

No d'ordre : D.U. 1468

Université Blaise Pascal – Clermont II

Ecole Doctorale
Sciences pour l'Ingénieur de Clermont-Ferrand

Thèse
présentée par

Frédéric AMBLARD

pour obtenir le grade de

Docteur d'Université
Spécialité Informatique

Comprendre le fonctionnement de simulations sociales individus-centrées

Application à des modèles de dynamiques d'opinions

Soutenue publiquement le 15 décembre 2003 devant le jury :

Dr DEFFUANT Guillaume	Cemagref (LISC)	Examineur
Prof. DROGOUL Alexis	Université Paris 6 (LIP6)	Rapporteur
Prof. ESPINASSE Bernard	Université Aix-Marseille III (LSIS)	Rapporteur
Prof. HILL David	Université Blaise Pascal (LIMOS)	Directeur de thèse
Dr PHAN Denis	ENST-Bretagne	Invité
Prof. SCHNEIDER Michel	Université Blaise Pascal (LIMOS)	Président
Prof. WEISBUCH Gérard	Ecole Normale Supérieure (LPS)	Examineur

« I seem to have been only like a boy playing on the seashore, and diverting myself in now and then finding a smoother pebble or a prettier shell than ordinary, whilst the great ocean of truth lay all undiscovered before me. »

Isaac Newton

Remerciements

Je me rends compte maintenant à quel point cette thèse aura été l'œuvre émergente d'un travail collectif et au cours des trois années que j'y ai consacré, j'ai bénéficié de l'influence, des lumières et de l'aide de la part de nombreuses personnes que je me dois de remercier ici.

Je tiens tout d'abord à remercier Michel Schneider, pour m'être venu en aide à de nombreuses reprises, et depuis longtemps, et pour avoir finalement accepté de faire partie de mon jury.

Je tiens également à remercier chaleureusement Alexis Drogoul et Bernard Espinasse d'avoir accepté, chaque fois, de rapporter cette thèse lorsque je leur ai demandé... à plusieurs occasions, mais toujours dans l'urgence. Leur diligence et l'attention qu'ils ont portée à ce document m'ont été d'une aide précieuse.

Merci également à Denis Phan pour sa présence dans le jury et les nombreuses interactions enrichissantes que nous avons eues auparavant.

Concernant le document final, partie émergée de l'iceberg, il aurait sans doute mis beaucoup plus longtemps à être rédigé sans le travail de quelques relecteurs que je me dois de remercier ici : ma sœur, Florence, déjà coutumière de l'exercice sur plusieurs de mes articles en anglais ; Sophie Martin, pour la chasse systématique à mes fautes de style qu'elle a conduite ; Franck Varenne, qui m'a éclairé de ses lumières pour réaliser une première introduction qui ne figurera finalement pas ici, mais aussi pour les enrichissantes interactions (tout du moins de mon point de vue) qui ont précédé.

Au cours de ces quelques années de thèse et des années qui les ont précédées, j'ai eu la chance de rencontrer beaucoup de personnes, dont sans doute une partie seulement figurera ici, que les oubliés se consolent en imaginant le remords que j'aurais quand je m'apercevrais qu'ils ne sont pas mentionnés.

Pour commencer par le commencement (du moins celui de mes recherches), je me dois de remercier tout particulièrement celui qui m'a ouvert les portes du monde de la recherche au cours de mon stage de Maîtrise d'Informatique puis de mon stage de DEA, Nils Ferrand, sans son enthousiasme communicatif, je n'aurais sans doute pas poursuivi plus avant.

Les presque six années passées au Cemagref-LISC par la suite sont particulièrement difficiles à décrire sans doute par manque de référent, le seul qui me vienne à l'esprit serait l'abbaye de Thélème de Rabelais, je suis donc particulièrement reconnaissant envers mes compagnons thélémites qui m'ont tant apporté : Isabelle Alvarez, Stéphan Bernard (la référence à Rabelais s'applique plutôt bien), Guillaume Deffuant, Nicolas Dumoulin, Margaret Edwards, Thierry Faure, Nils Ferrand, Thierry Fuhs, François Goreaud, Sylvie Huet, Clarisse Mantonner, Sophie Martin et Lambert Rousseau. D'autres thélémites avec qui j'ai eu le plaisir de travailler, Raphaël Duboz, Eric Ramat et Sarah Skerratt sont extérieurs à l'abbaye mais n'en ont pas moins droit de cité.

De nombreuses personnes m'ont également ouvert les portes de leur laboratoire ou plus simplement de leur bureau et pris le temps de me recevoir et d'échanger : François Bousquet, Bruno Corbara, Edmund Chattoe, Jean-Louis Deneubourg, Andreas Flache, Wander Jager, Robert Lifran et Tom Snijders entre autres, qu'ils en soient remerciés ici.

De nombreuses autres m'ont également aidé à avancer, à mûrir mon projet de recherche et à ouvrir d'autres perspectives au cours de différentes écoles d'été ou conférences : Paul Bourguin, Olivier Barreteau, Pierre Bommel, Bastien Chopard, Frédéric Deroian, Jean-Benoît Zimmerman, Nigel Gilbert, Vincent Ginot, Luis Izquierdo, Marco Janssen, Fabien Michel, Jacques Ferber, Jean-Pierre Müller, Rémi Munos, Denis Phan, Francis Pisani, Juliette Rouchier, Mamadou Traoré, Diane Vanbergue, Franck Varenne.

Mon travail n'aurait pas été ce qu'il est sans le travail de « petites mains », Jérôme Truffot et Nicolas Dumoulin, que j'ai eu le plaisir d'encadrer et la joie de connaître.

J'ai également eu le plaisir d'être « petite main » à mon tour et de bénéficier de l'encadrement, des conseils, en bref d'être sous l'influence de Gérard Weisbuch qui a apporté à cette thèse son expérience et sa « large vue ».

Je me dois de remercier particulièrement David Hill, mon directeur de thèse, dont l'impact sur mes recherches et sur ma vie personnelle a largement dépassé le cadre de ses fonctions.

Enfin, je suis particulièrement redevable de l'ensemble de ces six années de recherche, au père supérieur des thélèmes, Guillaume Deffuant, mon mentor si je ne devais en citer qu'un, pour m'avoir accueilli au LISC, pour avoir encadré mes travaux et bien plus pour m'avoir enseigné la « science ».

Ce travail a été financé par le Conseil Régional d'Auvergne et le Cemagref.

Trois années de thèse se sont écoulées et mes amis m'ont supporté tout au long de ce parfois difficile accouchement, je leur dois évidemment beaucoup plus que ce document...

