proche des méthodes employées actuellement en intelligence artificielle. Regardons à ce propos ce qu'il note dans son ouvrage fondateur : « *Diffusion of an innovation within a population is simulated here with the aid of the Monte Carlo technique. In this connection, the Monte Carlo approach may be said to imply that a society of « robots » is created in which « life » goes on according to certain probability rules. The technique can best be described as a game of dice in which the gaming table represents a part of the earth's surface, the pieces represent individuals living in the area, and the rules of the game constitute the particular factors which we want to study in operation. The dice produce, step by step, new situations within the range of variation which is implicit in the rules. The dice are the motive power of life in the model. A random element is a very characteristic feature even of real life, and it has to be included in a model which pretends to imitate life.* » T. Hägerstrand [HAG 65]. Afin de tester la validité de sa méthode, l'auteur propose d'étudier un cas réel, la diffusion des subventions au pâturage dans une région suédoise dans les années 1930.

En 1928, le gouvernement de Suède décide d'allouer une prime à l'herbage aux fermiers. Cette mesure visait à modifier le comportement des fermiers à l'égard du pâturage libre, qui s'effectuait la plupart du temps en forêt, et à accroître le rendement de l'élevage du bétail, principalement pour se prémunir des situations critiques telles que celles qui s'étaient manifestées à la fin de la première guerre mondiale. A cette fin, une association – *The Rural Economy Association* – est créée et doit informer les autorités mais également les fermiers sur les risques liés à leurs pratiques⁶⁵ et les avantages d'une nouvelle conception du pâturage. Entre autres rôles, le travail de cette association a été de former des individus dont les activités professionnelles les amenaient à avoir des contacts réguliers avec les fermiers dans toutes les parties du pays. L'association a également organisé une quinzaine de conférences publiques sur les aspects techniques et économiques de la subvention entre 1925 et 1933. Parallèlement aux actions de l'association, l'information a également circulé au travers des journaux, des livres et de la radio. Ces informations

⁶⁵ Le pâturage en forêt entraînait des dommages considérables sur les jeunes pousses d'arbres.

concernent principalement les modalités d'éligibilité aux subventions. Elles peuvent être perçues par tout agriculteur disposant de moins de dix hectares de terres cultivées, qu'il en soit propriétaire ou non, et indépendamment de toute considération économique. De ce point de vue, la catégorie des agriculteurs concernés peut être qualifiée d'homogène. Par ailleurs, le choix de conversion des terres labourables en pâturage est un acte volontaire, non contrôlé⁶⁶ par un quelconque organisme. Afin de palier cette limite du volontariat, l'aide financière apportée par l'état apparaît comme un stimulant qui influence la rapidité de la diffusion. Cette stimulation économique constitue un avantage pour étudier la diffusion car, dans ce cas, la probabilité que des conditions socio-économiques nouvelles ou que d'autres innovations viennent « perturber » la diffusion du pâturage est limitée.

Sur la période étudiée par Torsten Hägerstrand, soit entre 1929 et 1932, près de 20% des fermiers ont adopté les subventions, ce taux passant à près de 50% en 1944 (Figure 16.2)⁶⁷.

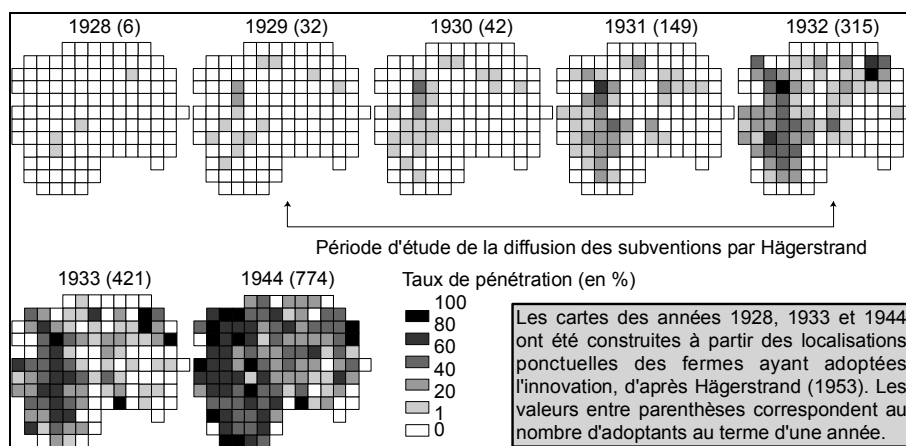


Figure 16.2. La diffusion des subventions entre 1928 et 1944.

C'est à partir de ces données empiriques qu'Hägerstrand élabore son modèle de simulation, caractérisé par les éléments suivants :

- la population se décompose en deux catégories d'individus, les *adoptants* et les *adoptants potentiels* ;

⁶⁶ Au sens de Lawrence Brown [BRO 81], il n'y a pas d'intermédiaire qui coordonne la diffusion, comme cela existe pour l'implantation des franchises par exemple.

⁶⁷ L'aire d'étude se situe dans les districts de Kinda et Ydre, au sud de la Suède. Cette zone est décomposée en carreau de 5km de côté pour lesquels on comptabilise le nombre d'adoptants à chaque période.

- les contacts entre ces deux catégories d'individus favorisent la circulation de l'information sur l'existence de cette innovation et donc son acceptation ;

- ces contacts sont principalement locaux dans la zone d'étude et peuvent être modélisés à partir d'une grille d'interaction spatiale, qui prend la forme d'un champ moyen d'information (CMI). Celui-ci représente une probabilité de contact⁶⁸ entre un individu situé dans la cellule centre de la grille et les individus localisés dans la grille (voir annexe n°1);

- l'inégale densité des populations susceptibles d'adopter l'innovation modifie les probabilités de contacts entre individus, cet effet est introduit dans le modèle par une pondération du CMI ;

- outre les effets de la distribution de la population sur la probabilité de contact entre individu, l'existence de barrières à la communication (montagnes et lacs) est introduite dans le modèle, celles-ci venant modifier les probabilités de contact du CMI⁶⁹.

On peut alors observer le comportement de ce modèle en respectant la période d'étude de l'auteur mais également en prolongeant les simulations, ceci pour atteindre approximativement le nombre d'adoptants artificiels proche du nombre d'adoptants observé en 1944 (Figure 16.3).

Si on compare les simulations aux observations sur la période couverte par T. Hägerstrand, c'est-à-dire de 1929 à 1932, plusieurs constats peuvent être faits. La diffusion des « prairies artificielles » suit approximativement les mêmes voies de déplacement que la diffusion observée, validant ainsi en partie un mode de déplacement des subventions selon un mode de contagion, de proche en proche. Au-delà de la forme globale de la diffusion, les conclusions sont cependant mitigées quant à la capacité du modèle à reproduire de manière satisfaisante la réalité, notamment en terme de représentativité des taux locaux d'adoption. Une décroissance trop rapide de la probabilité d'adoption avec la distance, une sous-estimation du rôle des propagateurs [HAI 82], [HAR 66], des effets de barrières trop réducteurs par rapport à l'espace ou à l'innovation étudiée [YUI 64], [CLI 73], ou la simplicité du processus et des comportements des individus dans la diffusion de cette innovation [HÄG 67] peuvent être à l'origine des différences entre la distribution géographique observée et simulée. Les écarts s'accroissent lorsque le modèle fonctionne jusqu'à atteindre approximativement les résultats observés en

⁶⁸ Ces probabilités ont été établies à partir de l'équation: $\log F_{ij} = 0,7966 - 1,585 \log d_{ij}$, les flux F_{ij} sont fonction de la distance d_{ij} séparant deux cellules [HAG 65].

⁶⁹ L'intensité des perturbations des barrières est de deux ordres, elle peut perturber totalement les communications entre deux cellules, les probabilités de contacts entre ces deux cellules sont alors égales à 0, ou de moitié, la probabilité associée à la cellule concernée du CMI étant alors divisé par 2.

1944, l'auto-corrélation spatiale⁷⁰ positive des résidus déjà mise en évidence par Cliff et Ord pour les années 1931 et 1932 atteint la valeur de 0.7 en 1944⁷¹.

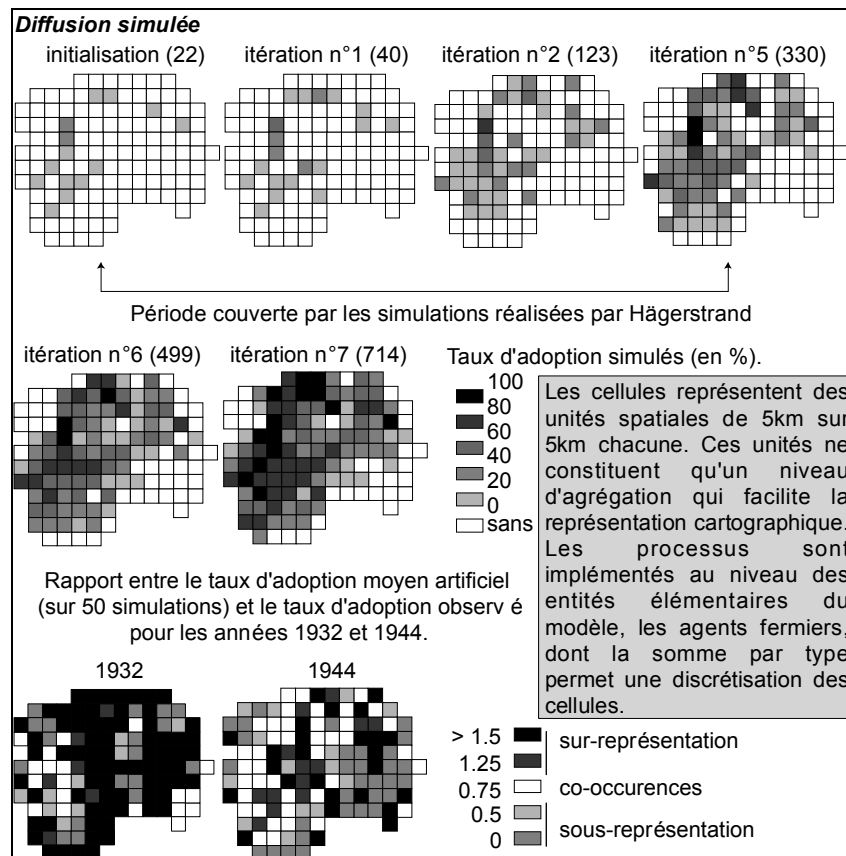


Figure 16.3. Simulation de la diffusion des subventions entre 1928 et 1944.

La nature du modèle est à l'origine de cette tendance des simulations à produire une forte auto-corrélation spatiale et temporelle : le modèle fonctionne selon un processus d'amplification, où chaque agent qui adopte l'innovation devient un émetteur et provoque l'adoption de l'innovation par un autre agent. Au terme de la simulation, tous les agents ont adopté les subventions et l'auto-corrélation spatiale

⁷⁰ L'indicateur d'auto-corrélation de Moran est utilisé ici, calculée avec le logiciel IDRISI.

⁷¹ Coefficient calculé à partir d'une carte moyenne (sur 50 simulations) des écarts au réel, à partir d'une matrice d'interaction spatiale de contiguïté d'ordre 1. Pour comparaison, ce coefficient est égal à 0.32 en 1944.

est égale à 1. La modélisation multi-agents offre alors de nombreuses possibilités pour raffiner les hypothèses posées au niveau des comportements individuels et améliorer ainsi les résultats des simulations.

16.4. Le modèle d'Hägerstrand revisité dans l'univers multi-agents

Les travaux d'Hägerstrand sur la diffusion des subventions ont de nombreuses fois été repris en vue d'améliorer les résultats des simulations. Cependant la plupart de ces recherches se sont concentrées sur l'exploration des valeurs paramétriques du modèle, comme la modification des effets de barrière ou les effets induits par la prise en compte d'un CMI anisotrope. L'objectif ici est de s'intéresser aux mécanismes du modèle. Reprendre le modèle d'Hägerstrand, en le modifiant quelque peu, participera, nous le souhaitons, à le faire mieux connaître de la communauté des sciences humaines et sociales qui intègrent peu à peu les sciences de la complexité. Plus largement, ce travail nous amènera à montrer que la richesse théorique des sciences humaines et sociales, notamment de la sociologie rurale des années 1930-40 [RYA 43], nous permet de proposer des modèles sans nécessairement avoir recours à des enquêtes individuelles lourdes à réaliser. Profitons ainsi, grâce à des collaborations fécondes, des travaux menés par nos prédécesseurs pour avancer dans le champ de la complexité.

16.4.1. Un modèle formel de diffusion

Dans le cadre d'une réflexion basée sur les principes fondamentaux à retenir pour étudier des phénomènes de diffusion, un modèle formel a été conçu qui s'intègre à la simulation multi-agents [DAU 04]. Ce modèle propose de distinguer deux ensembles lorsque l'on se trouve confronté à une problématique de diffusion. Le premier ensemble concerne la structure, il représente la base invariante du système étudié. Le second ensemble renvoie à la dynamique qui définit les processus d'évolution du contenu de la structure. Ces deux ensembles sont constitués d'éléments qu'il convient de définir.

16.4.1.1. La structure

La structure est composée de trois types d'éléments qui définissent le support de propagation. L'*hôte* est l'entité élémentaire du système qui répond à un stimulus par un changement d'état. Dans le cadre de la diffusion d'une épidémie, l'hôte est un individu ayant une variable d'état de type SIR (*Susceptible-Infected-Recovered*), par exemple. Dans le cadre de la diffusion d'un nuage toxique, l'hôte peut représenter une surface, telle une commune ou un pixel, dont le changement d'état est régi par une règle qui définit à partir de quel seuil la présence du nuage rend la surface

contaminée. Le second est le *vecteur*, constitué des particules qui se déplacent lors de la diffusion. Ce peut-être un virus, un feu, une rumeur, une information, etc. Le vecteur représente entre autres choses les entrées et les sorties des hôtes. Enfin le troisième type d'élément est le *canal de propagation* qui constitue la voie empruntée par le vecteur pour se répandre. Il s'agit donc du support d'interaction entre les hôtes : dans le cadre d'une épidémie, l'hôte est l'individu, le vecteur le virus et le canal de propagation les contacts interpersonnels ; dans le cadre d'un nuage toxique, l'hôte est la surface, le vecteur le nuage et le canal de propagation les lignes de contact des différentes surfaces.

16.4.1.2. La dynamique

Trois règles de transition permettent à la structure d'évoluer dans le cadre d'un phénomène de diffusion. La première est la *règle d'émission* qui décrit les mécanismes de sortie des particules depuis l'hôte vers le canal. La seconde est la *règle de circulation* qui rend compte à la fois du comportement de la particule du vecteur dans le canal et qui décrit le mécanisme d'introduction dans l'hôte. Enfin la troisième est la *règle d'acquisition* qui définit le mécanisme de transition de l'hôte, c'est-à-dire de « contamination » par le vecteur. Si on reprend l'exemple d'une épidémie, la grippe par exemple, la règle d'émission définit la quantité de virus sortant d'un individu contaminé, cette règle pouvant suivre une loi décroissante. La règle de circulation définit la circulation du virus dans l'air jusqu'à son entrée dans un hôte, et éventuellement sa durée de vie à l'extérieur. Enfin la règle d'acquisition définit le changement d'état de l'hôte sain qui serait en contact avec le virus. Regardons maintenant comment ce modèle général peut s'adapter à un phénomène particulier de diffusion, celle des subventions aux pâturages.

16.4.2. Du modèle général au modèle particulier

Au travers des éléments présentés dans la section précédente, l'étude de la diffusion des subventions aux pâturages s'intègre parfaitement dans les deux ensembles qui définissent notre modèle général. Le Tableau 16.1 illustre les composants et leurs fonctions dans le cadre de cette étude.

Si les règles spatiales propres à un phénomène de diffusion sont relativement bien connues des géographes, certains éléments doivent cependant être précisés car ils ne relèvent pas directement de problématiques géographiques. C'est le cas du comportement du vecteur et des règles comportementales des hôtes face à l'innovation. Les travaux des sociologues, notamment de la sociologie rurale, apparaissent comme une aide précieuse pour la formalisation de ces différents éléments.

<i>Composantes du modèle général</i>	<i>Composantes et fonctions de l'étude de cas</i>
Hôte	Le <i>fermier</i> (entité agrégée à la ferme).
Vecteur	<i>Information</i> sur l'innovation (observation ou message ; locale ou globale ; évolutive ou pas).
Canal de propagation	<i>Contacts</i> interpersonnels (proximité spatiale, réseau social) ; <i>Observations</i> .
Règle d'émission	<i>Information envoyée</i> par les adoptants / non adoptants.
Règle de circulation	Liée au <i>champ d'interaction</i> spatiale et à l'étendue des réseaux sociaux.
Règle d'acquisition	Un <i>processus décisionnel</i> dynamique et non symétrique.

Tableau 16.1. *Composantes et fonctions du modèle de diffusion.*

16.4.2.1. *Le vecteur ou l'information sur l'innovation*

Si l'information concernant une innovation est le principal vecteur qui favorise sa diffusion dans le temps et l'espace, il est nécessaire d'en expliciter les caractéristiques. Selon E. Rogers [ROG 62], un certain nombre de qualités sont nécessaires pour qu'une innovation se diffuse :

- Avantage relatif : en temps ou en argent comparé aux pratiques courantes ;
- Compatibilité : l'innovation est compatible avec les pratiques usuelles ;
- Simplicité : l'innovation et ses modes d'application sont compréhensibles ;
- Test : l'innovation peut être appliquée sur une période limitée sans générer de pertes pour l'utilisateur ;
- Observabilité : l'innovation peut être observée et l'information la concernant peut être communiquée.

Ces différents aspects font que globalement une innovation peut être traitée selon une échelle de qualités, que l'on formalise ici par un indice β ($\beta \in [0, \dots, 1]$) qui représente la qualité globale des subventions, identique pour tous. Lorsque β est proche de la valeur zéro, la probabilité d'adoption est faible, celle-ci sera d'autant plus élevée que β sera proche de la valeur 1. Cette qualité globale, et donc les probabilités d'adoption associées, peuvent évoluer dans le temps (Figure 16.4).