*A ceux qui m'ont « fait », qui m'ont imaginé et construit ...
... ma famille, mes parents et ma sœur.*

*A Magali,
pour tout ce que l'on imagine et construit ensemble...*

Table des matières

1	<i>Introduction</i>	<i>1</i>
	Avant-propos	1
1.1	Motivations et enjeux	1
1.2	Organisation du document	2
2	<i>La simulation sociale individus-centrée</i>	<i>5</i>
2.1	La simulation individus-centrée	5
2.1.1	La simulation : le modèle plongé dans le temps	6
2.1.2	L'approche individus-centrée	6
2.1.3	Finalités de l'approche	7
2.1.4	Intérêts et difficultés	8
2.1.5	Individus, agents, objets... un peu de terminologie	9
2.1.6	Définition formelle de modèles individus-centrés pour la simulation sociale	10
2.1.7	Différentes approches individus-centrées	13
2.1.7.1	<i>La microsimulation</i>	13
2.1.7.2	<i>La théorie des jeux</i>	14
2.1.7.3	<i>Les automates cellulaires</i>	14
2.1.7.4	<i>Simulations orientées-objet et simulations multi-agents</i>	16
2.2	Simulations individus-centrées de l'influence sociale	17
2.2.1	Le temps	18
2.2.1.1	<i>La représentation du temps</i>	18
2.2.1.2	<i>La gestion du temps</i>	18
2.2.2	L'individu	20
2.2.2.1	<i>Les attributs de l'individu</i>	20
2.2.2.2	<i>Cardinalité de l'influence</i>	21
2.2.2.3	<i>Transmission entre individus</i>	22
2.2.2.4	<i>Processus décisionnel</i>	23
2.2.3	Le réseau social (l'organisation)	27
2.2.3.1	<i>Réseau social construit à partir d'un espace social</i>	27
2.2.3.2	<i>La structure sociale comme graphe indépendant</i>	29
2.2.4	L'environnement	32

2.2.5	Facteurs exogènes au modèle	32
2.3	Conclusion	33
3	Méthodes pour une meilleure compréhension des modèles	35
3.1	Introduction	35
	Organisation de cette partie	37
3.2	Compréhension du fonctionnement d'un modèle par l'expérimentation	38
3.2.1	La simulation : du modèle à l'expérience virtuelle	38
3.2.2	Différents points de vue sur l'objet d'expérimentation	39
3.2.3	Observer et mesurer l'individu dans la simulation	41
3.2.4	Observer la population dans la simulation	43
3.2.4.1	<i>La population : une somme d'individus</i>	43
3.2.4.2	<i>Observation de l'évolution de la population comme un phénomène collectif</i>	43
3.2.5	Observer les autres éléments dans le modèle (G,E)	44
3.2.5.1	<i>Mesurer l'environnement</i>	44
3.2.5.2	<i>Mesurer le graphe d'interactions</i>	44
3.2.6	Observer les couplages au sein du modèle	45
3.2.7	Caractériser le comportement d'une simulation	46
3.2.8	Observer une population de simulations	46
3.2.9	Articulation et navigabilité entre les différents points de vue	49
3.2.10	Vers une gestion de l'exploration systématique	50
3.2.10.1	<i>Solution mono-poste</i>	50
3.2.10.2	<i>Distribution des expériences sur une ferme de calcul</i>	50
3.2.10.3	<i>Vers une automatisation de l'ensemble du procédé : SimExplorer</i>	51
3.2.10.4	<i>Bilan de l'approche proposée</i>	60
3.3	Multi-modélisation pour la compréhension d'un modèle	60
3.3.1	Jouer sur la complexité des modèles	60
3.3.1.1	<i>Décomposition des modèles sociaux</i>	61
3.3.1.2	<i>Modèles généraux, modèles spécifiques et collections de modèles</i>	62
3.3.1.3	<i>Couplage de l'approche Vowels et de l'abstraction décroissante</i>	63
3.3.1.4	<i>DAMMASS</i>	63
3.3.1.5	<i>Bilan de l'approche proposée</i>	66
3.3.2	Jouer sur le formalisme utilisé	66

3.4	Conclusion	66
4	<i>La modélisation des dynamiques d'opinions</i>	69
4.1	Introduction	69
4.2	Modèle d'influence bornée	70
4.2.1	Le modèle	70
4.2.2	Influence de l'incertitude u	71
4.2.3	Extensions du modèle BC	74
4.3	Modèle d'influence proportionnelle à l'accord relatif	75
4.3.1	Le modèle d'accord relatif	75
4.3.2	Cas d'une population homogène en incertitude	77
4.4	Introduction d'extrémistes dans le modèle d'accord relatif	79
4.4.1	Introduction des extrémistes	79
4.4.2	Les attracteurs : bipolarisation ou polarisation unique	79
4.4.3	Résultats généraux	82
4.4.3.1	<i>Indicateur de type de convergence</i>	82
4.4.3.2	<i>Formes typiques de y</i>	82
4.4.4	Comparaison avec le comportement du modèle précédent	85
4.4.5	Bilan de l'exploration avec extrémistes	87
4.5	Introduction d'un réseau social dans le modèle d'accord relatif	88
4.5.1	Voisinage de Von Neumann sur grille	88
4.5.2	Voisinage de Moore sur une grille	91
4.5.3	Exploration sur des small-worlds	92
4.5.3.1	<i>Le modèle de Small-World</i>	92
4.5.3.2	<i>L'effet réseau pour un point particulier de l'espace des paramètres</i>	93
4.5.3.3	<i>Influence du réseau pour d'autres valeurs de l'incertitude</i>	94
4.6	Conclusion	96
5	<i>Bilan et perspectives</i>	99
5.1	Bilan de la contribution	99
5.2	Limitations et perspectives	101
	<i>Bibliographie</i>	103

Résumé

Par l'utilisation de l'approche individus-centrée, en particulier pour la modélisation de systèmes sociaux, le modélisateur est souvent confronté au sein même de son modèle, à une des complexités majeures du système réel qu'il cherche à comprendre à savoir la relation entre comportements individuels et comportements collectifs. Cette complexité qui est présente dans le système réel se retrouve, par cette approche, présente également dans son modèle. Dès lors il se retrouve face à un modèle dont il ne peut que difficilement comprendre le fonctionnement global même s'il en connaît les règles de fonctionnement au niveau individuel. Nous proposons ici le recours à une démarche expérimentale pour la compréhension de modèles de simulation sociale individus-centrés. De manière à cerner l'objet de cette démarche, nous exposons tout d'abord un cadre formel pour l'expression de modèles individus-centrés. Nous présenterons ensuite les modèles individus-centrés de l'influence sociale rencontrés dans la littérature en utilisant ce formalisme comme grille de lecture pour tenter de représenter le spectre des comportements possibles que l'on peut introduire dans le modèle.