Cette évolution peut être liée à l'expérimentation de l'innovation, à son adaptation, à la présence d'effets de réseaux ou d'économies d'échelles. Dans le cadre des subventions aux pâturages, un premier scénario est réalisé avec une qualité globale stable tout au long de la période, ces subventions n'ayant pas été modifiées durant la période de mise en œuvre.

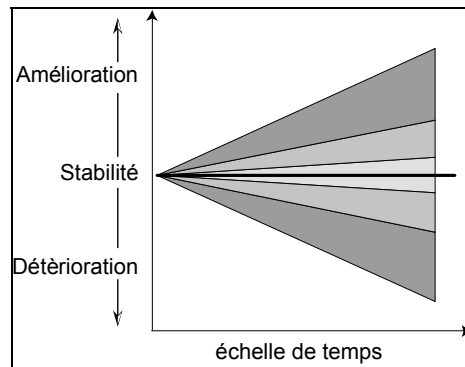


Figure 16.4. Evolution schématique des qualités du vecteur.

16.4.2.2. Des hôtes aux attitudes différenciées face à l'innovation et à l'information

Comme nous l'avons vu dans la première section, il existe de fortes différences interindividuelles en matière d'adoption, celles-ci expliquant en partie la temporalité de diffusion (Figure 16.1). Selon E. Rogers, ces différences s'expriment principalement du fait de l'accès et de la confiance faite à l'information : certains individus accèdent rapidement à l'information et ont très vite une opinion sur les potentialités offertes par l'innovation, ils n'ont alors pas besoin de retourner à l'information pour arrêter leur choix ; d'autres au contraire ont besoin d'une quantité importante d'information, souvent redondante, pour exprimer leur choix, la réception récurrente d'informations étant ainsi vécue comme un indice de confiance. Ces différences interindividuelles sont formalisées par une variable d'état S [1 ; ... ; 5] qui représente un indice de saturation aux messages. A l'initialisation, un état est attribué à la variable d'état S pour chaque agent⁷², celle-ci faisant office d'effet de seuil à la réception de messages. La variable d'état S correspond ainsi à la quantité d'information maximum nécessaire pour qu'un hôte prenne une décision, soit adopter soit rejeter les subventions.

16.4.2.3. Une règle d'acquisition qui révèle un processus décisionnel

Dans le modèle proposé par Hägerstrand, la décision d'adopter l'innovation est traitée comme un événement discret, l'individu passe de l'état « adoptant potentiel » à « adoptant » s'il est sélectionné au hasard par un adoptant. Ce mécanisme ne laisse aucune place à la qualité de l'information reçue ni aux différences interindividuelles définies précédemment. Selon Rogers et Shoemaker [ROG 71], la stratégie qui

⁷² L'affectation de la valeur d'état se fait pour chaque agent par un tirage aléatoire dans une distribution uniforme et discrète.

conduit un individu à passer d'une simple opinion à une action relève cependant d'un processus décisionnel qui peut être décomposé en cinq étapes :

- Connaissance : l'individu prend connaissance de l'existence de l'innovation, quelque soit le mode d'information ;
- Persuasion : l'individu développe une attitude positive ou négative à l'égard de l'innovation ;
- Décision : l'individu recherche des informations, effectue des calculs menant à un choix de rejet ou d'adoption de l'innovation ;
- Implémentation : L'individu utilise l'innovation ;
- Confirmation : L'individu confirme son choix ou remet en cause sa décision passée s'il est exposé à des informations conflictuelles.

Ce processus décisionnel, tout au moins pour les trois premières étapes, dépend de la nature des informations que l'agent reçoit (messages ou observations). Cette information peut avoir une incidence négative ou positive sur sa probabilité d'adoption. On considère ici que tout individu qui adopte envoie des informations positives et que tout individu ayant rejeté l'innovation est pourvoyeur d'informations négatives. Si l'information est positive, la probabilité de rejeter l'innovation évolue de la manière suivante :

$$x_{i+1} = x_i + r_1(0-x_i) \quad [16.1]$$

Si l'information est négative, la probabilité de rejeter l'innovation évolue de la manière suivante :

$$x_{i+1} = x_i + r_2(1-x_i) \quad [16.2]$$

avec $x_i = \beta$ avant tout premier contact. Il est possible de suivre l'évolution de ces probabilités dans le cas où un agent ne recevrait que des informations positives ou négatives et qu'il donne le même poids ($r_1=r_2$) à ces messages.

Avec une probabilité d'adoption égale à 50% au départ ($\beta = 0.5$), la réception d'un premier message négatif augmente la probabilité de rejeter l'innovation, d'autant plus si le poids donné à cette information par l'agent est élevé : avec un poids égal à 0.5, la probabilité de rejet passe à 75% (donc d'adopter à 25%). Au contraire, la probabilité de rejeter l'innovation diminue si l'agent reçoit des informations positives, d'autant plus que le poids accordé à cette information est élevé. Notons que dans cette fonction l'individu reçoit jusqu'à 18 messages, ce qui ne peut se produire dans le modèle complet puisqu'une fonction de saturation y est intégrée, celle-ci tolérant au maximum cinq messages.

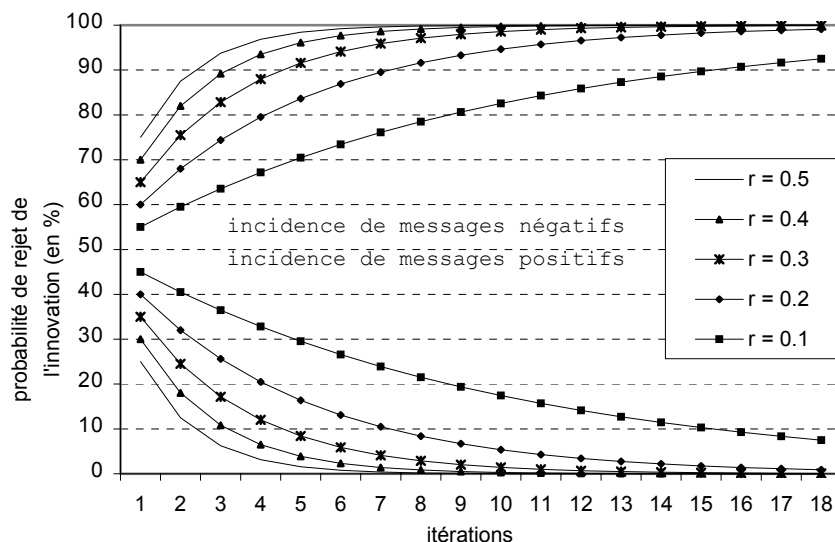


Figure 16.5. Evolution de la probabilité de rejet de l'innovation par un hôte en fonction de la nature des messages et le poids associé à ces messages.

16.4.2.4. Les canaux de propagation du vecteur

Une des questions que l'on peut se poser est l'utilité, dans le cadre d'une innovation technique, de prendre en compte le transfert d'informations entre individus dans le processus d'adoption. Cela revient à poser comme principe que l'information globale véhiculée par les médias et les réunions professionnelles organisées autour des subventions suffisent à satisfaire la curiosité du fermier. Rappelons que dans le contexte d'étude, les campagnes de promotion ont été nombreuses, tant par le biais des médias classiques que par les meetings organisés par la *Rural Economy Association* qui ont couvert de manière homogène le territoire. Si tel était le cas, comment expliquer que la dynamique de diffusion suive un gradient ? La sociologie rurale nous offre un élément de réponse: « [...] *as people are evaluating an idea for their own use, they usually consult with friends and neighbors whose opinions they respect. The reasons for the apparent lack of importance of mass media and salesmen at this and later stages of the adoption process are: (a) the information they provided through these channels is too general; (b) the potential adopters mistrust some mass media information because they feel that the information is tempered by the business interests of those who are*

in control of them»⁷³. Il existe donc bien une logique interindividuelle dans le processus de diffusion, logique qui nous amène à prendre en compte comme base de l'interaction la contiguïté spatiale et sociale. Au-delà de l'information globale, le réseau (social, professionnel) [LAZ 48] et l'observation directe (celle du champ du voisin) [JAI 65] sont déterminants dans le choix d'adopter ou pas une innovation [BEA 57].

16.4.3. Modèle multi-agents de la diffusion des subventions aux pâturages

La démarche de modélisation de la diffusion des subventions aux pâturages a suivi les principes illustrés ci-dessous (Figure 16.6). Celle-ci s'inspire largement des apports théoriques des travaux d'Hägerstrand, à travers la *Time Geography* notamment, et des travaux des sociologues concernant les règles d'émission et d'acquisition. L'implémentation sous forme informatique du modèle⁷⁴ permet une première série de simulations pour vérifier le comportement du modèle, puis une seconde série de simulations pour calibrer les paramètres et évaluer ensuite la pertinence des résultats des simulations relativement aux observations.

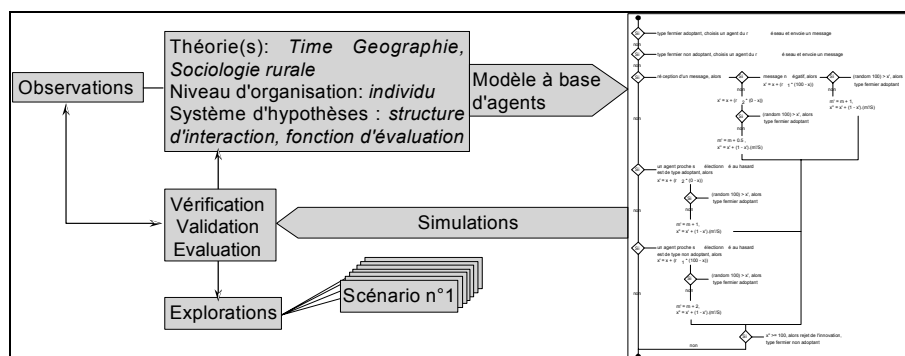


Figure 16.6. Modèle de conception d'une simulation multi-agents.

C'est durant cette phase qu'une question essentielle est apparue. L'analyse des écarts des simulations aux observations pour l'année 1944 montre en effet une structuration que l'on ne peut associer à un bruit : une nette sur-représentation des adoptants dans la partie occidentale du territoire et une sous-représentation dans sa partie orientale (Figure 16.7).

⁷³ Subcommittee for the Study of Diffusion in Farm Practicies. Ce centre d'étude, qui regroupait des chercheurs comme Ryan, Gross ou Rogers a joué, avec des chercheurs de l'université de Columbia (Lazarsfeld, Katz, Colemann) un rôle essentiel dans le développement des points de vue théoriques et méthodologiques de la diffusion.

⁷⁴ On trouvera le diagramme d'activités UML dans [DAU 03].

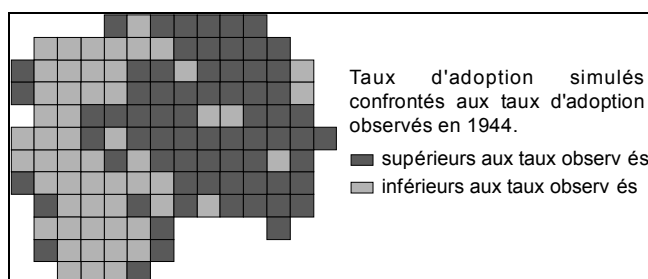


Figure 16.7. Ecart aux observations de 1944.

De nombreux jeux de paramètres ont été testés afin d'améliorer les résultats des simulations mais cette configuration restait stable. La non résolution d'une telle configuration spatiale des résidus ne pouvant être trouvée dans la modification de mécanismes locaux, nous nous sommes alors penchés sur les phénomènes dits immergents, ou émergence de 2nd ordre [GIL 99].

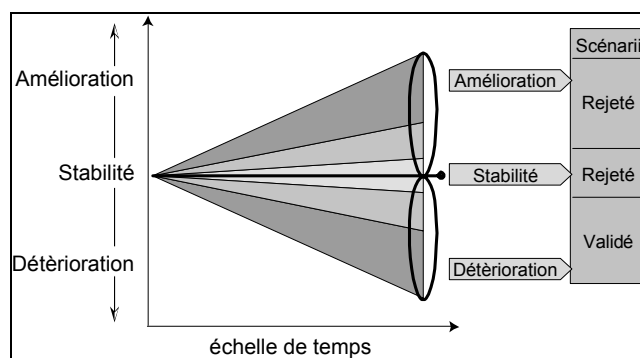


Figure 16.8. Dynamique d'évolution globale des qualités de l'innovation.

L'hypothèse de stabilité des qualités globales de l'innovation telle qu'elle avait été initialement prévue pouvait être à l'origine de ce phénomène. En effet le paramètre β , qui décrit les qualités de l'innovation, reste constant sur la période : l'hypothèse implicite est qu'il n'y a plus de transfert d'information du global vers le local une fois que les campagnes initiales de propagande ont été menées. Le modèle ainsi constitué est de type « *bottom-up* », soit un fonctionnement totalement décentralisé du phénomène de diffusion. Poser cette hypothèse revient ainsi à mettre de côté l'un des stades évoqués par E. Rogers, celui de l'expérimentation. Il se peut en effet qu'après une période d'essai, ce qui apparaissait être une innovation profitable pour les agriculteurs s'est avéré être moins bénéfique qu'escompté. Si tel est le cas, on a dû assister à un renversement de la situation initiale allant vers une « démystification » progressive des subventions, l'expérience collective venant

alimenter le mécanisme de décision individuel (Figure 16.8). L'hypothèse initiale de stabilité, mais également d'évolution positive, des qualités perçues de l'innovation a été rejetée au profit d'une diminution de ces qualités dans le temps.

Afin d'intégrer ce phénomène de transfert d'information du collectif vers le particulier, dans le cas d'un scénario de décroissance des qualités perçues de l'innovation, une fonction supplémentaire a été intégrée au modèle. Cette fonction est relativement simple et joue sur un effet de masse : on postule que l'ensemble des agriculteurs qui ont adopté les subventions, et les ont expérimentées, participe à la circulation d'informations négatives venant diminuer d'autant les probabilités individuelles d'adoption. Ce mécanisme est intégré au modèle selon la fonction suivante :

$$\beta' = \beta + k \times (100 - \beta) \times \left(\frac{\sum A_i}{N} \right) \quad [16.3]$$

avec un paramètre k qui représente le poids accordé par un individu i à cette information globale.

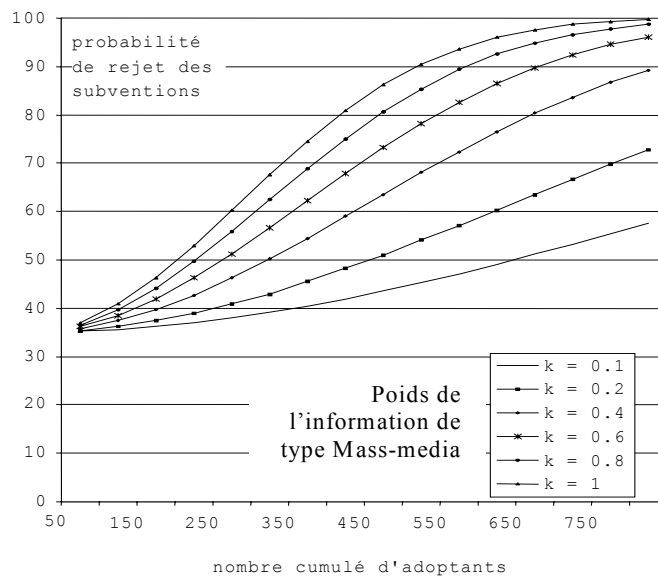


Figure 16.9. Evolution des probabilités individuelles de rejet et poids de l'information.

On peut voir évoluer les probabilités individuelles de rejeter l'innovation en fonction du poids que les individus accordent à cette information globale négative.

Avec un poids relativement faible ($k = 0.1$), un grand nombre d'adoptants est nécessaire avant que l'information ait un impact décisif sur les décisions individuelles. A contrario, cette masse critique d'adoptants sera d'autant moins élevée que le poids donné à l'information sera élevé. Les meilleurs résultats obtenus en comparaison aux observations de 1944 sont produits avec un coefficient k égal à 0,6. Le modèle⁷⁵ permet ainsi de représenter correctement près de 60% des taux de propagation observés en 1944 (Figure 16.10).

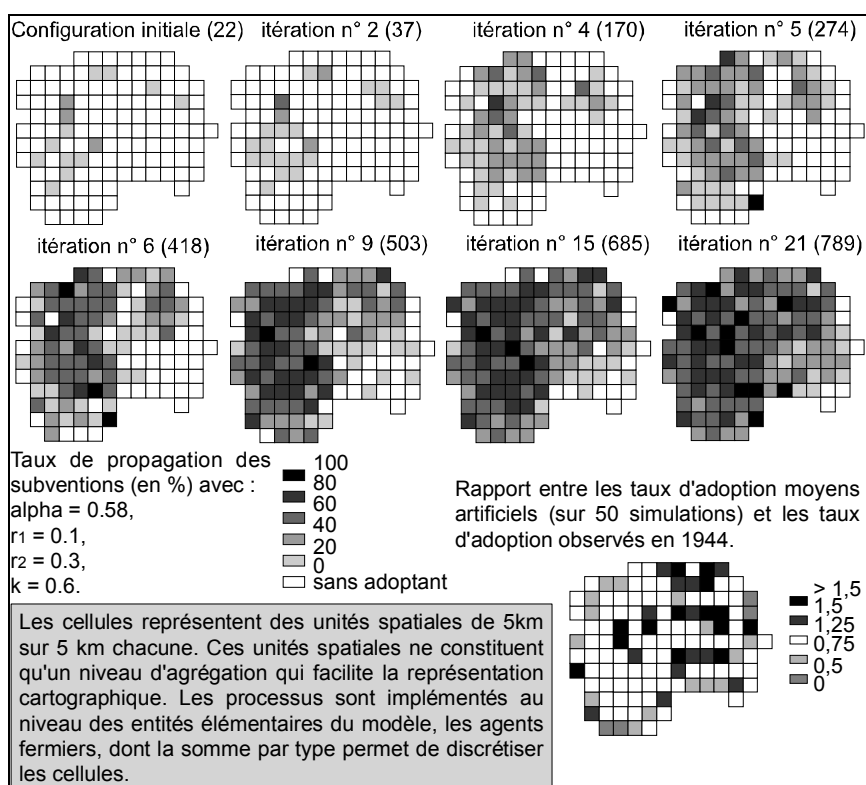


Figure 16.10. Diffusion simulée selon une dynamique locale et globale.