Dans une deuxième partie, nous nous intéresserons à la démarche expérimentale comme accompagnement pour la compréhension du modèle. Nous présenterons tout d'abord les différents points de vue sur le modèle que peut prendre le modélisateur et nous argumenterons sur la nécessaire complémentarité entre ces points de vue dans le but de comprendre le fonctionnement du modèle. Nous proposerons ensuite un environnement dédié à la gestion des plans d'expérience sur des modèles de simulation destiné à accompagner l'exploration systématique de l'espace des paramètres d'un modèle. Nous présenterons enfin une méthodologie incrémentale de construction des modèles pour nous permettre d'obtenir une compréhension du fonctionnement de modèles complexes envisagés comme une collection de modèles de complexité croissante.

Dans une dernière partie, nous mettrons en pratique les éléments abordés en présentant une série de modèles de dynamiques d'opinions dont la compréhension est enrichie en étudiant tout d'abord des modèles très simples puis en complexifiant progressivement les modèles étudiés.

Abstract

Using an individual-based approach, the modeller often faces a major source of complexity within his model. The relation between individual behaviours and collective ones is a source of complexity that is present in the real world and reproduced within these models. Then he faces a model which functioning is difficult to understand even if he knows the rules of functioning at the individual level. We propose then to adopt an experimental approach to understand individual-based social simulation models. With the aim to encircle the subject of this approach, the model, we first expose a formal framework to express individual-based models. We then present individual-based models of social influence from the literature, using this framework as a guideline, with the aim to represent the broad range of possible behaviours we can introduce within the model.

In a second part, we will focus to the experimental approach as a mean to understand the behaviour of model. We will first present the different viewpoints on the individual-based model that the modeller can adopt and we will argue on the necessary complementarity between those viewpoints with the aim to understand the functioning of the model. We will propose thereafter a software environment dedicated to the management of experimental designs on simulation models. This latter will help the systematic exploration of the parameters space of a model. We will present then an incremental methodology for building models to enable us to obtain a progressive understanding of the functioning of complex models seen as a collection of models of increasing complexity.

In the last part, we will apply the exposed elements presenting a set of models of opinion dynamics whose understanding is enrich by studying first very simple models and then complexifying progressively the studied models.

« Sur l'avenir tout le monde se trompe. L'homme ne peut être sûr que du moment présent. Mais est-ce bien vrai ? Peut-il vraiment le connaître, le présent ? Est-il capable de le juger ? Bien sûr que non. Car comment celui qui ne connaît pas l'avenir pourrait-il comprendre le sens du présent ? Si nous ne savons pas vers quel avenir le présent nous mène, comment pourrions-nous dire que ce présent est bon ou mauvais, qu'il mérite notre adhésion, notre méfiance ou notre haine ? »

Milan Kundera, *L'ignorance*.

1 Introduction

Avant-propos

Pour la compréhension du fonctionnement de systèmes complexes naturels ou sociaux, les scientifiques ont de plus en plus souvent recours à la modélisation. Cependant, il arrive fréquemment que le modèle réalisé soit suffisamment complexe pour n'être pas intelligible au premier abord.

Le travail présenté dans ce mémoire concerne la compréhension du comportement ou du fonctionnement de modèles de simulations sociales individus-centrés. Dans ce cadre, nous nous concentrerons plus particulièrement sur des modèles de dynamiques d'opinions dans une population. Cependant, si un des buts premiers de ce travail est bien de comprendre le fonctionnement des modèles pris en exemple, il s'agit également de proposer des méthodes et des techniques d'exploration de modèles plus génériques pouvant s'appliquer à d'autres modèles et éventuellement à d'autres domaines.

Nous allons présenter dans cette introduction les enjeux et la motivation de ce travail, sa relation avec les différents domaines de recherche abordés et l'organisation du document qui en découle.

1.1 Motivations et enjeux

Au cours des quinze dernières années, la diffusion de la méthode des modèles (Legay, 1973 ; 1997 ; Schmidt-Lainé et Pavé, 2002 ; Varenne, 2003) pour une meilleure compréhension du fonctionnement des systèmes complexes (Atlan, 1979) dans de nombreux domaines a induit de fait la diffusion de la simulation et particulièrement de la simulation individus-centrée, en particulier en écologie (Reynolds, 1987 ; De Angelis et Gross, 1992 ; Grimm, 1999) et en sciences sociales (Gilbert et Troitzsch, 1999). Dans ces deux domaines, le simple fait de pouvoir réaliser des hypothèses sur le comportement des entités du système modélisé et les prendre en compte explicitement dans les modèles réalisés peut être envisagé comme un changement de paradigme (Kuhn, 1962), puisqu'il consiste en un nouveau point de vue du modélisateur sur les systèmes modélisés et qu'il a conduit à l'élaboration de nouveaux outils et de nouvelles méthodes pour supporter ce nouveau paradigme.

Cependant, le fait de construire des modèles individus-centrés repose la question du statut du modèle. En effet, si les modèles individus-centrés restent des modèles, des instruments destinés à améliorer la compréhension d'un système (Legay, 1973), ils entrent également en résonance avec la définition de la complexité qu'en donne Von Neumann (Von Neumann et Burks, 1966), à savoir que l'ensemble des comportements possibles du système considéré (en l'occurrence le modèle individus-centré) est infiniment plus difficile à caractériser que ses règles de fonctionnement. Dans le cas du modèle individus-centré, ces dernières sont explicitées formellement dans le programme de simulation. Cette complexité inhérente à la méthode de modélisation ne provient pas d'une éventuelle et très probable stochasticité de ce type de modèles mais bien plutôt du jeu intime des interactions entre les entités qui produisent un phénomène agrégé qui n'est pas spécifié *explicitement* dans le modèle. Ce dernier point peut être mis en regard de certaines définitions de l'émergence de phénomènes collectifs dans les simulations individus-centrées (Gilbert, 1995 ; MRJean, 1997).

Confronté à ce modèle qu'il a construit et dont il ne peut pourtant appréhender complètement le comportement, le modélisateur se retrouve partiellement dans la situation de l'expérimentateur des sciences du vivant (Dupuy, 1994). Partiellement, puisque malgré tout, il reste l'auteur du modèle et qu'à ce titre il en connaît

les règles de fonctionnement, c'est-à-dire une formalisation de ce système : « *c'est écrit* ». Cependant, souvent incapable d'en obtenir une forme qui soit solvable analytiquement, il ne peut extraire de sa simulation aucune loi universelle qui pourrait lui faire obtenir une compréhension totale du comportement de son modèle. Il se retrouve donc bien dans le cadre des sciences expérimentales (Popper, 1972) et doit donc souvent se contenter d'établir son raisonnement, la compréhension de son modèle, sur la base de simulations, d'expériences, réalisées sur celui-ci.

Nous proposons donc dans ce document de nous détacher du lien entre le modèle et le système représenté pour nous intéresser à la compréhension de cet objet, le modèle individus-centré, construit par le modélisateur et dont le comportement lui reste pourtant partiellement obscur. Nous nous focaliserons en particulier sur les méthodes à mettre en œuvre pour la compréhension spécifique de modèles individus-centrés pour la simulation sociale.