Le modèle tend cependant à surreprésenter des taux d'adoption dans et à proximité immédiate des cellules initialement touchées par les subventions. Ainsi, à partir des premiers foyers d'adoption, les mécanismes de propagation de proche en proche associés à une probabilité d'adoption relativement forte provoquent des taux de reconversion aux pâturages artificiels plus importants que ceux observés dans le réel. Au contraire, le modèle tend à sous-estimer les taux d'adoption en périphérie

⁷⁵ Les trois autres paramètres du modèle sont : $\beta = 0.58$, $r_1 = 0.1$ et $r_2 = 0.3$

de la zone. Dans ce cas, ce sont toujours les mécanismes de propagation qui en sont responsables, car ils ne permettent d'atteindre que tardivement ces cellules, à un moment où la probabilité de rejet des subventions est déjà élevée, amplifiée par les expériences « négatives » des agents fermiers. Le modèle n'offre pas à ce stade de solution paramétrable pour améliorer ces résultats. Divers tests ont été réalisés, en modifiant notamment les coefficients associés au poids des interactions locales sur la fonction de décision des agents : augmenter l'influence des messages « positifs » supprime une grande partie des sous-représentations en périphérie, mais augmente le nombre de cellules sur-représentées au centre de la zone.

Néanmoins, par les écarts qu'il génère, le modèle met en évidence des zones pour lesquelles les taux observés ne peuvent être expliqués par les hypothèses posées. On peut aussi penser qu'elles n'ont pu être correctement représentées par le modèle en l'absence de règles. Certaines zones ont connu une baisse de la proportion de fermes concernées par les pâturages entre 1933 et 1944 : ce mécanisme n'a pas été intégré dans le modèle, or il était mentionné comme la cinquième étape du processus décisionnel d'E. Rogers, la phase de confirmation. Cet effet de retour à la situation initiale se traduit alors logiquement par une sur-représentation des taux simulés pour les cellules concernées. Ajouter un mécanisme probabiliste de rejet des subventions après une période d'expérimentation ne poserait aucune difficulté technique mais ceci n'apporterait pas, en dehors d'une légère amélioration des résultats, de nouvelles connaissances sur le phénomène.

16.5. Conclusion

La Géographie *Artificielle*, dans la sphère des sciences de l'Artificiel [SIM 69], voit ses champs d'application se multiplier depuis la fin des années 1990. La géographie artificielle se définit comme un « laboratoire informatique » qui permet la formalisation et la validation de processus locaux aptes à produire, par la simulation, des dynamiques et des structures spatiales macro-géographiques [DAU 05]. L'exploration systématique des mécanismes qui agissent lors de la diffusion d'une épidémie ou d'une innovation fait ainsi partie de ces domaines d'application possibles.

Le modèle conceptuel de diffusion présenté ici semble être suffisamment générique pour pouvoir s'adapter à un large éventail de phénomènes qui se propagent dans l'espace géographique, des épidémies vectorielles aux innovations techniques. Il constitue une première étape dans la réalisation d'un modèle représentatif d'un cas d'étude. L'implémentation informatique des hypothèses et la simulation représentent une seconde étape riche d'un point de vue heuristique, la « computation » offrant une précieuse aide à la réflexion, une réflexion assistée par ordinateur. L'exploration systématique des processus implémentés et la possibilité de conserver l'historique de la dynamique permet en effet d'isoler d'éventuels

changements de trajectoire dans la dynamique du phénomène, et donc de revenir sur les hypothèses initialement posées.

Dans le cas des subventions aux pâturages, la bifurcation qui apparaît dans les années 1932-1933 et qui conduit à un déclin de leur diffusion jusqu'en 1944 était probablement connue d'Hägerstrand. Les outils de l'époque ne lui permettaient cependant pas d'introduire ces changements tant qualitatifs que quantitatifs dans le modèle, il a donc choisi d'arrêter les simulations avant cette bifurcation. En introduisant ces changements dans le « temps informatique » du modèle, les simulations ont permis un suivi représentatif de la diffusion sur cette période. Plus qu'une révolution conceptuelle, c'est donc pour l'instant une révolution technologique qui accompagne le déploiement des sciences de l'artificiel en géographie. Il est cependant fort probable que ces nouvelles méthodologies annoncent le retour de l'individu dans la modélisation en géographie.

16.6. Bibliographie

- [BEA 57] BEAL M., ROGERS E., BOHLEN J., « Validity of the concept of stages in the adoption process », *Rural Sociology*, vol. 22, n°2, p. 166-168, 1957.
- [BRO 81] BROWN L., *Innovation Diffusion: A New Perspective*, London and New York, Methuen, 1981.
- [BRU 90] BRUNET R., DOLLFUS O., *Mondes nouveaux*, Paris/Montpellier, Belin-Reclus, 1990.
- [CHA 01] CHARDONNEL S., « La time-geography: les individus dans le temps et dans l'espace », in Sanders L. (dir.), *Modèles en analyse spatiale*, Hermes, Lavoisier, coll. Information géographique et aménagement du territoire, p.129-156, 2001.
- [CLI 73] CLIFF A.D., ORD J.K., *Spatial autocorrelation*, London, Pion, 1973.
- [DAU 02a] DAUDE E., « Localisations et dynamiques de diffusion des agences de travail intérimaire en France », *Revue d'Economie Régionale et Urbaine*, n° 2, p. 257-274, 2002.
- [DAU 02b] DAUDE E., Modélisation de la diffusion d'innovations par la simulation multi-agents. L'exemple d'une innovation en milieu rural, *Thèse de doctorat en géographie*, Université d'Avignon et des Pays du Vaucluse, 2002.
- [DAU 03] DAUDE E., « Apports de la simulation multi-agents à l'étude des processus de diffusion », *Cybergeo : Revue Européenne de Géographie*, n°255, 2003.
- [DAU 04] DAUDE E., LANGLOIS P., « Les formes de la diffusion », *Actes du Colloque GéoPoint*, Avignon, 2004 .
- [DAU 05] DAUDE E., « Systèmes multi-agents pour la simulation en géographie: vers une Géographie Artificielle », in Y. Guermont (dir.), *Modélisation en géographie, Déterminisme et Complexité*, Paris, Hermes-Sciences, 2005.
- [DES 05] DESSALLES J.-L., PHAN D., « Emergence in multi-agent systems: cognitive hierarchy, detection, and complexity reduction part I: methodological issues », in Mathieu P.,

Beaufils B., Brandouy O. (eds.), *Agent-Based Methods in Finance, Game Theory and their Applications, Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, vol. 564, Berlin, Springer, p. 147-159, 2005.

[EPS 96] EPSTEIN J. M., AXTELL R., *Growing Artificial Societies : Social Science from the Bottom Up*, Washington, D.C./ Cambridge, Ma., Brookings Institution Press / MIT Press, 1996.

[GIL 99] GILBERT N., TROITZSCH K., *Simulation for the social scientist*, Philadelphia, Open University Press, 1999.

[GOU 95] GOULD P., « Epidémiologie et maladie », in Bailly A., Ferras R., Pumain D. (dir.), *Encyclopédie de la Géographie*, Paris, Economica, p. 947-967, 1995.

[HAG 53] HAGERSTRAND T., *Innovations förloppet ur korologisk synpunkt*, C.W.K Glerup, Lund, Sweden. Traduit et réédité par Pred A., *Innovation Diffusion as a Spatial Process*, Chicago, University of Chicago Press, 1967.

[HAG 65] HAGERSTRAND T., « A Monte Carlo Approach to Diffusion », *European Journal of Sociology*, vol. 63, p. 43-67, 1965.

[HAG 65b] HAGERSTRAND T., « Aspects of the spatial structure of social communication and the diffusion of information », Cracow congress, Regional Science Association, papers XVI, p. 27-42, 1965.

[HAG 67] HAGERSTRAND T., *Innovations förloppet ur korologisk synpunkt*, C.W.K Glerup, Lund, Sweden. Traduit et réédité par Pred A., *Innovation Diffusion as a Spatial Process*, Chicago, University of Chicago Press, 1967.

[HAI 82] HAINING R., « Interaction models and spatial diffusion processes », *Geographical Analysis*, n° 14, p. 95-108, 1982.

[HAR 66] HARVEY D.W., « Geographical process and the analysis of point patterns », *Transactions of the Institute of British Geographers*, n° 40, p. 81-95, 1966.

[JAI 65] JAIN N., The relation of information source use to the farm practice adoption and farmers' characteristics in Waterloo County, PhD thesis, University of Guelph, 1965.

[LAZ 48] LAZARFELD P.F., *The people's choice*, New York, Free Press, 1948.

[MOR 86] MORIN E., *La méthode, tome 3 : la connaissance de la connaissance*, Paris, Seuil, 1986.

[ROG 62] ROGERS E.M., *Diffusion of innovations*, New York : Free Press, Macmillan Publishing Co, 1962.

[ROG 71] ROGERS E.M., SCHOEMAKER F.F., *Communication of innovation : A cross cultural approach*, New-York, Free Press, 1971.

[RYA 43] RYAN B., GROSS N., « The diffusion of hybrid seed corn in Two Iowa communities », *Rural Sociology*, n° 8, p. 15-24, 1943.

[SIM 69] SIMON H., *The Sciences of Artificial*, Cambridge, Ma., MIT Press, 1969, traduction française J.-L. Le Moigne, *Les sciences de l'artificiel*, Folio-Essai, Paris (2004, réed. III).

[YUI 64] YUILL R.S., A simulation of barrier effects in spatial diffusion Northwestern University : ONR Spatial Diffusion Study, 1964.

16.A. Annexe

L'étude des flux téléphoniques et des migrations confirme l'hypothèse d'une probabilité de contact décroissante lorsque la distance augmente. L'expérimentation amène à quantifier ces probabilités sous la forme de *champs de contacts*, soit une grille composée de 25 cellules auxquelles sont attachées différentes probabilités⁷⁶. Le *champ de contact* ainsi défini représente les différentes probabilités d'interactions d'un individu situé au centre du champ avec un autre individu situé dans la grille. La valeur la plus élevée de 0,4432 signifie que l'individu situé dans la cellule centre du champ a une probabilité de 44,32 % d'établir des contacts avec un autre individu situé dans la même cellule que lui, ces probabilités de contacts diminuant avec les individus qui en sont éloignés.

0.0096	0.0140	0.0168	0.0140	0.0096
0.0140	0.0301	0.0547	0.0301	0.0140
0.0168	0.0547	0.4432	0.0547	0.0168
0.0140	0.0301	0.0547	0.0301	0.0140
0.0096	0.0140	0.0168	0.0140	0.0096

Figure 16.11. Le champ de contact.

A partir du champ de contact, il est possible de construire le *champ moyen d'information* (CMI). Pour cela, les valeurs de la grille sont converties en plages d'intervalles distincts qui correspondent aux probabilités associées à chacune des cellules. A la plage d'intervalle 0.2784 - 0.7216, qui correspond à la cellule centrale du CMI, est ainsi associée la même probabilité que celle de la cellule centre du *champ de contact*. Le tirage aléatoire d'un nombre décimal issu d'une variable uniforme permet alors de définir avec quelle cellule l'individu placé au centre du CMI va interagir.

⁷⁶ Ces probabilités ont été établies à partir de l'équation: $\log F_l = 0,7966 - 1,585 \log d$. Le champ de contact n'ayant pas de limite absolue, le choix de la dimension de la grille reste arbitraire et dépend des expériences réalisées sur les différentes fonctions d'interaction spatiale. Dans ce cas précis, le champ de contact correspond à un carré de 25 km de côté, soit 25 cellules de 5 km de côté.

0 - 0.0096	0.0096 - 0.0236	0.0236 - 0.0404	0.0404 - 0.0544	0.0544 - 0.0640
0.0640 - 0.0780	0.0780 - 0.1081	0.1081 - 0.1628	0.1628 - 0.1929	0.1929 - 0.2069
0.2069 - 0.2237	0.2237 - 0.2784	0.2784 - 0.7216	0.7216 - 0.7763	0.7763 - 0.7931
0.7931 - 0.8071	0.8071 - 0.8372	0.8372 - 0.8919	0.8919 - 0.9220	0.9220 - 0.9360
0.9360 - 0.9456	0.9456 - 0.9596	0.9596 - 0.9764	0.9764 - 0.9904	0.9904 - 1

Figure 16.12. *Le champ moyen d'information.*

L'inégale densité des populations modifie les probabilités de contacts entre les individus. On suppose en effet que la probabilité de contact entre 2 cellules est fonction de la distance qui les sépare et de la population de chacune des cellules. Le champ moyen d'information est donc modifié selon la nature du voisinage, c'est-à-dire la distribution de la population dans et autour des cellules. La probabilité de contact Q associée à une cellule i avec une population N s'écrit alors :

$$Q_i = \frac{P_i N_i}{\sum_{i=1}^{25} P_i N_i} \quad [16.4]$$

où $P_i N_i$ représente le champ de contact pondéré par la population et Q_i une probabilité de contact standardisé. A chaque cellule correspond donc un champ moyen d'information différent selon la distribution de la population dans son voisinage.

5	6	10	11	11
20	18	17	20	16
28	25	17	18	14
36	24	19	14	12
21	26	16	6	10

Figure 16.13. N_i : *Distribution de la population.*

0.048	0.084	0.168	0.154	0.1056
0.28	0.5418	0.9299	0.602	0.224
0.4704	1.3675	7.5344	0.9846	0.2352
0.504	0.7224	1.0393	0.4214	0.168
0.2016	0.364	0.2688	0.084	0.096

Figure 16.14. $P_i N_i$: *Champ de contact pondéré.*

0.003	0.005	0.010	0.009	0.006
0.016	0.031	0.053	0.034	0.013
0.027	0.078	0.428	0.056	0.013
0.029	0.041	0.059	0.024	0.010
0.011	0.021	0.015	0.005	0.005

Figure 16.15. Q_i : *Champ de contact pondéré et standardisé.*

A partir du champ de contact pondéré et standardisé, on construit le *champ moyen d'information pondéré et standardisé* selon la méthode décrite précédemment.

0 – 0.003	0.003 – 0.008	0.008 – 0.017	0.017 – 0.026	0.026 – 0.032
0.032 – 0.048	0.048 – 0.078	0.078 – 0.131	0.131 – 0.166	0.166 – 0.178
0.178 – 0.205	0.205 – 0.283	0.283 – 0.711	0.711 – 0.767	0.767 – 0.780
0.780 – 0.809	0.809 – 0.850	0.850 – 0.909	0.909 – 0.933	0.933 – 0.942
0.942 – 0.954	0.954 – 0.974	0.974 – 0.990	0.990 – 0.995	0.995 – 1

Figure 16.16. *Champ moyen d'information pondéré et standardisé.*

L'utilisation du *champ moyen d'information pondéré et standardisé* permet alors de prendre en compte, dans les contacts interindividuels, à la fois les effets de la distance et de la distribution de la population sur la propagation d'une innovation dans l'espace.

Chapitre 17

Comparaison de trois implémentations du modèle de Schelling

17.1. Emergence d'une structure spatiale : le modèle de Schelling

Le prix d'économie « de la banque de Suède à la mémoire d'Alfred Nobel » 2005 attribué à Thomas Schelling est, avec le prix Nobel chimie de 1977 attribué à Ilya Prigogine, pour ses travaux sur les structures dissipatives, un des rares prix qui interpelle directement la communauté des géographes modélisateurs. Parce qu'il a « contribué de façon significative à réduire le fossé entre l'économie et les autres sciences sociales et du comportement », Thomas Schelling est en effet largement cité en géographie, notamment par les chercheurs qui s'intéressent aux systèmes complexes géographiques. S'il doit principalement ce prix à ses travaux en théorie des jeux, c'est sa contribution à une question fondamentale - Comment les comportements individuels produisent-ils des phénomènes que la théorie pure ne peut prévoir ? - à laquelle nous nous rattachons.

Au début des années 1970, Schelling [SCH 71], [SCH 69] tente de montrer comment des villes peuvent se structurer en blocs communautaires, où blancs et noirs se font face sans jamais se mélanger. Les enquêtes qu'il réalise démontrent pourtant que « les gens ne veulent pas être majoritaires dans un quartier, ils ne sont donc pas ségrégationnistes », mais « la seule volonté de ne pas être trop minoritaires produit de la ségrégation. Autrement dit, il peut y avoir de la ségrégation sans volonté individuelle de ségrégation ». Schelling est ainsi capable de mettre en évidence des

Chapitre rédigé par Eric DAUDE et Patrice LANGLOIS

idées à la fois simples et compréhensibles, mais d'une très grande profondeur, il le démontre entre autres avec sa « Tyrannie des petites décisions ».

Dans « *Micromotives and Macrobehavior* » publié en 1978 [SCH 78], Schelling propose un modèle pour explorer le paradoxe de la ségrégation. Il dispose pour cela sur un échiquier de N cases N_1 pions gris, N_2 pions noirs et N_3 cases vides, où $N_1 = N_2$ et $N_1 + N_2 + N_3 = N$.

La stratégie employée pour explorer la dynamique du paradoxe évoqué ci-dessus est relativement simple, elle est basée sur le degré de tolérance d'un individu aux individus différents de lui, présents dans son voisinage. Chaque pion se préoccupe ainsi de son voisinage immédiat, défini par le nombre d'occupants des 8 cases contiguës. Un pion ne changera de case que si le nombre de pions « étrangers » dans son voisinage dépasse le seuil de tolérance fixé, identique pour tous. Dans ce cas, il ira se positionner au hasard sur une case laissée vacante. Par exemple si un individu accepte pour voisins jusqu'à deux tiers de voisins différents (diff) et donc un tiers de voisins identiques (ident), il restera à sa place si son voisinage contient au moins 1 voisin identique à lui s'il n'a qu'1 ou 2 voisins ; au moins 2 voisins identiques s'il y a entre 3 et 5 voisins et un minimum de 3 voisins identiques lorsque l'individu est entouré de 6 à 8 voisins. Remarquons que le taux d'occupation est calculé ici par rapport au nombre d'individus présents dans le voisinage, et non par rapport au nombre de cellules du voisinage, qui vaut toujours 8 dans notre cas.

Diverses règles sont testées par Schelling, qui sont des variantes du modèle précédent : Les groupes peuvent avoir des seuils de tolérance différents ; égalité ou pas du nombre d'individus par groupe etc. Une des variantes du modèle que nous allons explorer ici prend en compte une dimension laissée de côté par Schelling, la densité globale de la population. On peut en effet considérer que les décisions individuelles sont à la fois dictées par des exigences locales, à savoir la composition sociale du voisinage, mais qu'elles dépendent aussi en partie de contraintes plus globales comme la densité de population. On élargit ainsi la notion d'environnement social à la notion d'environnement spatial : l'espace matériel, les cellules libres qui m'entourent, joue un rôle non négligeable dans mon appréciation de la tolérance. Un individu définit ainsi ses exigences non plus seulement en rapport à la seule composition sociale de son environnement mais également en référence avec la densité dans ce voisinage : le seuil de tolérance se définit ainsi comme la proportion maximale d'étrangers que j'accepte dans mon voisinage composé de huit maisons (Tableau 17.1). Une fois posée la stratégie employée, il reste à implémenter et à explorer le comportement global du modèle selon les différents paramètres en jeu.

voisins	diff 0	diff 1	diff 2	diff 3	diff 4	diff 5	diff 6	diff 7	diff 8
ident 0	1	1	1	1	1	1	0	0	0
ident 1	1	1	1	1	1	1	0	0	
ident 2	1	1	1	1	1	1	0		
ident 3	1	1	1	1	1	1			
ident 4	1	1	1	1	1				
ident 5	1	1	1	1					
ident 6	1	1	1						
ident 7	1	1							
ident 8	1								

8
 Nombre
 de voisins
 0

(ident + diff) = nombre de voisins

Tableau 17.1. Configurations du voisinage d'une cellule centre et action selon le seuil de tolérance (fixé ici à 66%) avec une règle prenant en compte la densité de population.

17.2. Traduction des hypothèses dans un contexte AC et SMA

Nous établissons d'abord une métaphore de la réalité à travers un automate cellulaire (AC) et un système multi-agents (SMA). Le domaine (carré) de l'automate représente une ville (l'échiquier pour Schelling) où chaque cellule (chaque case) représente une habitation. Un habitant est représenté par un agent (un pion pour Schelling). Une cellule accueille au plus un agent (au plus un pion par case de l'échiquier). L'implémentation informatique de ce modèle nous oblige à expliciter des hypothèses et des paramètres qui sont souvent ignorées dans les présentations :

- la taille du domaine joue un rôle important dans la combinatoire des réorganisations possibles des individus. On en discutera les effets dans la section suivante ;
- Schelling utilise un échiquier qui est un domaine fini et limité. Pour éviter des effets de bords importants, on utilise ici une structure topologique globale de type toroïdale qui donne un domaine fini (N cellules) mais sans limite. La structure de voisinage est alors homogène pour toutes les cellules, il n'y a plus d'effet de bord ;
- prise en compte d'un paramètre de densité globale de population dans le domaine, qui joue un rôle important dans la dynamique du modèle. Dans ce cas il est important de prendre en compte le nombre de cellules vides dans l'évaluation de la proportion d'étrangers dans le voisinage. En d'autres termes, on calculera les densités de populations voisines par rapport au nombre de maisons du voisinage, et non par rapport au nombre d'habitants de ce voisinage ;
- on pourra aussi faire varier le nombre de groupes sociaux ce qui fera apparaître une dynamique plus complexe de regroupements ;
- dans le cadre d'un SMA, on distingue les cellules (habitations) et les agents (habitants). Les cellules peuvent être habitées ou non par un agent, et un seul. La population d'agents ne varie pas, tout agent non satisfait par son environnement se

déplace vers une cellule inoccupée. On sera donc amené à gérer une liste d'habitations libres, sorte de journal des « petites annonces immobilières » consultable par les agents avant tout déplacement. Cette liste sera mise à jour après chaque déplacement ;

- à la différence d'un SMA, le mécanisme de déplacement dans un automate cellulaire strict n'existe pas. De ce fait, un stratagème sera utilisé pour le remplacer. Ce stratagème nous conduira à modifier le modèle : les déménagements et emménagements sont alors indépendants et se produisent respectivement vers et depuis l'extérieur. Ainsi, dans ce cas, la population de chaque groupe n'est plus fixe, elle ne peut dépasser le seuil fixé, mais peut fluctuer sous ce seuil.

17.3. Conception informatique du modèle

Il est fondamental de circonscrire le domaine d'action d'un modèle avant de se lancer dans sa phase d'implémentation informatique : un programme informatique commence toujours par une réflexion préparatoire, qui peut être basée sur une méthodologie d'aide à la conception, comme UML⁷⁷. Il s'agit alors de décrire les différents objets manipulés, les variables d'états et l'action au cours d'un pas de temps. Nous présentons dans les sections suivantes le diagramme d'activités et le schéma incrémental de ce modèle.

17.3.1. Modélisation orientée objet UML sous forme de diagramme d'activités

Nous présentons ici le schéma concernant l'activité durant un pas de temps (Figure 17.1). Cette procédure sera répétée jusqu'à une condition d'arrêt pour produire la simulation complète. Il faudrait aussi définir l'activité au cours de la procédure d'*initialisation* qui comprend la création de la configuration initiale : placement aléatoire des N_1 habitants de type A, des N_2 habitants de type B, initialisation de la liste des N_3 habitations vides.

Dans cette schématisation, deux types d'objets sont définis : les maisons et les habitants. Deux maisons (i et j) sont représentées et un habitant. Les maisons sont représentées par des objets de type « cellule » de l'automate cellulaire et les habitants par des objets de type « agent » du système multi-agents. Une cellule possède une variable d'état interne « habitation » qui prend les valeurs « habitée » ou « non-habité ». Un agent possède deux variables d'état : son « type » (A ou B) qui indique le groupe social de l'habitant et sa « satisfaction » qui prend les valeurs « satisfait » ou « non-satisfait » selon les populations présentes dans son voisinage.

⁷⁷ Unified Modeling Language.

Le diagramme qui suit représente ainsi l'activité des objets au cours d'un pas de temps (axe descendant).

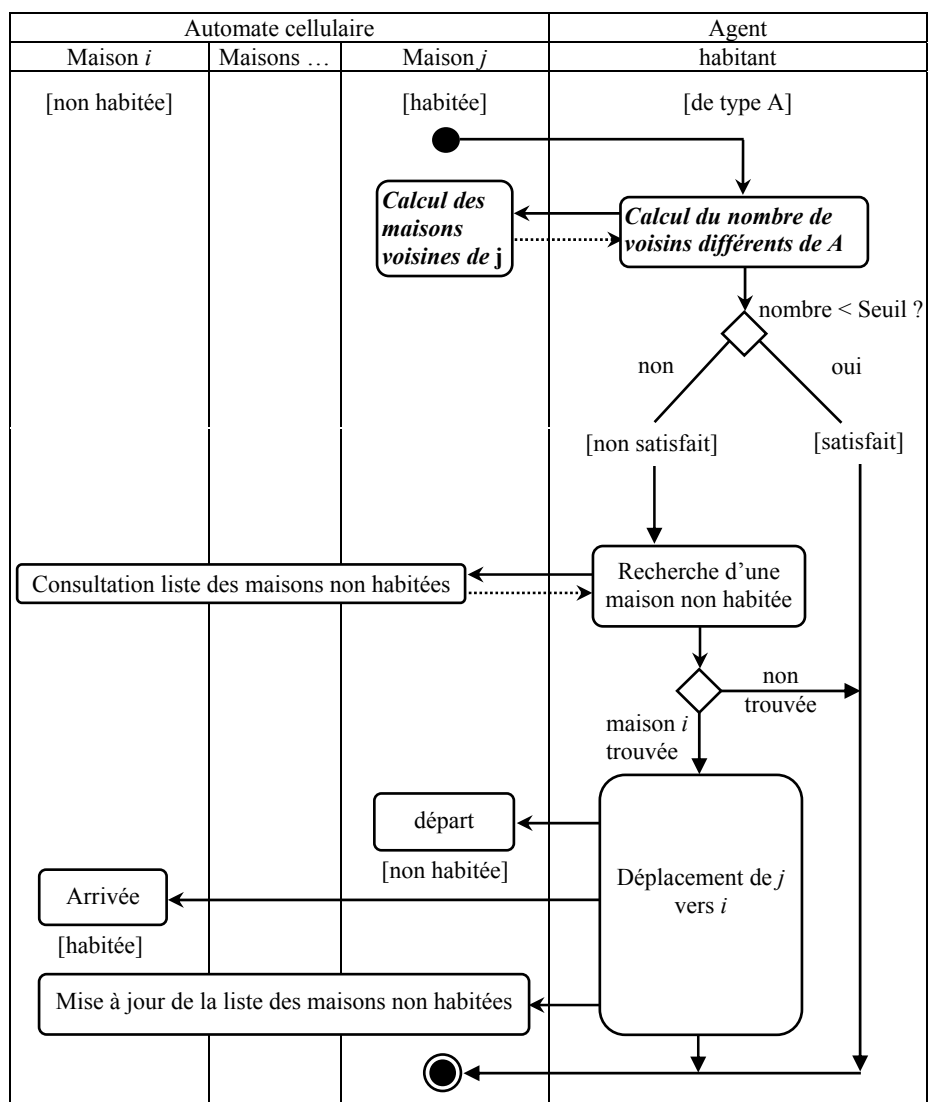


Figure 17.1. Diagramme d'activités UML correspondant à un pas de temps de simulation.

On commence par évaluer pour chaque cellule habitée l'état de satisfaction de son habitant. Un habitant est satisfait si le nombre de voisins de type différent de lui (qu'on appelle par la suite *nombre d'étrangers*) est inférieur ou égal à son seuil S de

tolérance. Un habitant insatisfait tente ensuite de trouver une maison libre i . S'il en trouve une, il se déplace de sa maison j vers une nouvelle maison i non occupée. Pour accélérer la recherche de maisons, le système mémorise une liste des maisons non habitées qu'il met à jour après chaque déplacement.

17.3.1.1. Modélisation algorithmique.

Le diagramme UML se traduit assez simplement en un algorithme qui reprend les deux phases d'évaluation et d'action. Nous avons programmé cet algorithme sous Excel en langage VBA.

Nous disposons les maisons sur un maillage cellulaire où chaque cellule est un carré (et aussi une cellule au sens Excel). L'indice de maison j du diagramme UML est alors remplacé par un double indice (i, j) qui indique les numéros de ligne et de colonne de la cellule carrée. Le numéro de ligne i varie de 1 à NL et le numéro de colonne j varie de 1 à NC , avec $N = NC * NL$.

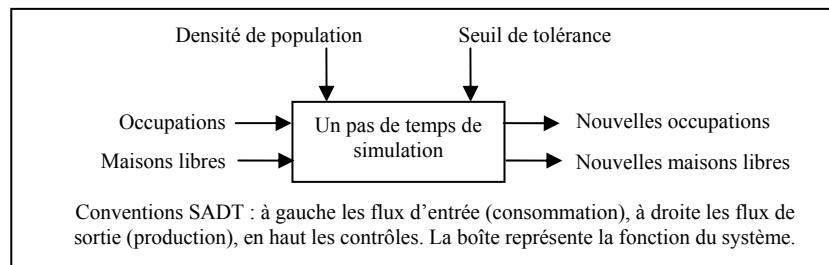


Figure 17.2. Schéma systémique du modèle.

L'algorithme prend deux tableaux en entrée : $Occupation(i, j)$, et $ListeHabitationsLibres(k)$ qui indiquent respectivement le type d'occupation de la cellule (i, j) et la position de la k -ième maison libre. Ces tableaux sont remplis durant la phase d'initialisation. Le tableau $ListeHabitationsLibres$ n'est pas indispensable, il permet seulement de diminuer le temps de traitement lorsque le nombre de cellules est important devant le nombre de cases libres, en évitant une longue recherche à chaque itération. L'algorithme calcule le tableau $Satisfaction(i, j)$ de chaque maison si elle est occupée, puis opère les déplacements d'individus non satisfaits en mettant à jour la liste des maisons vides. Il fournit donc en sortie une nouvelle configuration d'habitants dans les maisons. Enfin deux paramètres de contrôle sont importants dans le comportement global du modèle : la densité de population et le seuil de tolérance, ils restent fixes au cours d'une simulation. On

peut schématiser globalement ces spécifications par une boîte (Figure 17.2) et décrire comme suit l'algorithme qui sera repris pour l'implémentation sous Excel :

```

Algorithme UnPas
Début
  pour toute cellule  $i, j$  faire
    si Occupation( $i, j$ ) n'est pas Libre alors
      si NbrEtrangers( $i, j$ ) > S alors // l'habitant est insatisfait
        si ListeHabitationsLibres est non vide alors //action
          choisir une habitation  $m$  dans ListeHabitationsLibres
          Calculer la localisation ( $ii, jj$ ) de  $m$ 
          Déménager de ( $i, j$ ) vers ( $ii, jj$ )
          Mettre à jour ListeHabitationsLibres
        fin si
      fin si
    fin si
  fin pour
Fin Algorithme

```

L'évaluation utilise la fonction *NbrEtrangers(i, j)* qui calcule le nombre d'individus du voisinage de la cellule j dont le groupe social est différent de (i, j). La phase d'action utilise la liste *ListeHabitationsLibres* qui contient les positions des cellules libres. Cette liste nécessite deux procédures : *ChoisirHabitation* pour choisir une maison libre dans la liste et *Mettre à Jour* la liste après un déplacement. Nous ne détaillons pas ici ces sous-programmes appelés dans l'algorithme principal, car ils sont détaillés dans l'implémentation sous Excel et StarLogo..

Dans le cas d'un maillage carré avec un voisinage de Moore (8 voisins pour un rayon de 1), l'opérateur de voisinage contient un tableau V ayant $nV = 8$ cases, chaque case contenant un vecteur de décalage de la forme $(\Delta x, \Delta y)$. Ainsi le tableau V contient les données suivantes :

$$V = ((0, -1), (1, 0), (0, 1), (-1, 0), (-1, -1), (1, -1), (1, 1), (-1, 1))$$

Remarquons que dans un maillage carré de NL lignes et NC colonnes, les cellules peuvent être numérotées de 0 à $N-1$, la cellule de numéro m a pour coordonnées j (numéro de colonne), et i (numéro de ligne), qui se calculent de la manière suivante :

$$j = (m \bmod NC) + 1 \tag{17.1}$$

$$i = (m \div NC) + 1 \tag{17.2}$$

où « mod » et « div » représentent le reste et le quotient entier de la division de l'entier m par l'entier NC . Réciproquement, si on connaît i et j , le numéro m de cellule correspondant est :

$$m = (i - 1).NC + j - 1 \quad [17.3]$$

Cette méthode sert par exemple à mémoriser les numéros de cellules libres dans *ListeHabitationsLibres*, puis de revenir facilement aux coordonnées i et j associées à ces numéros, par exemple pour calculer la localisation de la cellule de numéro m .

17.4. Implémentations informatiques

Pour pouvoir comparer différentes méthodes de programmation, nous avons implémenté ce modèle dans trois environnements très différents : StarLogo, Excel et SpaCelle. Nous discutons des différences en terme d'objets qu'impliquent ces trois environnements.

17.4.1. Implémentation sous StarLogo

StarLogo⁷⁸ est développé par le Media Laboratory (Cambridge), le MIT (Massachusetts) avec le support du National Science Foundation et le groupe LEGO. Le langage utilisateur de StarLogo s'appelle Logo. Il est traduit en code Java avant d'être exécuté. Cette plate-forme est adaptée pour expérimenter des théories concernant les phénomènes émergents en se concentrant sur l'interaction d'un grand nombre d'agents autonomes, aux comportements simples (réactifs) et en interactions.

La plate-forme se divise en deux unités, le *Control Center* qui est axé programmation et l'unité *StarLogo* qui est la fenêtre de simulation, de visualisation. Ainsi les procédures qui sont écrites dans le *Control Center* sont simulées dans la fenêtre *StarLogo*. Commun à ces deux unités est l'appellation des fondamentaux : les cellules appelées *Patches* et les agents appelés *Turtles*. Enfin l'*Observer* qui réalise, dans l'idéal, tout ce qui ne relève pas d'une logique agent tel que l'ordre d'enchaînement des méthodes, les opérations d'agrégation, la réalisation et visualisation des graphiques etc. (dans l'idéal car il peut exister une petite confusion entre *Observer* et *Patches*, ceux-ci étant gérés dans le même onglet, alors que les méthodes propres aux agents seront écrites dans l'onglet *Turtle*). Donc en résumé tout ce qui relève de l'environnement de la simulation (graphiques, comptage, enchaînement des méthodes) et de l'automate cellulaire sera implémenté dans l'onglet *Observer* du *Control Center*, tout ce qui relève du comportement des agents sera implémenté dans l'onglet *Turtle* du *Control Center* (Figure 17.3).

⁷⁸ Téléchargement de la plateforme : <http://education.mit.edu/starlogo/>

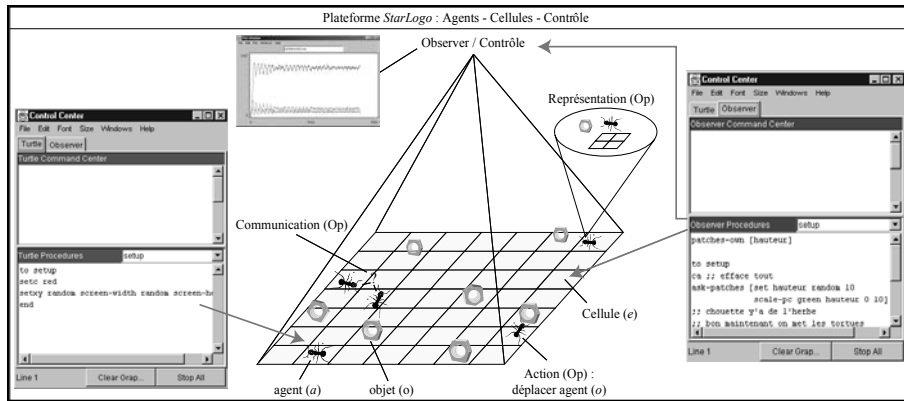


Figure 17.3. Schéma général de la plateforme StarLogo.