Une fois spécifié le type de modèles pris en compte, le premier type de méthodes s'appuie directement sur la relation entre le scientifique modélisateur et cet objet qu'il ne parvient pas à appréhender. Il s'agit d'une application des méthodes classiques, relatives à l'expérimentation, appliquées à une construction numérique, le modèle de simulation (Kleijnen, 1987) pour déboucher sur ce qui est parfois appelé l'expérimentation virtuelle (Colonna et Farge, 1987) qui présente les énormes avantages suivants par rapport aux sujets d'expérimentation naturels :

- Elle est *reproductible à l'identique*, puisque formalisée dans un langage non-ambigu qui permet d'une part de le répliquer ou le reprogrammer et d'autre part de reproduire exactement les mêmes expériences de simulation. Le modèle de simulation, lorsque l'on contrôle le générateur de nombres pseudo-aléatoires, est un système déterministe.
- Elle est totalement *ouverte à la mesure*, puisque chaque variable, chaque paramètre du modèle peut être mesuré à quelque instant que ce soit au cours de l'expérience.
- Elle n'est *pas sensible à la mesure*, au sens où la mesure n'est pas une méthode invasive dans ce cadre et ne produit pas de changement de comportement du modèle.

Le deuxième type de méthodes est centré sur la construction du modèle et propose l'application de méthodes provenant entre autres du génie logiciel (Demazeau, 1995 ; Gamma et al., 1995 ; Fishwick, 1995) pour permettre la navigabilité entre modèles de structures similaires ou proches mais ayant des complexités différentes, des hypothèses formulées différentes ou utilisant des formalismes différents. La connaissance qui est alors acquise concernant le fonctionnement de certains modèles permet d'éclairer l'étude du comportement d'un modèle proche. Dans ce cadre nous proposerons une application de la méthodologie d'abstraction décroissante (Lindenberg, 1992).

Notre objet d'application, une collection de modèles de dynamiques d'opinions, fera ainsi l'objet de l'application de ces différentes techniques et méthodes, ainsi que d'autres plus spécifiques à ces modèles particuliers, pour comprendre leur fonctionnement propre mais également les raisons de leurs différences de comportement.

1.2 Organisation du document

Ce manuscrit est divisé en trois parties, chaque partie sera supportée par la précédente et nous tendrons au fur et à mesure vers le cas particulier représenté par notre cas d'application.

Ainsi, la première partie sera consacrée à un état de l'art de la simulation sociale individus-centrée. Son but est de comprendre les caractéristiques générales reposant sur la construction de ces modèles. Nous exposerons donc dans ce cadre un méta-modèle qui nous servira de grille de lecture pour l'état de l'art consacré à la modélisation de l'influence sociale et à la modélisation de dynamiques d'opinions pour contextualiser le travail mené autour de la collection de modèles de dynamiques d'opinions réalisée. Ce méta-modèle nous permettra également d'identifier clairement les différents éléments qui peuvent composer une simulation individus-centrée d'un système social pour savoir plus exactement à quels grands types d'objets doivent s'appliquer les outils et méthodes développés pour la compréhension de ces modèles.

La deuxième partie sera consacrée à l'exposé de notre double approche pour la compréhension du fonctionnement de modèles individus-centrés. Nous exposerons d'une part l'application d'une méthode de construction et d'exploration incrémentale des modèles (Amblard et al., 2001), la connaissance obtenue par exploration du comportement de modèles plus simples servant de base à l'exploration de modèles plus complexes. Cette méthode n'est cependant pas univoque puisque nous proposerons des pistes méthodologiques pour la réalisation et l'exploration de modèles simplifiés conduisant à la réalisation de collections de modèles. Dans ce cadre, la connaissance sur les modèles est envisagée comme complémentaire d'un modèle par rapport à l'autre, dans le sens de complexité croissante parce que la connaissance du comportement d'un modèle simple peut servir de base à la connaissance d'un modèle plus complexe, mais également dans le sens de complexité décroissante puisque l'exploration sur un modèle simple de propriétés existantes sur un modèle complexe permet de vérifier la généralité de ces propriétés. D'autre part, nous aborderons l'application de méthodes expérimentales dans ce cadre en distinguant différents points de vue complémentaires sur le modèle de simulation. Dans un premier temps nous aborderons ainsi l'analyse qui peut être réalisée sur une expérience, une simulation donnée, soit en choisissant une focalisation sur un individu de la simulation, soit en choisissant une focalisation sur un comportement global, collectif, des entités. Ensuite, nous aborderons l'analyse qui peut être réalisée sur un ensemble de simulations organisé de manière plus systématique suivant un plan d'expérience. Dans ce cadre, nous proposerons un environnement logiciel, SimExplorer, permettant d'encadrer ce travail d'exploration systématique de manière générale. Nous aborderons finalement la complémentarité de ces deux types d'analyse et le nécessaire aller-retour à mettre en place entre ceux-ci pour une bonne compréhension du fonctionnement du modèle.

Enfin, nous présenterons une application de ces outils et méthodes à la compréhension d'une collection de modèles particuliers. Ces simulations individus-centrées ont pour objet la modélisation de dynamiques d'opinions dans une population sous différentes conditions et avec différentes hypothèses.

« Récemment, alors que je marchais dans Paris, dans une rue insignifiante d'un quartier insignifiant, je suis tombé sur une femme de Hambourg que je voyais presque tous les jours il y a vingt-cinq ans, et qu'ensuite j'avais complètement perdu de vue. Je suivais cette rue-là parce que, par erreur, j'étais descendu du métro une station avant la mienne. Quant à la femme, elle était venue passer trois jours à Paris et s'était égarée. Il y avait une probabilité de un sur un milliard pour que nous nous rencontrions !

-Quelle méthode adoptes-tu, pour calculer la probabilité des rencontres humaines ? [...] Que peut-on dire de sérieux sur les hasards de la vie, sans une recherche mathématique ? Seulement voilà, il n'y a pas de mathématique existentielle. [...]

-De toute façon, qu'elle ait eu une chance sur un million ou sur un billion de se produire, la rencontre était parfaitement improbable, et cette improbabilité même fait tout son prix. Car la mathématique existentielle, qui n'existe pas, poserait à peu près cette équation : la valeur d'un hasard est égale à son degré d'improbabilité. »

Milan Kundera, L'immortalité.

2 La simulation sociale individus-centrée

Notre travail concerne la compréhension du fonctionnement de modèles individus-centrés pour l'étude de phénomènes sociaux et plus particulièrement les phénomènes d'influence sociale et de dynamique des opinions au sein d'une population. Afin de clarifier l'objet d'application de notre étude d'un point de vue méthodologique et afin également de situer la collection de modèles réalisée nous allons, dans cette partie, présenter un état de l'art des modèles de simulation sociale individus-centrés. Cet état de l'art s'attachera volontairement à la présentation de la structure des modèles de manière à identifier les points saillants qui peuvent faire l'objet d'une pratique expérimentale par la suite.