Un nombre relativement important de primitives (mots du langage) sont associées aux *Turtles*, aux *Patches* et à l'*Observer* et permettent d'écrire des procédures qui, par combinaison, définissent l'univers du phénomène à simuler. Nous présentons ici les procédures fondamentales au fonctionnement du modèle de Schelling, la procédure d'initialisation [*setup*] qui définit les groupes [*breeds*], leur nombre [*NbGroup*], le calcul de la densité [*Densité(%)*], le seuil de tolérance [*ToleranceMax*] ainsi que la localisation initiale des agents peut être consultée en téléchargeant l'application⁷⁹.

Une question essentielle qui doit être posée porte sur le choix entre un mode synchrone ou asynchrone du déroulement du programme. En mode synchrone, les agents insatisfaits par leur voisinage déménagent au même moment, on obtient donc une vague de migration au cours d'une itération. En fait la nature séquentielle des ordinateurs personnels oblige à simuler ce mode en utilisant des variables temporaires qui mémorisent la situation au début de l'itération. Les agents se déplacent les uns après les autres mais le font en fonction de leur satisfaction calculée à partir de cette « image », commune à tous : ils ne prennent donc pas en compte les effets éventuels des déplacements de leurs prédécesseurs. Au contraire, en mode asynchrone, les agents se déplacent formellement les uns après les autres et peuvent modifier des variables locales ou globales, la non utilisation de variables temporaires permet ainsi de prendre en considération les effets de ces micro-changements. En résumé, en mode synchrone sur une itération, un départ ou une arrivée dans le voisinage d'un habitant n'a pas d'incidence sur ses choix alors qu'en mode asynchrone, ce changement est pris en compte par l'habitant et peut modifier sa satisfaction.

⁷⁹ <http://www.univ-rouen.fr/MTG/EricDaude.htm>

D'un point de vue technique, le déroulement d'une itération ne peut s'effectuer totalement en mode synchrone. Seule l'évaluation de la situation peut se faire dans ce mode :

- création de la liste des habitations vacantes, non habitées [procédure *CréerListeHabitationsLibres*, liste *ListeHabitationslibres*] ;
- chaque agent observe son voisinage, l'opération consiste à dénombrer le nombre d'étrangers dans un voisinage d'ordre 1 [procédure *ObserveVoisinage*] ;
- chaque agent compare le seuil de tolérance à ses observations afin de décider si *oui* ou *non* il doit déménager [procédure *Deménage ?*]. Si la réponse est *oui*, son nom vient s'ajouter à la liste des agents qui doivent partir [liste *ListeInsatisfaits*] ;

Les déplacements ne peuvent s'exécuter en mode synchrone, car plusieurs habitants insatisfaits pourraient alors se déplacer sur une même cellule libre. Tout agent dans la liste *ListeInsatisfaits* sélectionne au hasard une habitation libre dans la liste *ListeHabitationslibres* et s'y rend. Il sort alors de la liste des insatisfaits, supprime sa nouvelle adresse de la liste des habitations libres et rajoute dans cette liste son ancienne adresse, qui est maintenant vacante. Lorsque la liste *ListeInsatisfait* est vide, l'itération est terminée, on répète la procédure.

En mode asynchrone, la procédure est légèrement différente :

- création de la liste des habitations vacantes, non habitées [procédure *CréerListeHabitationsLibres*, liste *ListeHabitationslibres*] ;
- création de la liste de tous les agents présents dans l'univers [liste *ListeAgents*] ;
- on répète les procédures suivantes jusqu'à ce que *ListeAgents* soit vide :
 - sélection au hasard d'un agent dans la liste,
 - il observe son voisinage [procédure *ObserveVoisinage*],
 - et en fonction de sa satisfaction reste ou part [procédure *Deménage ?*].

La différence entre ces deux variantes est donc que dans la première, au cours d'une itération, seuls se déplacent les individus qui ne sont pas satisfaits, critère défini par une « image de la réalité » à un moment donné, identique pour tous. Dans la deuxième, en mode asynchrone, on traite tous les individus les uns après les autres, à des instants distincts, et l'évaluation de l'environnement se fait sur une « image de la réalité » à cet instant, valable pour l'individu sélectionné. C'est ce dernier mode qui a été choisi, les différentes procédures sont détaillées dans les paragraphes qui suivent⁸⁰.

⁸⁰ Les termes en **gras** représentent les primitives *StarLogo*, en « normal » les mots du langage auteur.

La procédure *ListeHabitationLibre* permet de créer la liste complète des cellules qui ne sont pas habitées :

```
to CréerListeHabitationsLibres
  set ListeHabitationslibres [ ] ; La liste est vide au départ
  ask-patches [
    if count-turtles-here = 0 [ ; s'il n'y a pas d'habitant
      let [:k ((xcor + screen-half-height) * screen-width ) +
        (ycor + screen-half-width) )] ;on calcule le numéro de cellule
      set ListeHabitationslibres lput :k ListeHabitationslibres]]
  ] ; et on l'insère dans la liste
end
```

La procédure *ObserveVoisinage* permet à chaque agent de comptabiliser le nombre d'étrangers dans le voisinage, on utilise ici l'opérateur de voisinage présenté précédemment.

```
To ObserveVoisinage
  set idem 0 ; remise à zéro en t pour ne pas cumuler avec (t - n)
  let [:a breed-at 0 1] ; on commence par observer au nord
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ; si l'habitant n'est pas du même groupe
  (:a != 0) ; et qu'il y a un habitant
  [set diff diff + 1] ; alors j'incrémente la variable d'état
  let [:a breed-at 1 1] ; même opération, pour la cellule au nord-est
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ]
  let [:a breed-at 1 0] ; idem, pour la cellule à l'est
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ]
  let [:a breed-at 1 -1] ; cellule au sud-est
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ]
  let [:a breed-at 0 -1] ; cellule au sud
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ]
  let [:a breed-at -1 -1] ; cellule au sud-ouest
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ]
  let [:a breed-at -1 0] ; cellule à l'ouest
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ]
  let [:a breed-at -1 1] ; cellule au nord-ouest
  if (:a != breed) and (:a != 0) [set diff diff + 1] ]
end
```

La procédure *Deménage?* détermine si l'agent doit quitter ou non la cellule en fonction du seuil de tolérance fixé.

```
to Deménage?
  if diff > ((Tolerance / 100) * 8) [ChoisirHabitation]
end
```

La procédure *ChoisirHabitation* est appelée par tout individu répondant « vrai » au test précédent (procédure *Deménage?*). L'agent tire au hasard une cellule non habitée dans la liste des habitations libres, la supprime de la liste et y rajoute le

numéro de la cellule qu'il laisse vacante. Il se positionne ensuite sur la cellule précédemment choisie.

```

to ChoisirHabitation
  let [:a pick ListeHabitationslibres
      :b ( ((xcor + screen-half-height) * screen-width ) +
          (ycor + screen-half-width) )]
  set ListeHabitationslibres remove-element :a
  ListeHabitationslibres
  set ListeHabitationslibres insert (1+(random length
  ListHabitationslibres)) ListeHabitationslibres :b
  setx ((:a div screen-width) - screen-half-width)
  sety ((:a mod screen-width) - screen-half-height)
end

```

Enfin la procédure *itérer* représente l'enchaînement des procédures dans une boucle, ici asynchrone.

```

to itérer
  set iteration iteration + 1 ; variable globale
  CréerListeHabitationsLibres ; crée la liste des maisons libres
  set ListeAgents List-of-turtles ; la liste de tous les agents
  Loop [ ; faire une boucle
    ifelse empty? ListeAgents ; si la liste est vide
      [stop] ; on sort de la boucle, sinon
      [let [:toi pick ListeAgents] ; variable locale
        set ListeAgents remove-element :toi ListeAgents
        ask-turtle :toi [ ; l'agent sélectionné
          ObserveVoisinage] ; observe son voisinage
          Demenage?] ; et fait le test
      ]
  ]
end

```

Le lien entre la partie algorithmique du modèle, le *Control Center*, et la partie fenêtre de simulation, l'unité *Starlogo*, se fait par l'intermédiaire de boutons sur l'interface graphique (Figure 17.4). Le bouton *setup* permet d'initialiser l'espace de simulation, de créer les agents en fonction de la densité voulue et de choisir le nombre de groupes d'agents. Les boutons *asynchrone* et *synchrone* font un adressage en boucle à la procédure d'itération correspondant au mode en question, en l'occurrence à la procédure *itérer* précédente pour le bouton *asynchrone*. Il est enfin possible de faire varier le seuil de tolérance au cours de la simulation. L'exemple de la Figure 17.5 illustre la dynamique du système composé de trois groupes.

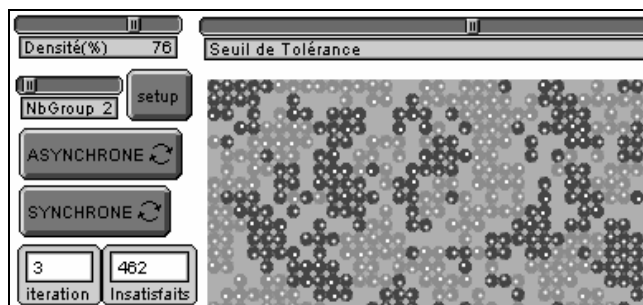


Figure 17.4. Fenêtre de simulation StarLogo du modèle de Schelling.

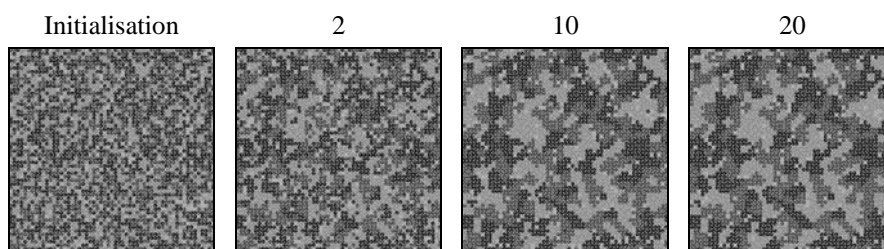


Figure 17.5. Simulation avec une densité de 95%, un seuil de tolérance à 66 et 3 groupes.

Si StarLogo est relativement bien adapté pour la modélisation de ce type de modèle à base d'agents, il est également possible d'implémenter le modèle de Schelling sous la forme d'un automate cellulaire, comme cela est proposé par la suite. Deux limites doivent être évoquées à propos de cette plate-forme.

Une première limite résulte des champs d'applications qui sont limités par le stock de primitives disponibles : certaines actions ou comportements ne possèdent pas de primitives propres et obligent le modélisateur à composer avec les primitives existantes. Par exemple, il n'y a curieusement pas de primitive qui permette à un agent d'observer une variable d'état dans son voisinage, ce qui est en revanche le cas pour l'automate cellulaire (primitives *nsum* et *nsum4*). Le fait de rajouter à cela la gestion de deux listes (*Habitationslibres* et *Agents*) augmente considérablement les temps de calcul, on le verra lors du bilan comparatif des trois plates-formes.

La seconde limite de StarLogo concerne le transfert de données de et vers l'extérieur. Il n'est en effet pas possible d'importer des données issues de tableaux par exemple et l'importation d'images contenant un panel de couleurs trop important produit des résultats guère satisfaisants. Malgré ces quelques remarques, cette plate-forme reste fidèle à ses objectifs pédagogiques initiaux, alliant simplicité d'utilisation et exploration de phénomènes émergents. Le modélisateur soucieux de

dépasser ces contraintes aura alors la possibilité de se tourner soit vers des plateformes plus génériques, comme Swarm (programmation Objective C) ou AgentSheet (programmation Java), soit vers des plates-formes adaptées à des problématiques particulières mais plus souples en matière de programmation, comme Cormas (programmation en Small Talk), soit enfin de créer son programme directement dans l'un des nombreux langages de programmation généralistes (Pascal Objet, C⁺⁺).

17.4.2. Implémentation sous Excel (programmation en VBA)

L'intérêt de présenter une implémentation sous Excel vient du fait que cet outil est connu de la grande majorité des étudiants et chercheurs en sciences sociales,

1	Taille Domaine	10000							
2	Densité pop	95%	1	2	3	4	5	6	7
3	Nbr pop	9500	1						
4	Seuil tolérance	66%	2						
5	Nbr groupes	2	3						
6	Taille voisinage	8	4						
7			5						
8	cases libres	500	6						
9	pop de type 1	4750	7						
10	pop de type 2	4750	8						
11	total	10000	9						
12			10						
13			11						
14			12						
15			13						
16			14						
17			15						
18			16						
19			17						
20			18						
21			19						
22			20						
23	opérateur de Voisinage		21						
24		0	1	22					
25		0	-1	23					
26		1	0	24					
27		-1	0	25					
28		-1	-1	26					
29		-1	-1	27					
30		1	-1	28					
31		1	1	29					
32				30					
33				31					

d'autant plus que la plupart d'entre eux ne se doutent pas qu'on puisse faire de la simulation efficace sous Excel. En effet, si ce logiciel sert surtout à organiser des données et des calculs par des formules, il possède aussi un véritable langage de programmation, VBA (Visual Basic pour Application) qui permet de programmer des modèles de taille et de complexité non négligeables (nous utilisons ici un modèle de 10000 cellules).

		Nom des variables
Taille Domaine	10000	TailleD
Densité de population	95%	Densité
Nbr pop	9500	K
Seuil tolérance	66%	S
Nbr groupes	2	g
Taille voisinage	8	NV
Cases libres	500	$NbLibres$

Figure 17.6. Vue générale de l'implémentation du modèle sous Excel.

La réalisation d'un modèle de simulation sous Excel peut comporter des parties sans programmation, comme la présentation graphique des valeurs de cellules par une mise en forme conditionnelle, la saisie, l'importation ou la génération aléatoire de la configuration initiale, la réalisation de courbes ou de tableaux divers pour

l'observation du modèle, etc. Avant la programmation du modèle, on peut définir des noms pour les différentes plages de cellules comme *Domaine* qui représente la plage des cellules de l'automate cellulaire, et d'autres noms pour les variables définies dans le tableau suivant, qui faciliteront l'initialisation des variables internes du programme.

La simulation peut être pilotée depuis quelques boutons qu'on dispose sur la feuille contenant les cellules (en utilisant la barre d'outils « boîte à outils Contrôles »). Par un double-clic sur le bouton, on lui associe alors un sous-programme, écrit dans la feuille de calcul contenant les cellules, qui contient un appel à la procédure *UnPas*. Les gestionnaires de l'événement « clic-souris » associés à ces boutons peuvent s'écrire de la manière suivante :

```
' gestionnaire du bouton « initialisation » :
Private Sub ButtonInit_Click()
    Call InitDomaine ' ce sous-programme n'est pas décrit ici
End Sub

' gestionnaire du bouton « Un pas » :
Private Sub ButtonUnPas_Click()
    Dim nInsatisfaits As Integer
    Dim nIter As Integer
    nIter = Range("nIter") 'on copie la cellule "nIter" dans nIter
    Call UnPas(nInsatisfaits, nIter) ' appel au sous-prog "UnPas"
End Sub

' gestionnaire du bouton « Itérer » :
Private Sub ButtonIterer_Click()
    Dim nInsatisfaits As Integer
    Dim nIter As Integer
    Dim MaxIter As Integer
    MaxIter = Range("NbMaxIter")
    nIter = Range("nIter")
    Do
        Call UnPas(nInsatisfaits, nIter) ' appel sous-prog "UnPas"
    Loop Until (nInsatisfaits = 0) Or (nIter >= MaxIter)
End Sub
```

Pour écrire la procédure « UnPas », il faut d'abord passer dans l'éditeur Visual Basic de Excel (Outils > Macro > Visual Basic Editor) puis insérer un nouveau module de code (Insertion > Module). On peut alors écrire directement le code Visual Basic suivant.

```
'déclaration des variables globales :
Dim T() As Integer ' domaine cellulaire
Dim V() As Integer ' opérateur de voisinage
Dim nV As Integer ' nbr de voisins
```

```

Dim nc As Integer      ' nbr de lignes du domaine
Dim nl As Integer      ' nbr de colonnes du domaine
Dim nT As Integer      ' nbr total de cellules du domaine
Dim nIter As Integer   ' n° d'itération
Dim PopTot As Integer  ' population totale occupant le domaine
Dim NbGroupes As Integer ' Nbr de groupes sociaux
Dim NbLibres As Integer ' Nbr de cases libres = Nt-PopTot
Dim Seuil As Double    ' Seuil de tolérance
Dim EstInitialise As Boolean ' =TRUE si on a initialisé
Dim CellsLibres() As Integer ' contient les n° de cellules libres
Dim Rg() As Integer    ' permet de définir un ordre aléatoire

```

```

Public Sub UnPas(nInsatisfaits As Integer, _
                nIteration As Integer)
    Dim i As Integer ' n° de ligne
    Dim j As Integer ' n° de colonne
    Dim p As Integer ' n° aléatoire de cellule
    Dim n As Integer ' numéro de cellule
    Dim SV As Double ' nombre seuil pour le voisinage

    If Not EstInitialise Then Call InitDomaine
    Application.ScreenUpdating = False
    SV = Seuil * nV ' nbr d'étrangers maxi tolérés ds voisinage
    nInsatisfaits = 0
    'on calcule un ordre de parcourt aléatoire des cellules
    Call RangsAleatoires(nT, Rg)
    'déplacements des insatisfaits
    For n = 0 To nT - 1
        p = Rg(n)          ' numéro de rang aléatoire
        i = (p \ nc) + 1   ' n° de ligne associée à p
        j = (p Mod nc) + 1 ' n° de colonne associée à p
        If (T(i,j) > 0) And (NbEtrangers(i, j, T(i, j)) > SV) Then
            nInsatisfaits = nInsatisfaits + 1
            Call DeplacerIndividu(i, j, T(i, j))
        End If
    Next n
    nIteration = nIteration + 1
    ' sortie des résultats :
    Range("nInsatisfaits") = nInsatisfaits
    Range("nIter") = nIteration
    Range("Domaine") = T
    Application.ScreenUpdating = True
End Sub 'UnPas

' fonction de calcul du nombre d'étrangers dans le voisinage :
Public Function NbEtrangers(i As Integer, j As Integer, _
                           nG As Integer) As Integer

    Dim k As Integer
    Dim ii As Integer
    Dim jj As Integer