De manière à entrer progressivement dans cette problématique, nous allons présenter ce que sont, dans notre perspective, la modélisation et la simulation. Ensuite, de manière à nous positionner davantage au sein de cette communauté, nous démontrerons l'intérêt d'adopter une approche individus-centrée de manière générale puis dans le cadre de la modélisation de systèmes sociaux. Nous aborderons également les problèmes inhérents à cette approche. Et nous proposerons un méta-modèle destiné d'une part à identifier les composants principaux d'une approche individus-centrée et qui nous servira d'autre part de grille de lecture pour distinguer les différents modèles présentés.

Dans la partie suivante, nous présenterons différentes approches que nous pourrions qualifier d'individus-centrées en abordant successivement les domaines de la microsimulation, des automates cellulaires, de la théorie des jeux, puis des approches issues de l'informatique : la simulation orientée-objet et l'approche multi-agents en les exprimant dans le cadre du méta-modèle présenté.

Nous aborderons finalement les modèles de simulations individus-centrées dédiés à l'influence sociale et à la dynamique des opinions, en utilisant, comme grille de lecture, le méta-modèle introduit auparavant. Nous distinguerons ainsi cinq éléments principaux qui nous permettront de discriminer les différentes approches : la représentation du temps et son implémentation, les agents ou les individus, le réseau social ou la manière dont sont organisés les individus au sein de ces modèles, la représentation de l'environnement et enfin les éléments exogènes dans ces modèles.

2.1 La simulation individus-centrée

La modélisation en général et la simulation en particulier font de plus en plus souvent partie des pratiques scientifiques courantes dans la plupart des domaines (Legay, 1973 ; 1997 ; Schmidt-Lainé et Pavé, 2002). Quel que soit le système modélisé, le modèle se définit essentiellement par rapport à deux points. Il se définit tout d'abord par rapport à son objet d'étude, le système que l'on souhaite étudier et modéliser. Et il se

définit également par la question à laquelle on souhaite répondre au sujet de ce système ou le problème que l'on souhaite résoudre en le modélisant. La détermination du système étudié, ainsi que la question de modélisation associée permettent ainsi de réaliser la clôture du modèle et de guider le modélisateur dans les hypothèses simplificatrices à émettre sur le système réel pour en construire un modèle (le choix de la granularité par exemple).

De manière canonique un système peut être défini comme un ensemble d'entités en interactions (von Bertalanfy, 1968). Le recours à la modélisation comme construction d'une représentation simplifiée d'un système quel qu'il soit, est souvent justifié par la complexité de ce dernier que l'on ne peut a priori pas entièrement saisir sans passer par une simplification de celui-ci.

2.1.1 La simulation : le modèle plongé dans le temps

Parmi les types de modélisation les plus couramment utilisés et qui nous intéressent au premier plan ici, la simulation consiste à faire évoluer dans le « temps » l'abstraction d'un système : son modèle (Coquillard et Hill, 1997). La question de la représentation du temps et de sa gestion au sein des simulations en devient dès lors un point crucial. On distingue ainsi souvent les différents types de simulation par la manière dont ils représentent et gèrent celui-ci. Les simulations à *représentation du temps continue* sont définies par le fait qu'à chaque instant t réel on peut associer un état particulier du modèle. C'est le cas par exemple de nombreux modèles de croissance végétale. Dans les simulations à *représentation du temps discret*, au contraire le temps est discrétisé, le pas de discrétisation étant constant ou non. La fonction représentant l'évolution de l'état du modèle dans le temps est, dans ce dernier cas, constante par morceaux. Un type de *gestion* du temps particulier est implémenté dans les simulations à *événements discrets*. On s'intéresse alors aux événements qui vont conduire à un changement d'état du système (Zeigler, 1976 ; Zeigler et al., 2000). Par ce type d'approche il est dès lors possible de réaliser des simulations dont la représentation du temps est continue ou discrète. Enfin, il est important de souligner que la temporalité incluse dans les simulations, même si elle peut être rapprochée d'une représentation du temps discrète, relâche souvent le problème de la représentation de la durée des événements et ne peut dès lors être mise en rapport avec des échelles de temps réelles. C'est souvent le cas en simulation sociale ou en physique statistique, domaines dans lesquels les temporalités d'interactions entre les individus ou les entités sont peu connues ou sur lesquelles on ne veut a priori pas émettre d'hypothèses. On perd ainsi la notion de temporalité stricto sensu tout en conservant une relation d'ordre temporelle entre les changements d'états du système, qui permet, à défaut, de dater artificiellement l'état d'un système ou au moins de représenter son antériorité ou sa postériorité par rapport à un autre. Cette question de la représentation du temps et de sa gestion dans les simulations sera abordée plus en détail dans la partie consacrée aux modèles de dynamiques d'opinions.

En plus des buts multiples exposés, les travaux concernant la modélisation de systèmes sociaux s'attachent également à de nombreux courants qui proviennent d'approches méthodologiques et d'origines disciplinaires relativement diverses. Parmi celles-ci, l'approche individus-centrée est présente dans de nombreuses communautés, en particulier en écologie (Reynolds, 1987 ; De Angelis et Gross, 1992 ; Grimm, 1999 ; Hill, 2000) et continue de s'étendre à plusieurs autres. Nous allons donc présenter cette approche, en la définissant tout d'abord assez sommairement puis en justifiant ses intérêts, avant de présenter plusieurs instances de cette approche dans différents domaines, appliquées à la modélisation de phénomènes sociaux.

2.1.2 L'approche individus-centrée

L'approche individus-centrée pour la modélisation d'un système consiste à représenter explicitement dans le modèle les individus ou les entités qui composent la population considérée, que le système soit écologique, social ou économique. Cette focalisation à un niveau que nous pouvons qualifier de *microscopique* (par opposition à une vision globale ou agrégée du système, typiquement des comportements collectifs, que nous qualifierons de *macroscopique*) vise à la production d'un modèle de ces entités, de leur environnement, et de leurs interactions entre elles ou avec l'environnement. Une fois les modèles de ces entités réalisés, il s'agira de

mettre ces modèles en relation et de simuler leur comportement collectif. La compréhension du fonctionnement de tels modèles pourra alors être envisagée à deux niveaux : au niveau microscopique par la compréhension du fonctionnement des dynamiques individuelles et au niveau macroscopique par l'observation du comportement collectif résultant de la mise en interaction des modèles de ces entités et éventuellement par comparaison avec des données agrégées collectées, des observations ou des attentes du modélisateur.

Un des enjeux principaux des modèles de phénomènes sociaux est de clarifier (ou du moins de prendre explicitement en compte) le lien qui existe entre les phénomènes sociaux envisagés au niveau de la société dans son ensemble, au niveau collectif ou global, et les phénomènes locaux, envisagés au niveau de l'individu. Plus particulièrement il consiste à étudier, souvent dans un but explicatif, le passage des dynamiques individuelles à des dynamiques globales par le jeu complexe des interactions entre individus. Conte et Castelfranchi (1992) distinguent ainsi conceptuellement deux approches classiques qui s'appliquent à la modélisation des phénomènes sociaux :

- *L'approche top-down*, pour laquelle en partant de situations macroscopiques, on dérive des phénomènes microscopiques, des buts ou des motivations individuelles.
- *L'approche bottom-up* pour laquelle, au contraire, on pose des hypothèses sur le comportement des individus, sur leurs motivations ou leurs modalités d'interactions. L'observation de leur comportement collectif est alors comparée aux phénomènes macroscopiques observés dans le système modélisé (ou aux attentes du modélisateur) pour discuter les hypothèses réalisées au niveau microscopique (Epstein et Axtell, 1996).

L'approche bottom-up est ainsi caractéristique de la plupart des approches individus-centrées qui proposent des modèles individuels pour l'explication ou la caractérisation de comportements collectifs observés. Ainsi, conformément à l'approche hypothético-déductive classique, on réalise des hypothèses sur les comportements individuels à partir d'observations globales puis on vérifie que l'on obtient bien les dynamiques globales correspondantes.

2.1.3 Finalités de l'approche

Si nous considérons les buts et les intérêts de l'application de la simulation individus-centrée aux phénomènes sociaux, si leur finalité première est « basiquement » de produire de la connaissance (Axelrod, 1997), nous pouvons référencer de nombreux autres intérêts à leur utilisation si nous nous intéressons particulièrement aux systèmes sociaux (il faut cependant noter que les utilisations listées ne sont pas nécessairement spécifiques aux approches individus-centrées) :

- *La formalisation de théories sociales par des programmes informatiques* (Troitzsch, 1997) est envisagée comme alternative à la formalisation discursive ou la formalisation mathématique et repose sur l'inambiguïté d'un code source et son expressivité plus importante que celle d'une formalisation mathématique.
- *La vérification de théories sociales* ou le test d'hypothèses où l'on cherche à formaliser dans un langage informatique une théorie sociale souvent discursive (Mosler, 2002 ; Hummon et Doreian, 2003). L'implémentation résultante - le programme de la simulation - permet de discuter la théorie en question en confrontant les résultats de simulation aux attentes exprimées dans l'énoncé de la théorie.
- *La simulation prédictive pour l'aide à la décision* (Gilbert et Troitzsch, 1999). La simulation du système social réalisée permet alors de projeter dans le temps les hypothèses de modélisation réalisées plutôt que de réaliser de véritables prédictions sur le système. On extrapole ainsi en quelque sorte les connaissances actuelles que l'on a d'un système pour éclairer les décisions à prendre pour la gestion actuelle ou future de ce système.
- *Le test de scénarios par la simulation* (Gilbert et Troitzsch, 1999) est utilisé notamment dans le cadre de l'aide à la décision pour évaluer au vu du comportement du modèle simulé, des scénarios prospectifs de type « what-if » (Deffuant et al., 2002b).
- *Le jeu ou l'entraînement* (SimCity édité par Maxis, Age of the Empire édité par Microsoft ou le 3^{ème} Millénaire par Cryo) qui permettent à l'utilisateur placé dans un monde virtuel de tester, de manipuler le

modèle de simulation à des fins d'apprentissage ou à des fins ludiques, voire les deux, comme dans le cadre présenté par Dumoulin (2002) où le jeu réalisé permet au joueur d'appréhender les enjeux de la coopération chez les vampires.

- L'utilisation de modèles comme *artefacts pour l'aide à la négociation* (Barreteau, 1998 ; Barreteau et Bousquet, 2001 ; Rousseau, 2003). Le modèle est alors au centre d'un autre processus (souvent un processus de négociation) et fait partie des accessoires du médiateur (accessoires qui permettent aux différents participants de s'exprimer par rapport à un support, une représentation du système réel). Le modèle simulé intervient alors comme alternative aux supports classiques (cartes, rapports).

2.1.4 Intérêts et difficultés

Certains manques des méthodes classiques adoptant une approche macroscopique par rapport au système modélisé, typiquement les modèles agrégés, sont fréquemment énoncés et justifient souvent le recours à une approche individus-centrée :

- *L'étanchéité du niveau d'analyse*, les variables d'un modèle global étant toutes au même niveau d'analyse (Ferber, 1995) ;
- *La complexité et le manque de réalisme* des paramètres utilisés, les paramètres présents dans les modèles globaux pouvant permettre de rendre compte simultanément de plusieurs phénomènes et dont, par conséquent, la définition n'est pas toujours très explicite ;
- *La difficulté à modéliser l'action* ;
- *La carence qualitative*, les modèles étant construits sur des paramètres quantitatifs ne permettent pas de prendre en compte les observations réalisées par les experts du système ou les acteurs de terrain eux-mêmes.

Face à ces manques, la simulation individus-centrée apporte des réponses principalement en raison de sa grande flexibilité. Ainsi, elle permet de réaliser des emboîtements d'échelles dans les modèles. Une entité particulière (une entreprise par exemple) pouvant être composée d'autres entités (des employés par exemple), la propriété de réaliser des emboîtements d'échelles dérive particulièrement de la possibilité de réaliser des agrégations lorsque l'on utilise des langages informatiques. L'utilisation de langages informatiques et a fortiori de langages orientés-objets permet de plus d'inclure un grand réalisme dans les modèles. Les modèles peuvent ainsi être réalisés avec un grand niveau de détails conceptuels, en particulier lorsque les entités du système sont représentées explicitement dans le modèle, comme c'est le cas pour l'approche individus-centrée. La possibilité de modéliser l'action dans les modèles individus-centrés provient davantage du fait que ces modèles sont généralement des simulations, c'est-à-dire des abstractions de systèmes plongées dans le temps. Enfin, la grande flexibilité de la modélisation informatique permet de rendre compte de nombreux phénomènes qualitatifs, fréquemment observés par des experts du système mais qu'ils ne pourraient retrouver transcrits dans des modèles globaux. Du point de vue du modélisateur et non plus de l'expert, Rob Axtell (2000a) différencie plutôt les modèles de simulation des modèles mathématiques ou des modèles solubles analytiquement. Le fait d'avoir recours à l'un ou l'autre est légitimé, selon lui, par la possibilité de recourir à une approche analytique ou pas. Il estime que chaque fois qu'une approche analytique est possible, il est préférable de recourir à elle puisqu'elle permet d'obtenir une connaissance générale sur le fonctionnement du modèle. Mais cette approche n'exclut pas en parallèle l'utilisation de modèles individus-centrés pour le test d'hypothèses ou la simple présentation du modèle. L'approche individus-centrée est ainsi réservée principalement au cas où le modélisateur ne pourrait avoir recours, ou avec grand peine, à l'approche analytique pour aborder son problème. Axtell liste cependant une série d'avantages de la simulation individus-centrée, notamment la possibilité d'intégrer l'hétérogénéité de la population dans un modèle et la possibilité de prendre en compte facilement des processus spatiaux et des structures relationnelles.