```

```

Dim n As Integer
Dim m As Integer

n = 0
For k = 1 To nV
    'calcul de la position du voisin n° k :
    ii = i + V(k, 1) 'n° de ligne du k-ième voisin
    jj = j + V(k, 2) 'n° de colonne du k-ième voisin
    'prise en compte de la fermeture toroïdale du domaine :
    If ii < 1 Then 'si le n° de ligne dépasse en haut
        ii = ii + nl 'on prend la ligne du bas
    ElseIf ii > nl Then 'si le n° de ligne dépasse en bas
        ii = ii - nl 'on prend la ligne du haut
    End If
    If jj < 1 Then 'si le n° de colonne dépasse à gauche
        jj = jj + nc 'on prend celle de droite
    ElseIf jj > nc Then 'si le n° de colonne dépasse à droite
        jj = jj - nc 'on prend celle de gauche
    End If
    'comptage des voisins différents de moi (de n° de groupe nG)
    m = T(ii, jj)
    If (m > 0) And (m <> nG) Then
        n = n + 1
    End If
Next k
NbEtrangers = n
End Function

' sous-programme de déplacement d'un individu de type « numGr »
' depuis la case (i,j) vers une case libre choisie au hasard :
Public Sub DeplacerIndividu(ii As Integer, jj As Integer,
numGr As Integer)
    Dim i As Integer
    Dim j As Integer
    Dim p As Integer
    Dim m As Integer
    Dim n As Integer

    ' tirage aléatoire d'un n° m de cellule libre
    m = Int(Rnd * NbLibres)
    ' on détermine les coordonnées de la cellule concernée
    n = CellsLibres(m) 'n-ième cellule du tableau (libre)
    i = n \ nc + 1 'n° de ligne de la n-ième cellule
    j = n Mod nc + 1 'n° de colonne de la n-ième cellule
    T(i, j) = numGr
    'on mémorise la nouvelle position de la cellule après déplacement
    T(ii, jj) = 0
    CellsLibres(m) = (ii - 1) * nc + jj - 1
End Sub

' sous-programme de calcul d'un ordre aléatoire
    
```

```
' de traitement des cellules, stocké dans le tableau Rg() :
Public Sub RangsAleatoires(Nb As Integer, Rg() As Integer)
  Dim i As Integer, j As Integer, tampon As Integer

  'on initialise avec les rangs identiques
  ReDim Rg(Nb) As Integer
  For i = 0 To Nb - 1
    Rg(i) = i
  Next i
  'on perturbe les rangs par des permutations aléatoires
  Randomize
  For i = 0 To Nb - 1
    j = Int(Nb * Rnd) 'on choisit j aléatoirement dans [0..Nb[
    'on permute i avec j :
    tampon = Rg(i)
    Rg(i) = Rg(j)
    Rg(j) = tampon
  Next i
End Sub
```

17.4.3. Implémentation sous SpaCelle

17.4.3.1. Position du problème

Sous SpaCelle, la démarche de modélisation est radicalement différente pour plusieurs raisons. La première vient du fait que SpaCelle est un véritable automate cellulaire, mais seulement un automate cellulaire. De ce fait, la seule opération qu'une cellule « sait » faire, est de calculer son nouvel état en fonction de son état actuel et de celui des cellules voisines. C'est la fonction de transition qui effectue ce traitement, et c'est le même pour toutes les cellules. L'automate est donc incapable, par exemple, de déplacer un « habitant » d'une cellule à une autre, pour la bonne raison qu'il ne peut y avoir « d'habitant » dans une cellule et que la fonction de transition ne sait pas traiter un déplacement, mais seulement un changement d'état cellulaire. Le modèle général d'un automate cellulaire est donc très simple. La classe des modèles que l'on peut simuler est donc limitée. Ainsi, il faut penser le modèle dans ce contexte particulier.

La deuxième différence fondamentale est que la description de la fonction de transition que doit saisir l'utilisateur n'est pas écrite dans un langage algorithmique comme Logo ou VBA. Elle est fondée sur l'écriture de règles dont l'ordre n'a aucune importance. Ces règles peuvent s'écrire dans un premier temps en langage naturel, puis, à partir d'un schéma d'écriture qui est unique, on code ces règles dans le langage de *SpaCelle*. La forme syntaxique d'une règle s'écrit:

action = évaluation

où la partie « action » est de la forme : $X > Y$

et représente la transition à effectuer, c'est-à-dire le passage de l'état X à l'état Y. Le signe « = » est le séparateur entre les deux parties de la règle et n'a pas d'autre signification. La partie « évaluation » se compose d'une expression qui combine différentes fonctions qui évaluent le contenu du voisinage et dont le résultat représente la pertinence de la transition à effectuer pour une cellule donnée.

17.4.3.2. Formulation du modèle de Schelling dans le paradigme d'automate cellulaire

L'état de chaque cellule peut prendre trois valeurs possibles (pour deux groupes sociaux):

L : signifie que la cellule n'est pas habitée, elle est libre ;

A : signifie que la cellule est habitée par un élément du groupe social A ;

B : signifie que la cellule est habitée par un élément du groupe social B.

On définit deux types de règles :

1) Règle de déménagement : Lorsqu'un habitant (de type A ou B) est insatisfait, au lieu de se déplacer à l'intérieur du domaine, il sort du domaine et disparaît. L'état de la cellule subit alors une transition de type $A > L$ ou $B > L$. Ce départ produit une baisse de la densité de sa population. Cette règle demande une évaluation de la satisfaction de l'habitant. Cela dépend du nombre d'étrangers autour de lui. Si ce nombre dépasse le seuil de tolérance, il y a insatisfaction, l'évaluation donne 0, sinon l'habitant est satisfait, l'évaluation doit donner 1

2) Règle d'emménagement : Lorsqu'une cellule est libre (état L) et si la densité de sa population le permet (elle ne doit pas dépasser un certain seuil, par exemple 47.5% pour chaque population, ce qui laisse 2% de cases libres), elle peut recevoir un nouvel habitant qui vient alors de l'extérieur. L'état de la cellule subit alors une transition $L > A$ ou $L > B$ et la densité de population augmente un peu. L'application de cette règle dépend seulement de la densité de chaque population, si elle est inférieure au seuil admissible, l'évaluation doit donner 1, sinon elle doit donner 0.

Formulation des règles : comme il y a deux catégories de population, A et B, il y a deux règles de type déménagement et deux règles de type emménagement. La base de règles est donc composée des quatre règles suivantes :

```
A > L = PV(1 ; B ; 0.66 ; 1)
B > L = PV(1 ; A ; 0.66 ; 1)
L > A = DE(A ; 0 ; 0.475)
L > B = DE(B ; 0 ; 0.475)
```

Ainsi le modèle de Schelling programmé dans *SpaCelle* se réduit à ces quatre lignes ! La première règle se lit : « A devient L lorsque la proportion de B dans un voisinage de rayon 1 est supérieure ou égale à 0.66 ». La 4^{ième} règle se lit : « L devient B lorsque la densité de B est inférieure ou égale à 47.5% ».

On peut schématiser ces quatre règles par le graphe de transition suivant :

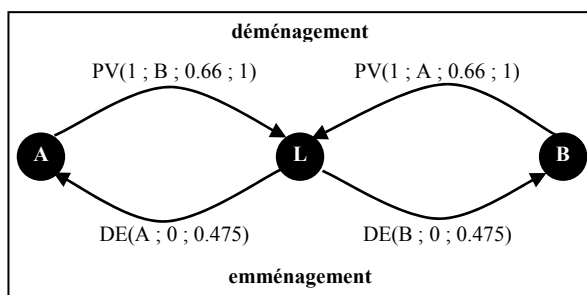


Figure 17.7. Graphe de transition.

D'autres informations propres au modèle sont définies dans la fenêtre de paramétrage : par exemple, on peut choisir des cellules carrées ou hexagonales, on doit également choisir le type voisinage : ici c'est le voisinage de Moore qui est sélectionné (huit voisins pour des cellules carrées). Enfin un mode d'exécution asynchrone ou aléatoire est sélectionné, il permet aux actions (emménagements et déménagements) de se faire successivement. En mode asynchrone, toutes les cellules sont traitées une seule fois dans un ordre aléatoire différent à chaque itération. En mode aléatoire, à chaque itération, on procède à N tirages aléatoires de cellules. Dans ce mode, des cellules peuvent donc être traitées plusieurs fois et d'autres aucune fois.

Fonctionnement : Lorsqu'une simulation est lancée, pour chaque cellule, si elle est dans l'état L, les deux règles d'emménagement vont se présenter, mais une seule sera exécutée, celle qui aura la meilleure pertinence. Dans notre cas, elles peuvent donner le même résultat : 1 si la densité est inférieure à 47.5%. Dans ce cas d'égalité, un tirage au sort est effectué pour choisir une des deux règles. Pour une cellule dans l'état A, c'est la 1^{ère} règle (déménagement) qui se présente, elle sera exécutée si le nombre de B dépasse le seuil de tolérance. De même si la cellule est dans l'état B, la règle n°2 s'exécute si le nombre de A dans le voisinage dépasse le seuil de tolérance (ici de 66%). On voit qu'on a presque simulé un déplacement, puisque le départ d'un individu A peut faire passer la densité des A en dessous du seuil, ce qui permet à la règle d'emménagement d'un nouveau A de se déclencher le coup suivant dans une case libre, rétablissant la densité maximale.

Paramétrage et variantes du modèle : On peut facilement changer les deux paramètres fondamentaux du modèle que sont le seuil de tolérance (ici 66%) et la densité de population de chaque groupe social (ici 47.5%). On peut aussi modifier légèrement le modèle en fixant la densité globale d'habitants (par exemple à 95%), sans imposer de densité pour chaque groupe social. Cela donne un degré

supplémentaire de liberté qu'il peut être intéressant d'analyser. Cela se traduirait alors par les règles suivantes :

```
A > L = PV(1 ; B ; 0.66 ; 1)
B > L = PV(1 ; A ; 0.66 ; 1)
L > A = DE(A+B ; 0 ; 0.95)
L > B = DE(A+B ; 0 ; 0.95)
```

Une deuxième variante consiste à apporter un peu d'aléa en ajoutant une durée de vie limitée aux habitants (par exemple de 1000 unités de temps en moyenne avec un écart-type de 100). Ceci permet de libérer quelques cases de temps en temps, ce qui provoque un renouvellement des localisations, et améliore peu à peu le regroupement des individus du même groupe social.

```
A > L = DA(1000 ; 100)
B > L = DA(1000 ; 100)
```

Une troisième variante consiste à changer le rayon du voisinage, au lieu de 1 on peut prendre par exemple 3, 4 ou 5 etc. On constate alors une plus grande difficulté de regroupement.

Enfin on peut facilement augmenter le nombre de groupes sociaux en dupliquant les règles. Ainsi pour 3 groupes A, B et C, un seuil de 66% et une densité totale de 96% on aurait les règles suivantes :

```
A > L = PV(1 ; B+C ; 0.66 ; 1)
B > L = PV(1 ; A+C ; 0.66 ; 1)
C > L = PV(1 ; A+B ; 0.66 ; 1)
L > A = DE(A ; 0 ; 0.32)
L > B = DE(B ; 0 ; 0.32)
L > C = DE(C ; 0 ; 0.32)
```

17.5. Comparaison des trois implémentations

Les trois implémentations que nous venons de présenter permettent de comprendre facilement la différence entre une plate-forme de type automate cellulaire (SpaCelle), une de type multi-agents (StarLogo) et une plate-forme généraliste (Excel). En effet, dans StarLogo, il y a deux types d'entités distinctes, cellules et agents, ce qui n'est pas le cas sous SpaCelle où l'on doit passer par le codage de l'état des cellules pour représenter des individus (état L : cellule inoccupée, état A ou B, cellule occupée). Dans StarLogo, la gestion des déplacements d'individus se fait naturellement par l'intermédiaire des agents, ce qui est impossible dans un automate cellulaire. Pour cette raison le modèle sous SpaCelle dissocie le déplacement en deux mécanismes indépendants, le départ et l'arrivée, alors qu'il n'y a sous StarLogo qu'un seul mécanisme de déplacement d'un individu. Cette unicité assure l'invariance de l'effectif de population. Ainsi le

comportement de simulation peut amener à des résultats différents entre SpaCelle et StarLogo. C'est le cas lorsque la densité de population est égale à 98% et le seuil de tolérance de 20%. Une forte agrégation apparaît rapidement dans SpaCelle. Ceci s'explique par le fait que le nombre de cellules insatisfaites est très grand devant le nombre de cellules libres. Ainsi, dès la première itération, il y a beaucoup plus de départs que d'arrivées, il se produit momentanément une décroissance de la population qui donne aux individus plus de libertés pour s'agréger. Ce phénomène ne se produit pas sous StarLogo car la densité de cases libres reste par construction égale à 2%.

Une autre grande différence entre ces implémentations concerne le langage de description du modèle. Sous StarLogo comme sous Excel, c'est un langage algorithmique (Logo et Visual Basic) alors que SpaCelle utilise un langage très simple dans lequel l'ordre d'écriture des règles n'a pas d'importance. Cette différence est fondamentale sur plusieurs points :

- un langage algorithmique nécessite l'acquisition d'une compétence en programmation longue à acquérir, contrairement au langage de SpaCelle ;
- par contre la classe des modèles susceptibles d'être implémentés avec un langage de programmation est beaucoup plus vaste qu'avec ce langage de règles ;
- on a vu que quatre lignes suffisaient pour décrire le modèle de Schelling sous SpaCelle, alors qu'une quarantaine de lignes sont nécessaires sous StarLogo ou Excel.

Enfin, dernière différence importante, pour une simulation de 10000 cellules, le nombre d'itérations traitées en 5 minutes d'exécution varie considérablement selon l'implémentation : StarLogo traite 6 itérations, Excel 1730 et SpaCelle 16000.

17.6. Analyse du modèle

Analyser un modèle, ou plutôt une famille de modèles, consiste à étudier les propriétés des résultats de simulations de certains modèles de cette famille, selon les valeurs qu'on donne aux paramètres. Il semble intéressant ici d'étudier deux propriétés résultant des simulations du modèle de Schelling, qui sont concrétisées par ce qu'on appelle des variables d'observation ou de sortie du modèle. Nous étudierons ici la *convergence* et la dynamique d'*agrégation* à travers deux variables d'observation, « nombre d'insatisfaits » et « taille moyenne d'agrégat » que nous préciserons. Nous verrons que le modèle peut produire une forte agrégation des populations sans converger, il peut aussi converger sans produire d'agrégation. Nous constatons en effet, que pour certaines valeurs des paramètres, le comportement des sorties est stable, c'est-à-dire qu'il donne des séries reproductibles sur plusieurs simulations avec une faible fluctuation. Par contre, pour d'autres valeurs des

paramètres, le comportement devient chaotique, le temps de convergence est imprévisible, alors le comportement en moyenne n'a plus de signification. En particulier, nous ne savons pas expliquer pourquoi, dans la zone d'instabilité, qui correspond à une densité de population très élevée (autour de 98%), on passe brutalement d'une absence totale d'agrégat pour une tolérance de 2 étrangers, à une agrégation maximale pour 3 étrangers.

17.6.1. Famille de modèles et modèle élémentaire

Nous avons vu que le modèle de Schelling pouvait se « concrétiser » de plusieurs manières, selon les valeurs données à certains paramètres ou selon le mécanisme de transition choisi. Ce que nous appelons « modèle de Schelling » est donc en fait une famille de modèles. Un élément de cette famille correspond à un modèle concret, exécutable, obtenu après avoir fixé tous les paramètres. Nous utilisons ici la notation $M(N, d, n, S)$ pour désigner un modèle de Schelling, où les parenthèses contiennent les paramètres. Si les paramètres sont fixés à des valeurs concrètes, c'est un **modèle concret**, si les paramètres sont considérés comme des variables, la notation désigne la **famille de modèles** (ou modèle général). N désigne le nombre total de cellules (disposées en général dans un domaine carré), d représente la densité globale de population, à raison de 1 individu par cellule au plus, n désigne le nombre de cellule de tout voisinage ($n = 8$ en général), S est le seuil de tolérance, c'est la proportion maximale d'étrangers (c'est-à-dire d'individus appartenant à des groupes sociaux différents de la cellule centrale) que peut supporter un individu pour être dans l'état « satisfait », dans le cas contraire il est dans l'état « insatisfait » et devra se déplacer vers une cellule libre. La valeur de S permet ainsi de donner le nombre maximum k d'étrangers dans le voisinage d'une cellule :

k	valeurs de S
0	$0 \leq S < 0,125$
1	$0,125 \leq S < 0,25$
2	$0,25 \leq S < 0,375$
3	$0,375 \leq S < 0,5$
4	$0,5 \leq S < 0,625$
5	$0,625 \leq S < 0,75$
6	$0,75 \leq S < 0,875$
7	$0,875 \leq S < 1$
8	$S = 1$

Figure 17.8. Nombre d'étrangers tolérés selon les valeurs du seuil.

17.6.2. Mesure de la convergence

On note C_t une **configuration** à l'instant t , (suite des états de toutes les cellules à l'instant t) et T le **mécanisme global de transition** qui à toute configuration C_t associe une configuration C_{t+1} à l'instant suivant. On dira que le modèle converge s'il existe une valeur du temps au-delà de laquelle toutes les configurations sont égales. Une simulation est une série finie ou infinie de configurations successives $(C_0, C_1, \dots, C_i, \dots)$, construites à partir d'une configuration initiale C_0 , par applications successives du mécanisme de transition : $C_{i+1} = T(C_i)$

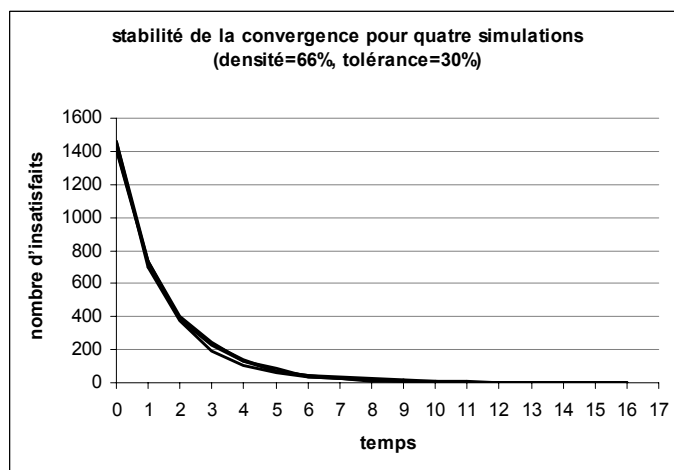
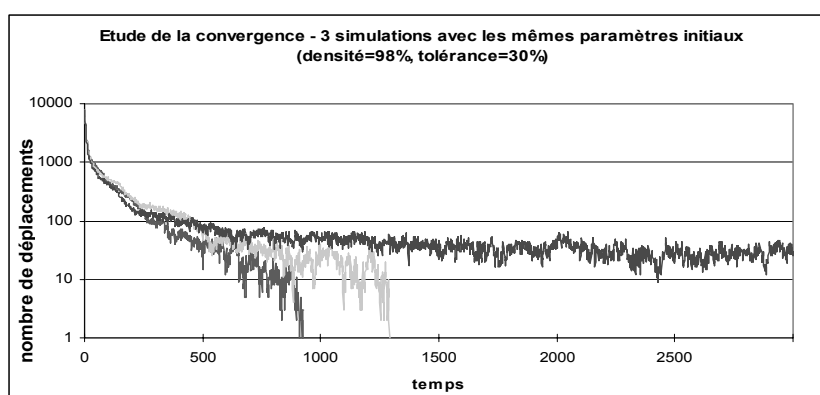


Figure 17.9. Le nombre d'insatisfaits évolue de manière régulière ou chaotique.

Dans le cas du modèle de Schelling, on étudie la convergence à travers la variable de sortie x_i qui dénombre le nombre d'insatisfaits présents dans la

configuration C_i . Ainsi, on dit que la simulation converge au temps t lorsque la série $(x_0, x_1, \dots, x_i, \dots)$ est nulle à partir de la valeur t de l'indice. A partir de cet instant, tous les individus sont satisfaits, donc toutes les configurations suivantes sont égales, la simulation peut s'arrêter.

La Figure 17.9. montre le caractère régulier ou chaotique de la variable de sortie $x_i =$ "nombre d'insatisfaits dans la configuration C_i " selon les paramètres du modèle. D'abord pour trois simulations réalisées avec $d = 98\%$ et $s = 30\%$, seules deux simulations convergent avant 3000 itérations. La convergence est possible, mais l'instant de convergence est imprévisible pour ce modèle. Dans la deuxième figure, pour $d = 66\%$ et $s = 30\%$, la convergence est régulière et rapide, elle est stable d'une simulation à l'autre.

17.6.3. Mesure de l'agrégation

L'objectif du modèle de Schelling est de montrer qu'il produit un regroupement spatial des individus (une ségrégation socio-spatiale), même lorsque leur tolérance est assez élevée. Mais pour analyser correctement cette propriété, on ne peut se contenter de visualiser l'agrégation et de la juger à l'œil, il faut pouvoir la mesurer. Nous avons choisi de mesurer pour chaque configuration d'une simulation, la *taille moyenne des transects homogènes horizontaux et verticaux*, ce que nous exprimons plus simplement par « *taille moyenne d'agrégat* ». Cette variable d'observation est calculée de la manière suivante : pour chaque ligne et pour chaque colonne de la configuration, on calcule le nombre moyen de cellules contiguës d'une même population A ou B. Dans l'exemple d'un damier alternant une case de population A et une de population B, on trouve exactement 1 : il n'y a pas d'agrégation. A l'inverse, si les individus de type A sont groupés en un seul paquet connexe et compact, les B restant autour (formant aussi un paquet connexe), on peut atteindre une taille moyenne d'agrégat supérieure à 50 pour un domaine de 100 cellules de côté.

17.6.4. Choix du mécanisme de transition

La dynamique du système dépend des différentes stratégies de programmation du mécanisme global de transition T . Lorsqu'une famille change de lieu d'habitation, elle ne sait pas à l'avance si elle sera satisfaite ou non par son nouveau domicile. C'est pour cela qu'on déplace un individu vers une case libre, sans se préoccuper de savoir si cette localisation est satisfaisante pour lui et encore moins si elle le restera longtemps. Ces raisons nous obligent à définir un « mécanisme » de transition probabiliste. Mais il y a plusieurs manières de le définir et ces manières ne sont pas toutes équivalentes. Le mécanisme employé pour le test est totalement

asynchrone, (c'est le modèle développé sous Excel). Il consiste à balayer toutes les cellules ou tous les habitants dans un ordre aléatoire et à déplacer immédiatement tout habitant insatisfait vers une case libre choisie au hasard.

Il ne faut pas croire d'ailleurs, que le modèle serait plus performant en choisissant comme destination d'un déplacement, une case libre qui serait tout de suite satisfaisante pour le nouvel arrivant. Car, en limitant au maximum les déplacements inutiles, on empêche le hasard de produire une certaine agitation, ce qui permet à l'ensemble des habitants de s'organiser peu à peu, en tombant au hasard sur de petits îlots de stabilités qui vont s'agrandir et se solidifier au cours du temps.

17.6.5. Condition nécessaire de convergence

Soit $M(N, d, n, S)$ un modèle de Schelling, compte tenu de ses paramètres N, d, n, S , il peut converger s'il existe une configuration telle que tous les individus sont satisfaits. On dit qu'une telle configuration est *satisfaisante*. Une configuration qui est satisfaisante pour tous les seuils de tolérance est dite *totalelement satisfaisante*. Par exemple, une configuration dont le nombre de cases libres est suffisant pour pouvoir séparer totalement les deux populations en interposant des cases libres est *totalelement satisfaisante*. Inversement, l'impossibilité de construire une configuration satisfaisante pour des paramètres donnés (N, d, n, S) interdit toute convergence. Mais l'existence d'une configuration satisfaisante C n'est pas suffisante pour que le modèle converge. Il se peut que pour certaines configurations initiales, la dynamique du modèle l'empêche de converger vers C ou lui donne une probabilité infime d'y aboutir.

Prenons un domaine carré de 100 sur 100 cellules, soit $N = 10\,000$, et une densité de population $d = 98\%$, ce qui donne $N_L = 200$ cellules libres. Avec cet effectif, on peut construire une configuration contenant deux rangées parallèles de cellules libres, qui partage l'espace en deux bandes homogènes de même effectif dans lesquelles on dispose les $N_1 = 4900$ cellules du groupe A et les $N_2 = 4900$ cellules du groupe B. Cette configuration en bande est *totalelement satisfaisante* car elle l'est quel que soit le seuil de tolérance. Par contre sa probabilité de production par le modèle est très faible. On pourrait penser que le cercle, dont la forme est la plus « concentrée »⁸¹ dans un espace métrique euclidien, donne un meilleur résultat. En fait, la forme ronde n'est pas optimale, son périmètre mesure au moins 246 cellules, contre 200 cellules pour la bande. Ceci vient du fait de la topologie de Moore et de la fermeture torique de l'espace.

⁸¹ Au sens où elle minimise son périmètre pour une surface donnée.

La densité de 98% est donc une borne supérieure pour séparer complètement les deux populations, c'est donc une densité maximale pour l'existence d'une configuration totalement satisfaisante de 100 sur 100 cellules. Pour un domaine de 10 sur 10 cellules, ce pourcentage tombe à 80%.

17.6.6. Etude de la convergence du modèle avec $d=98%$ et $S=66%$

Nous avons choisi ces paramètres (avec toujours $N = 10\,000$, $N_1 = N_2 = 4900$, $N_L = 200$) car la densité de 98% correspond à la limite d'existence d'une configuration totalement satisfaisante et le seuil de 66% (2/3) est « socialement » intéressant puisqu'il correspond à une tolérance assez grande (en tout cas, supérieure à la proportion d'étrangers dans le domaine qui est de 49%). Ce choix de paramètres converge assez rapidement (en moyenne 15 itérations avec un écart-type de 2,4) vers une configuration assez bien agrégée (taille moyenne d'agrégat de l'ordre 4). De plus la convergence est régulière (peu de variations d'une simulation à une autre). Nous allons tenter de comprendre à travers cette observation (mais non à l'expliquer ici de manière mathématique) pourquoi le système converge et produit un niveau d'agrégation intéressant.

Les motifs de voisinage comprenant 6, 7 ou 8 étrangers dépassent le seuil de tolérance de l'individu central, il sera insatisfait et devra donc se déplacer (Tableau 17.1). De ce fait, les probabilités observées concernant ces valeurs vont baisser jusqu'à zéro, au profit des valeurs de 0 à 5, la probabilité pour 0 étant la plus élevée puisqu'elle correspond à des cellules sans contact avec des étrangers, ce sont des motifs de voisinages totalement satisfaisants. La raison vient du fait que ces motifs, lorsqu'ils sont en contacts entre eux, deviennent des zones de plus en plus stables au fur et à mesure que leur effectif grandit. La perturbation ne peut alors se produire qu'aux limites de cette forme homogène, agrégée.

La Figure 17.10 illustre ce mécanisme, elle représente l'évolution au cours du temps des probabilités $P(X=n)$ pour qu'une cellule ait n voisins étrangers. A l'initialisation, (partie arrière du graphique) les cellules ont des probabilités observées conformes à la théorie (loi hypergéométrique) à cause du caractère aléatoire de la configuration. Peu de cellules ont des voisins totalement identiques ou totalement différents, une majorité a entre 3 et 5 voisins différents. L'application du mécanisme de transition avec un seuil fixé à 2/3 génère des reconfigurations en chaînes, les individus satisfaits par leur voisinage sont entourés progressivement d'individus du même groupe, favorisant ainsi la construction de « blocs » d'individus identiques, ce qui fait augmenter le nombre de cellules n'ayant aucun voisin étranger au détriment des voisinages de 4 étrangers ou plus. On parvient ainsi au bout d'une vingtaine d'itérations à une profonde modification des motifs de voisinage, faisant apparaître des agrégats (partie avant du graphique).

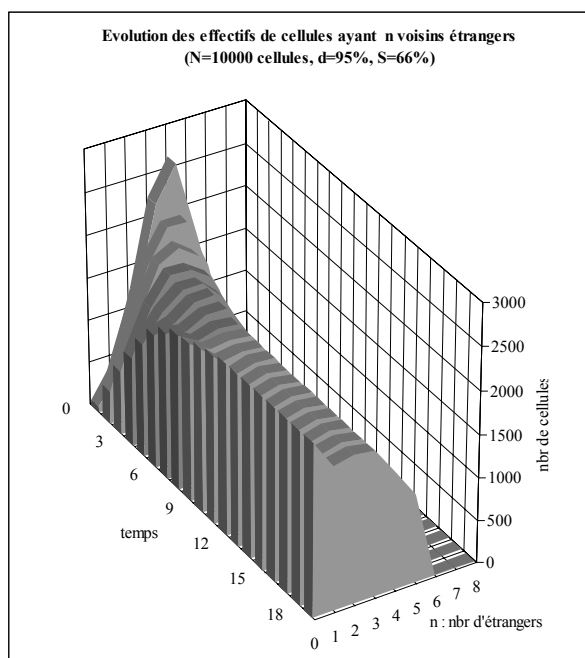


Figure 17.10. Evolution des effectifs de cellules ayant n voisins étrangers.

17.6.7. Comportement du modèle dans l'espace des paramètres

L'étude du comportement des variables de sortie du modèle dans l'espace des paramètres, réalisée dans la figure 17.11 pour la taille d'agrégat, permet de mettre en évidence quatre zones de comportements différents. Une grande zone (1) (grise sur le graphique) où le modèle est stable, converge rapidement (en moins de 15 itérations) et produit de petits agrégats (de tailles inférieures à 5). Une zone hachurée (2) où la tolérance est de 0 ou 1 étranger et la densité entre 86% et 98%. Dans cette zone, la convergence est difficile et imprévisible et il n'y a pas d'agrégat. Une troisième zone (le pic en noir et blanc), petite, produit comme la précédente une convergence chaotique, par contre elle est le lieu d'une très forte agrégation, dont le maximum est atteint pour 2 étrangers (la taille moyenne d'agrégat est alors de 58). On voit que ce pic d'agrégat côtoie un gouffre, la zone hachurée, où curieusement, il n'y a plus aucune agrégation. Enfin une quatrième zone non représentée sur le graphique, concerne la bande située au-delà de la densité de 98% où il ne peut plus y avoir de convergence.

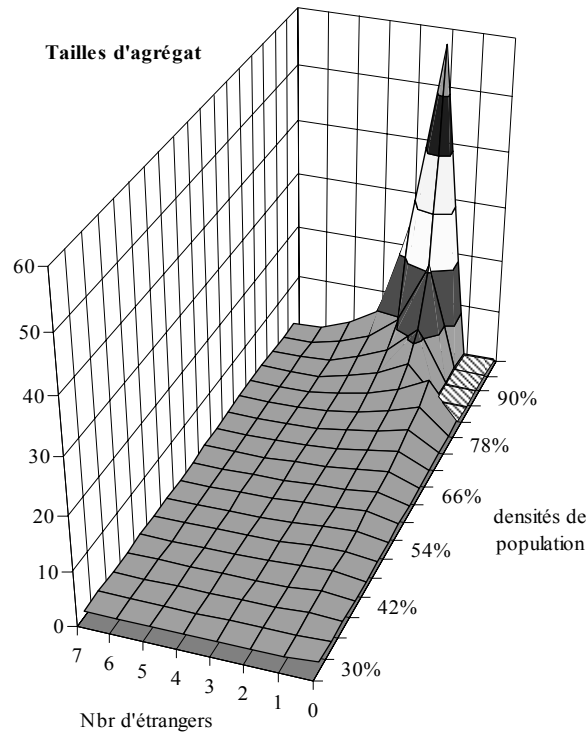


Figure 17.11. Tailles d'agrégat selon le nombre d'étrangers voisins et la densité de population.

Ces différentes zones sont repérables dans la figure 17.12 qui montre une mosaïque de configurations terminales en faisant varier les deux paramètres de densité et de tolérance.

Les deux premières colonnes représentent un échantillon de la zone (1), la convergence est rapide et l'agrégation faible. Pour la première colonne, il y a suffisamment de places libres pour tous les individus, un grand nombre d'entre eux se retrouvent avec seulement un ou deux voisins, voire sont totalement isolés dans leur environnement. Pour la deuxième colonne ($d = 66\%$), le modèle converge également assez rapidement et produit des agrégats plus importants même avec des seuils de tolérance relativement faibles. Ainsi, dans la zone 1, la convergence s'explique par l'aptitude du modèle à « utiliser » les places libres dans la séparation des groupes. Au fur et à mesure que la densité augmente, la séparation des groupes par des places libres implique que le nombre de groupes diminue et donc que l'agrégation augmente.

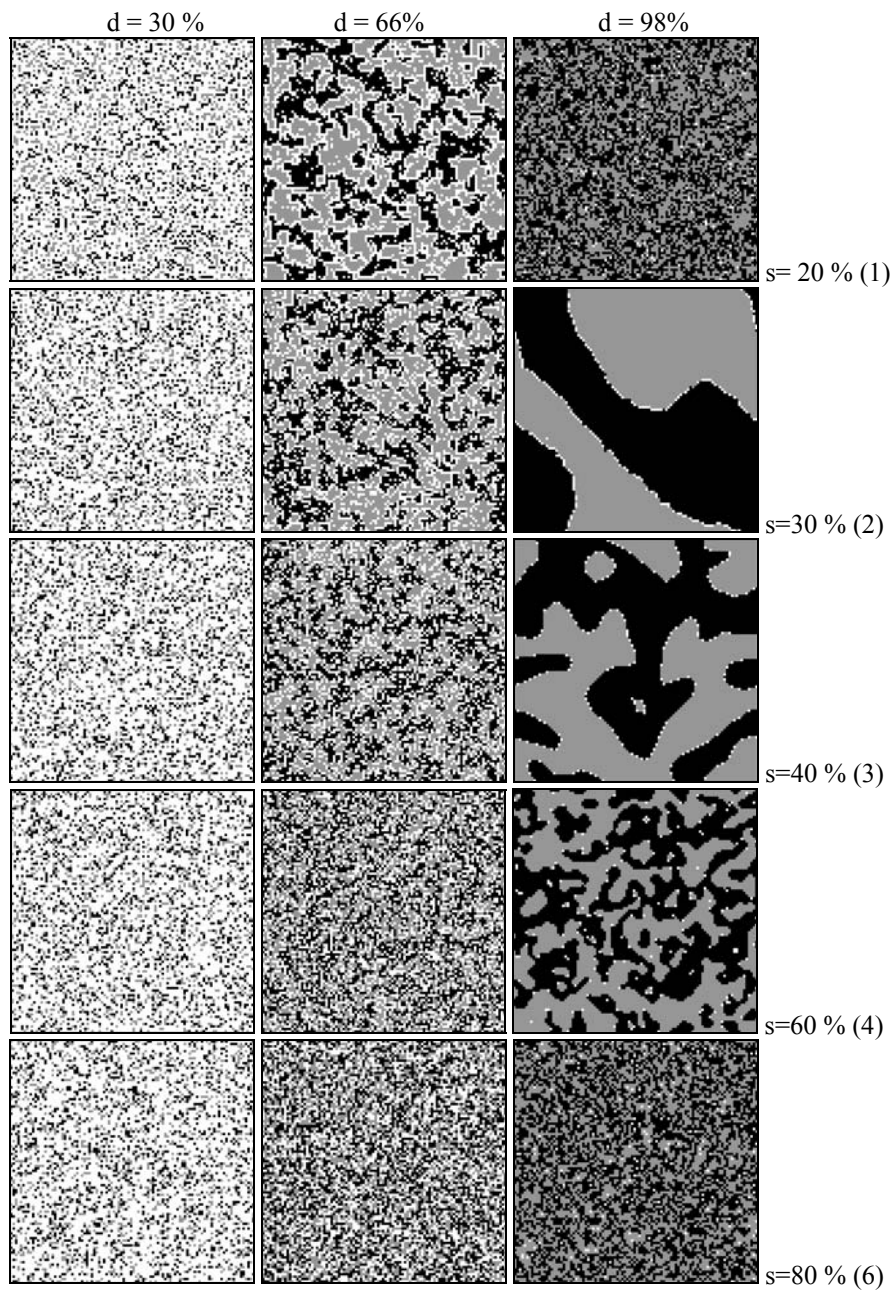


Figure 17.12. *Quinze simulations sur un domaine de 10 000 cellules, deux populations de même taille en fonction de la densité d de population et du seuil S de tolérance.*

La dernière colonne incorpore les zones 2 et 3. Dans la zone 3, le modèle converge en produisant des agrégats d'autant plus importants que la tolérance est faible. En deçà d'un seuil de 2 étrangers, on se situe dans la zone 2, la probabilité de convergence du modèle est extrêmement faible, le nombre de places libres est trop limité pour permettre la formation de petites poches de stabilité qui pourraient s'amplifier. On est ici en présence d'un point de bifurcation, avec un premier type de comportement pour des seuils de tolérance supérieurs ou égaux à 25%, pour lequel le modèle produit des agrégats de plus en plus importants, et un second type pour des seuils inférieurs où le modèle ne produit plus du tout d'agrégat.