Cependant, l'approche individus-centrée n'a pas que des avantages. Ainsi, Axtell met en évidence le principal inconvénient de l'approche individus-centrée. En effet, si les modèles de ce type sont assez faciles à réaliser, leur étude et en particulier leur exploration est très complexe.

Ainsi, nous pouvons isoler trois sources principales de complexité dans ce type de modèles :

- Leur grande stochasticité : l'utilisation de générateurs aléatoires peut se retrouver lors de l'initialisation des états des individus, lors de leur activation mais également fréquemment lors de leur interaction.
- La grande expressivité de ces modèles et par conséquent le fait que l'on puisse vouloir rendre compte dans ces modèles, et notamment dans le modèle des individus, de trop de phénomènes qui peuvent obscurcir grandement son étude ultérieure.
- Le modèle de simulation individus-centrée est souvent complexe par essence. Cette complexité provient non pas d'une complexité de ses composants, mais de l'organisation des interactions entre ces composants, de l'agrégation de ces entités pour la production de comportements collectifs observables ou d'observations au niveau macroscopique.

Ces difficultés ont rapidement conduit les modélisateurs à adopter d'une part des techniques de conception rigoureuses en provenance notamment du génie logiciel (Hill, 1996) mais également des techniques déjà existantes dans le domaine de la simulation. Ainsi les étapes de vérification et de validation du modèle (Kleijnen, 1995 ; Balci, 1998) voir d'accréditation (Balci et al., 2000) de celui-ci ont été rapidement appliquées dans le cadre de la simulation individus-centrée (Hill, 1995 ; Hill et al., 1996).

Pour faire face à cette triple source de complexité, deux éléments que nous aborderons plus en détail dans la partie outils et méthodes sont nécessaires pour la mise au point et l'étude de modèles de simulation individus-centrés. Le premier est d'ordre méthodologique, il faut ainsi se garder d'étudier à brûle pourpoint des modèles trop complexes et aborder progressivement la complexité que l'on souhaite introduire dans le modèle des entités, comme c'est le cas dans Epstein et Axtell (1996). Le second découle plutôt de la grande stochasticité des modèles et de leur complexité intrinsèque, à savoir que l'approche expérimentale pour l'exploration de ces modèles est non seulement souhaitable mais inévitable si l'on veut comprendre le fonctionnement de ces modèles. Plongé dans ce que nous pourrions appeler un laboratoire virtuel, le modélisateur doit alors réaliser nombre d'expériences et de mesures pour comprendre ce fonctionnement sous de nombreuses conditions.

2.1.5 Individus, agents, objets... un peu de terminologie

L'entité, l'individu, l'agent ou la cellule : les discussions sur l'utilisation et la définition de ces termes sont encore ouvertes lorsque l'on s'intéresse aux simulations individus-centrées (Hare et Deadman, 2003). Le consensus est d'autant plus difficile à obtenir que, dans le cadre de ce type d'approche, la taxonomie peut bien souvent à la fois recouvrir les définitions des entités réelles du système représenté, la représentation prototypique que le modélisateur en a (la représentation central-agent en économie) et la formalisation de ces entités en particulier sous forme de programmes informatiques (Franklin et Graesser, 1996).

En économie, le terme d'agent se définit généralement comme entité économique d'un système donné. Ainsi, les représentations prototypiques d'un individu, d'une entreprise ou d'une institution pourront être désignées plus généralement par ce terme. En sociologie, de manière équivalente, c'est le terme d'acteur qui sera préféré pour désigner la représentation d'une entité sociologique particulière, un individu ou un groupe d'individus. L'institution recouvre cependant dans ce cadre le concept plus général de construit collectif comme la morale, les normes ou plus généralement les représentations collectives partagées. En physique statistique, les termes varient d'entité à cellule ou particule mais recouvrent une entité plus stricte, il s'agit d'une entité atomique (au sens d'irréductible) ou une entité de base du système. Le terme ne recouvre pas des groupements de particules et se retrouve toujours employé pour la désignation des entités au plus bas niveau d'organisation pour une échelle d'étude donnée. Quant au terme automate, il reste le prototype du modèle individus-centré, développé à l'origine par les physiciens pour étudier les problèmes liés à l'agrégation (Wolfram, 1986 ; Toffoli et Margolus, 1987 ; Weisbuch, 1991). En écologie, l'approche individus-centrée correspond également à une approche dans laquelle les entités considérées sont des entités atomiques et pour lesquelles on n'introduit pas de niveaux d'organisation interne.

Ainsi, si les définitions dans les domaines précédents suscitent peu de débat, c'est loin d'être le cas en informatique. En ce qui concerne la formalisation même des entités du modèle, où consécutivement les termes d'objet (aujourd'hui peu polémique), d'acteur mais bien davantage celui d'agent, déchaînent les passions et font s'accumuler les définitions. Ainsi, dans Ferber (1995) on retrouve près de 11 définitions différentes pour

qualifier le terme agent. Nous en distinguerons ici trois principales : les agents réactifs, les agents cognitifs et les agents logiciels. Pour commencer par cette dernière catégorie, les agents logiciels sont des programmes autonomes et sont, dans leur grande majorité, soit des agents assistants (le trombone sous MS-Word par exemple), soit des agents mobiles (les *web-bots* sur Internet qui vont collecter de l'information en se déplaçant sur un réseau). Les agents logiciels, sauf lorsqu'ils sont utilisés comme interface « intelligente » avec la simulation, sont dans l'ensemble assez peu utilisés en simulation. Les agents réactifs et les agents cognitifs le sont en revanche beaucoup plus. Nous caractériserons basiquement un agent réactif comme étant un agent sommaire, dont le comportement est de type réflexe à des stimuli extérieurs. Si formellement rien ne les distingue des agents réactifs, (le programme correspondant réagit toujours uniquement à des stimulus extérieurs, l'envoi de messages), le comportement seul des agents cognitifs permet de les catégoriser par rapport à ceux-ci. En effet, ils comprennent des éléments qui proviennent des sciences cognitives, comme des filtres perceptifs ou des formes du type croyances, désirs ou intentions, en particulier en ce qui concerne leur fonction de décision.

Cependant si les typologies d'agents sont nombreuses, notre propos ici, dans le cadre de l'état de l'art comme des travaux qui ont été menés, s'étend largement à l'ensemble des modèles individus-centrés. Aussi, le terme multi-agents pourra être amalgamé au terme individus-centré, car l'ensemble des modèles multi-agents (Drogoul et Ferber, 1994 ; Drogoul et al., 1995 ; Doran, 1997) implémente en premier lieu des mécanismes individuels, donc des modèles de l'individu, et adoptent ainsi une focalisation sur les entités composant le système étudié. Cependant, certains auteurs restreignent le terme multi-agents à des modèles dont les entités respectent certains critères plus ou moins bien définis (autonomie ou sociabilité par exemple). Nous utiliserons donc de préférence le terme individus-centré, qui nous paraît être d'une acception plus large et plus claire pour qualifier les modèles. Nous conserverons le terme d'individus pour qualifier les entités du modèle.