17.7. Conclusion

L'objectif de ce chapitre a été de montrer les différentes étapes d'élaboration d'un modèle de simulation, à travers l'exemple du modèle de Schelling. L'élaboration théorique du modèle, sa construction schématique de type UML, son implémentation informatique sous différentes plates-formes, la simulation et l'exploration de son comportement dans l'espace des paramètres ont ainsi été présentées.

Cet exercice nous a permis d'étudier une variante du modèle de Schelling basée sur l'influence de la densité de population dans la construction de zones ségréguées. Ce travail nous a fait découvrir un comportement très variable du modèle selon la zone choisie de l'espace des paramètres. Il nous a montré que le domaine dans lequel il a été utilisé pour servir une cause pédagogique - la ségrégation sociale ne provient pas forcément d'un manque de tolérance des individus - est très étroit et cache en fait une variété d'autres comportements assez étonnants, pour un système qui est à la fois très simple par ses règles, mais dont la complexité combinatoire est gigantesque. L'explication mathématique de cette diversité comportementale pour des valeurs très voisines des paramètres reste à établir.

17.8. Bibliographie

- [PAN 03] PANCS R., VRIEND N. J. "Schelling's Spatial Proximity Model of Segregation Revisited", Working Paper n° 487, Dept. of Economics Queen Mary, University of London, 2003.
- [SCH 69] SCHELLING T.S. "Models of Segregation", *American Economic Review*, 59-2, p.488-493, 1969.
- [SCH 71] SCHELLING T.S. "Dynamic Models of Segregation", *Journal of Mathematical Sociology*, 1, p.143-186, 1971.
- [SCH 78] SCHELLING T.S. *Micromotives and Macrobehavior* N.Y Norton and Co, 1978, traduction française: *La tyrannie des petites décisions*; Paris, Presses Universitaires de France, 1980.

Remerciements

Cet ouvrage a été rédigé à la suite de l'école thématique CNRS « *Modélisations et simulations multi-agents de systèmes complexes pour les Sciences de l'Homme et de la Société : principes et méthodes de conception et d'usage* » qui s'est tenue sur l'île de Porquerolles en septembre 2005. Il n'aurait pu voir le jour sans le soutien du CNRS et de l'AC « Systèmes Complexes en SHS ». Nous souhaitons en particulier remercier Gérard Weisbuch et les chercheurs qui ont accepté d'apporter leur caution morale à cette école en participant au comité scientifique, présidé par Jacques Ferber : Dominique Badariotti, Paul Bourguine, Olivier Brandouy, Mohamed Cherkaoui, Guillaume Deffuant, Christophe Deissenberg, Yves Demazeau, Bernard Elissalde, Bernard Forgues, Michel Grossetti, David Hill, Jean Lassègue, Emmanuel Lazega, Pierre Livet, Philippe Mathieu, Claude Millier, Jean-Pierre Muller, Denise Pumain, Philippe Robert, Juliette Rouchier, Jean Sallantin, Dan Sperber, Richard Topol, Alexis Tsoukias, Bernard Victorri, Jacques Weber, Murat Yildizoglu, sans oublier Nils Ferrand qui a co-organisé cette Ecole et Dominique Maraine du CREM qui en a assuré la logistique.

En plus de tous les participants à cette école qui l'ont rendue vivante par leurs critiques et les discussions qu'ils ont su provoquer, nous souhaitons également remercier les intervenants qui ont permis son succès. La plupart ont trouvé le temps de participer à l'élaboration de cet ouvrage : Robert Axtell, François Bousquet, Gilles Daniel, Eric Daudé, Guillaume Deffuant, Christophe Deissenberg, Jacques Ferber, Nils Ferrand, Nigel Gilbert, Vincent Ginot, Patrice Langlois, Pierre Livet, Jean-Pierre Muller, Eric Ramat, Lena Sanders. Plusieurs collègues qui n'ont pu participer physiquement à l'école, nous ont rejoint pour la rédaction de cet ouvrage qui sans eux serait sans aucun doute moins abouti : Pierre Bommel, Hervé Monod, Juliette Rouchier, Franck Varenne. Enfin, d'autres collègues ont également contribué à la réalisation de l'ouvrage que ce soit pour la traduction des articles en anglais ou pour des critiques constructives. Sans eux la parution eut été retardée de beaucoup, qu'ils reçoivent ici nos plus chaleureux remerciements. Le chapitre 5 de Nigel Gilbert a été traduit de l'anglais par Frédéric Amblard, Gilles Daniel, Margareth Edwards et révisé par Mohamed. Cherkaoui. Le chapitre 6 de Robert Axtell a été traduit de l'anglais par Frédéric Amblard, Gilles Daniel, Margareth Edwards, John Mc Breen, Denis Phan et révisé par Annick Vignes. Les auteurs ont contribué à l'évaluation et à la correction des chapitres. Ils ont été aidés pour cela par d'autres relecteurs : Dominique Badariotti, Arnaud Banos, Anne Bretagnolle, Jean Louis Dessalles, Jean Lassègue, Christophe Le Page, Emilie Marquois, Christophe Sibertin-Blanc, Paola Tubaro et Hervé Zwirn.

Frédéric Amblard, Denis Phan

Index

- abduction, 107, 109
- abstraction, 15-17, 32, 45-46, 89, 102, 142, 210, 231, 233-235, 289, 331
- agent
 - autonomie, 9, 13-15, 114, 128, 218, 232-234, 269, 386
 - cognitif, 7, 13, 22, 234, 237, 260, 303, 323
 - définition, 11-12, 232
 - réactif, 7, 20, 22, 209, 234, 260
- algorithmes génétiques, 94, 233, 280, 283-289, 299, 300, 302
- analyse de données, 207
- analyse de variance (ANOVA), 65, 75-77, 80-85
- Anasazi, 148
- apprentissage
 - collectif, 35, 221-222, 284
 - individuel, 35, 233, 284
- archéologie, 142, 146, 195
- architecture
 - logicielle, 13-14, 18-22, 34, 59, 85, 133, 140, 232, 322
 - organisationnelle
 - AGR (Agent-Groupe-Rôle), 27-29, 31-34, 280
 - Cassiopee, 31
 - Gaïa, 32-33
- artefact, 8, 92-93, 196
- artificielle
 - (géographie), 372
 - (intelligence), 11, 121, 142, 330, 354, 358
 - (société, population), 123, 132, 157, 219, 320
 - (vie), 8, 251, 354
- attracteur (d'un système dynamique), 247-248, 253, 316, 318
- AUML, 12, 18, 23-24, 29, 30
- automates
 - à états finis, 45, 47, 303
 - à seuil, 243, 245
 - binaires, 232, 243, 247
 - cellulaire, 47, 53, 58, 116, 118, 147, 156, 237-239, 332, 337
- chasse au cerf (*stag hunt*), 311-312
- classieurs (systèmes de), 233
- co-évolution, 283, 300
- cognition, 124, 139, 183, 184, 206, 233, 236, 324, 326, 328
- communication, 9, 22-25, 33, 96, 160, 162, 201, 280, 307, 360, 374
- comparaison
 - aux données, 94, 100, 103
 - de modèles, 101
 - de modèles (*docking*), 102
- complément des formalismes analytiques (SMA comme), 8, 118, 229, 231-232
- complexité, 32, 41, 64, 94, 103, 118, 120-121, 125, 127, 134, 160-161, 209, 221, 230-232, 248, 251, 300, 321-323, 327-329, 336, 354, 357, 362, 392, 409
- compression, 113, 115,-118
- computationalisme, 114
- conative
 - (fonction), 13-14, 20, 22
- concurrence, 15, 20, 108, 153, 160
- conflit, 49, 50, 56, 180, 185, 187, 192-193, 229, 236, 326
- conventions, 108, 143, 324, 326
- convergence, 97, 209, 253, 294-295, 400, 402-407, 409
- coopération, 11, 15, 26, 229, 244, 252-256, 324
- coordination, 22, 26, 31, 36, 220, 229, 253-256, 303, 307-313
- croyances, 19, 21, 107, 111, 113, 118, 122, 202, 208, 233, 236, 309, 310, 312-318, 322, 326

- déduction, 107, 275
- diagramme, 17-18, 24-25, 28-30, 34, 90, 136-137, 269-272, 348, 368, 382-384
- dilemme du prisonnier, 244, 252-253, 256
- échelle(s), 7, 9, 39-41, 68, 73, 76, 80, 89, 92, 100, 102, 110, 117, 124, 128, 143, 145, 151, 189, 198, 203, 211, 282, 327, 332, 345, 350, 356, 364
- émergence
 - comme réduction de complexité, 319, 321
 - de formes ou de structures collectives à partir d'interactions individuelles, 9, 16, 35, 98, 123, 126-127, 145, 313, 319, 323, 386, 391
 - de formes spatiales ou de hiérarchies urbaines, 152, 159, 161, 163, 166
 - faible, 320
 - forte, 303, 318, 320-321, 323, 355
 - problématique, théorie, explication, 153, 181, 234, 319, 328, 354
- émergente, 35, 97, 230, 319
- épidémiologie, 146, 265
- équilibres ponctués, 310, 314
- éthique, 223
- exogène, 163, 246
- expérimentation, 38, 42, 72, 88, 91, 105, 114, 119, 123, 170, 198, 213, 310, 315, 320, 364, 369, 372, 375
- expérimenter, 8, 104, 120, 299, 386
- facteur, 68, 74, 75, 77, 82, 181, 206
- faillibilisme, 107, 109
- faits stylisés, 9, 94, 97-98, 110, 156, 239
- FAST (*Fourrier Amplitude Sensitivity Test*), 75, 78-82
- formalisation, 12, 38-40, 44, 54, 90, 93, 152, 160, 162, 166, 225, 229, 232, 237, 265, 269, 319, 323, 330, 331, 332, 363, 372
- graphe
 - d'itération ou de transition, 247, 249, 398
 - orienté, 33, 238, 247
- heuristique, 115, 117, 154, 178, 292, 372
- identifiabilité, 61, 70, 72, 83
- immergence (émergence forte), 126, 303, 319, 320, 323, 355, 369
- implémentation, 16-18, 39, 90, 92, 95, 96, 98, 117, 193, 200, 205, 237, 260, 265, 272, 279, 288, 303, 368, 372, 381-382, 385, 392, 400, 409
- indicateurs, 89, 91, 99, 205, 224
- individualisme méthodologique, 9
- induction, 106-109, 209
- influence sociale, 237, 246, 257-258, 260, 304-306
- institutions, 101, 126, 128, 138, 143, 226, 235
- intelligence collective, 7, 36, 215
- KIDS (*Keep It Descriptive, Stupid !*), 94, 103
- KISS (*Keep It Simple, Stupid !*), 93, 94, 103, 214, 231
- langage
 - algorithmique, 396, 400
 - de description, 23, 400
 - de programmation, 91, 102, 128, 272, 392, 400
 - de programmation orienté-objet, 12, 118, 272
 - formel, 117
 - KQML (communication entre agents), 23
 - procédural, 118, 231
- marché
 - aux poissons, 172-173, 193
 - du travail, 144
 - financier, 142, 144, 234, 266, 269
- microsimulation, 154-159, 167-168
- mise à jour

- évènements discrets, 56
- temps discret, activation
 - asynchrone, 95, 238, 387-388, 390, 398, 404
 - synchrone, 95, 238, 252, 258-259, 387-388, 390
- mise en suspension, 184-190
- modèle
 - définition, 43, 88
 - déterministe, 82, 84
 - épistémologie des modèles, 9
 - exploration numérique des propriétés, 84
 - identifiabilité, 61, 70, 72, 83
 - model to model (M2M), 98, 102
 - stochastique, 63, 67, 82
- modélisation
 - d'accompagnement, 196, 210, 219, 221-225
 - urbaine, 151, 155-156, 161, 167
- multi-formalisme
 - multi-formalisation, 117-118
 - multi-modélisation, 47, 57-58, 118
 - simulations pluri-formalisée, 114
- niveau
 - d'observation, 320-321, 332, 334
 - de modélisation, 154-155, 166
- normes, 20, 26-27, 129, 131-132, 143, 201-202, 313
- objets sociaux, 9, 10, 313, 325
- observateur, 19, 99, 110, 275, 319, 320-322
- ontologie, 9, 111-112, 201, 204, 233
- participative
 - (modélisation, approche), 8, 195, 196, 198, 203, 206
- physicalisation, 115-116
- plans d'expériences
 - plans aléatoires, 83
 - plans factoriels, 74, 85
- positivisme, 108-111, 178
- pragmatique, 9, 114, 181
- processus computationnel, 172, 174, 176, 178-179, 181, 184, 189, 193
- processus social, 172, 198, 203, 219, 222
- réalisme, 105-106, 109-113, 199, 210, 233
- réfutation, réfuté(e), 109, 190, 196
- régime(s)
 - d'activation (voir mise à jour), 252, 258-259
 - d'interaction, 184
 - dynamique (transitoire, stable..), 50, 181, 250, 310, 313, 317
- réplication, 95, 98, 102, 294, 296
- reproductibilité, 95, 102, 233
- réseau(x)
 - à invariance d'échelle, 232, 241
 - d'automates, 231-232, 237-239, 242-243, 247, 250-252, 260
 - petit monde, 240-242
 - social(aux), 89, 100, 127, 138, 146, 210, 232, 238-239, 242, 246, 252, 257, 364
- révision des croyances, 21, 107, 260, 310, 313
- Schelling, 124-125, 129-130, 142-143, 154, 229-232, 257, 313, 330, 357, 379-381, 387, 391, 397, 400-404, 409
- ségrégation, 124-125, 129-130, 143, 152, 156, 158, 230, 313, 379-380, 403, 409
- sémantique, 9, 23, 45, 53, 57, 112, 114, 206
- sensibilité
 - (analyses de), 61-63, 72, 82, 96
 - définition, 61
 - méthodes globales, 83, 84
 - méthodes locales, 73, 83
- similarité, 99, 105, 159, 170, 175, 176-180, 184, 187-193
- simulation
 - à évènements discrets, 37, 45, 48, 53-54, 57
 - à temps continu, 47, 257
 - à temps discret, 47, 95, 238, 252
 - évènements externes, 44, 50-51, 56

- Sobol (méthode de), 75, 77, 80-83
- spécification, 33, 37, 39-40, 44-47, 50, 54, 57-58, 90-91, 197, 201, 207, 271
- structure
 - d'interaction, 210, 234, 238-239, 242, 247, 253
 - de voisinage, 337, 381
 - du modèle, 62, 97, 99
 - du système, 41, 45, 104
 - organisationnelle, 27, 32, 97, 200
 - sociale, 12, 19-20, 234
- subsomption, 20, 319, 322-323
- substitut (simulation, modélisation), 114, 118
- surdétermination, 99, 100, 110
- syntaxe, 112, 114, 287, 293
- syntaxique, 9, 112, 396
- système
 - cible, 16, 38, 50, 89, 98, 104
 - complexe, 9, 15, 40, 57
 - de villes, 152, 161, 163-164, 354
 - dynamique, 9, 42, 43, 44, 48, 173, 238, 247
 - formel, 9, 96, 108, 111, 117, 237
- traduction, 89, 91, 110, 112, 172, 207, 209, 237, 303
- trafic, 144-146, 322
- transitions (régimes, phases, états), 47, 50, 137, 158, 169, 181, 190, 247, 251, 313
- UML, 12, 16-18, 23-25, 28, 34-36, 45, 90, 136-137, 139, 206, 211, 215-216, 225, 271, 280, 368, 382-384, 409
- usage de modèles, 88, 90, 92-93, 98, 103, 104, 145, 196-199, 200, 212, 280
- utilisateurs, 63, 200, 205, 219
- validation
 - de modèles, 84, 87-88, 95, 98, 102, 104, 224
 - en sciences sociales, 123-140, 170, 172-175, 182-185, 196-197, 201
 - externe, 93-94, 97-99, 101
 - interne, 93-94, 96-98, 102, 237
- vérification, 94, 96-97, 108, 198, 200, 203, 206
- voisinage
 - (opérateur de), 337, 340, 341, 344, 385, 389, 393
 - (structure de), 337, 381
 - de Moore, 239, 254, 306, 338, 385, 398
 - de von Neumann, 239, 306, 337, 340
 - de Voronoï, 348

Mentions imprimeur
Dépot légal
N° imprimeur