2.1.6 Définition formelle de modèles individus-centrés pour la simulation sociale

Nous allons maintenant introduire un méta-modèle qui nous permettra de synthétiser rapidement une forme de base commune à tous ces modèles dans le but d'une part de faciliter la présentation des différents modèles de la littérature et d'autre part pour mettre en avant les éléments saillants qui composent classiquement les modèles individus-centrés.

Nous considérons ainsi qu'un modèle individus-centré M peut être décomposé comme suit :

$$M = \{A, G, E, S, T\} \quad (Eq. 2-1)$$

M étant un modèle

A , l'ensemble des individus du modèle (ou agents)

G , le graphe d'interactions du modèle

E , l'environnement ou l'espace dans lequel peuvent être situés les individus. Cet environnement est interprété comme une entité existante en dehors de l'individu. Il ne correspond pas à un espace social dans lequel l'individu serait situé en fonction de la valeur de ses variables d'état. L'environnement correspond à la représentation commune que nous nous faisons d'un espace physique.

S , les facteurs exogènes du modèle (les scénarios par exemple)

T , le système de représentation et de gestion du temps retenu

Pour aller un peu plus loin, nous allons exprimer chacune des sous-parties de ce modèle. Ainsi pour commencer par l'ensemble A des entités du modèle, il faut bien noter que ces entités ne sont pas nécessairement homogènes et que l'on peut avoir dans le modèle différents types d'entités. Il nous semble que notre méta-modèle permet de rendre compte également des populations hétérogènes ou de l'hétérogénéité à quelque niveau qu'elle soit placée (hétérogénéité du graphe des relations, de l'environnement...). Ainsi la population A peut s'exprimer comme :

$$A = \{A_i\} \quad (Eq. 2-2)$$

A_i étant l' $i^{ème}$ entité du modèle

De plus, si nous cherchons à exprimer les entités A_i par leur état et leur fonction de transition entre ces états, nous aurons :

$$A_i = \{X_i, f_i\} \quad (Eq. 2-3)$$

X_i étant le vecteur d'état (les attributs), à un instant donné, de l'entité i
 f_i étant la fonction de transition d'état (agrégation des méthodes) de l'entité i

L'ensemble des états possibles de l'entité ou le domaine de définition des états que nous aborderons par la suite est inclus implicitement dans la fonction de transition, celle-ci étant définie sur ce domaine et prenant ses valeurs dans ce domaine. Il nous faut préciser ici un point important : le fait que A est une population d'individus qui sont caractérisés non seulement par leur fonction de transition, i.e. par des comportements particuliers, qui seront souvent identiques pour l'ensemble des individus (l'hypothèse de comportements homogènes génériques pour une classe d'individus est souvent réalisée en pratique en modélisation) ; mais ces individus sont caractérisés également par leur vecteur d'état, qui aura de par la même hypothèse d'homogénéité en général la même forme (même dimension et même domaine de définition) mais qui prendra des valeurs différentes. Ainsi la population peut être bien souvent caractérisée par une distribution de vecteurs d'état. Cette vision de la population sera intéressante, nous y reviendrons, pour la compréhension du fonctionnement du modèle dont l'évolution dans le temps pourra être dès lors envisagée comme l'évolution d'une distribution dans le temps.

Dans un modèle global ainsi défini, nous allons maintenant décrire les principaux couplages qui peuvent apparaître entre les différents éléments du modèle. Le temps apparaissant dans ces équations correspondra à une relation d'ordre temporelle entre les états des différentes entités, hypothèse minimale qui, nous le verrons, rend compte de l'ensemble des formalisations du temps existantes.

Ainsi si nous cherchons à exprimer un changement d'état de l'entité A_i dont le vecteur d'état est X_i , nous obtenons :

$$X_i(t+1) = f_i(X_i(t), A(t), G(t), E(t), S(t)) \quad (Eq. 2.4)$$

La mise à jour du vecteur d'état de chaque individu peut ainsi prendre en compte la structure d'interaction sous-jacente au temps précédent $G(t)$, l'état global de la population $A(t)$, l'état de l'environnement au temps précédent $E(t)$ ainsi que les variables exogènes $S(t)$. Dans le cas où la mise à jour du vecteur d'état ne ferait pas référence aux vecteurs d'état précédents de l'individu, mais uniquement à son état courant, ce processus correspond à un processus markovien. Un cas particulier qui apparaît cependant relativement fréquemment pour être mentionné, concerne le cas où la fonction de transition prend en compte une partie des états précédents de l'individu, une mémoire des états précédents. Dans ce cas, nous considérons que cette forme de mémoire est incluse dans le vecteur d'état de l'individu X_i . Il faut également mentionner que la prise en compte des états des autres individus de la population se limite souvent, mais pas toujours, au voisinage social de l'individu (sommets adjacents dans le graphe). Une forme de couplage existe donc entre les entités $A(t)$ et le graphe d'interactions $G(t)$ et elle est réalisée au cœur de la fonction f_i . Pour ce faire, au graphe G nous pouvons associer une fonction de proximité topologique entre entités :

$$v: A \times G \rightarrow A$$

$$v(A_i, G) = \{A_j \in A / (A_i, A_j) \in G\} \quad (Eq. 2-5)$$

et nous exprimerons alors parfois le changement d'état d'un individu par influence topologique locale :

$$X_i(t+1) = f_i(v(A_i(t), G(t)), E(t), S(t)) \quad (Eq. 2-6)$$

De manière identique, l'environnement peut influencer la mise à jour de l'état de l'individu. Cette influence est souvent locale et fonction de la localisation de l'individu dans cet environnement. Nous pourrions ainsi associer une fonction de proximité spatiale, mais celle-ci est très dépendante du modèle utilisé, et notamment du fait que l'environnement est représenté comme un espace continu ou discret.

Concernant le graphe d'interactions, nous pouvons exprimer sa mise à jour ainsi :

$$G(t+1) = \Gamma(A(t), G(t), E(t), S(t)) \quad (Eq. 2-7)$$

La mise à jour du graphe - structure du réseau social – peut être réalisée en fonction de l'état des individus de la population $A(t)$, de l'état précédent du graphe $G(t)$, de l'environnement $E(t)$ et des facteurs exogènes $S(t)$. Cette dynamique du graphe est bien évidemment optionnelle et souvent absente des modèles. En effet, comme nous le verrons par la suite, beaucoup de modèles reposent sur un graphe statique déterminé à l'initialisation. Si elles sont cependant effectuées, les mises à jour du graphe sont souvent réalisées localement (pour représenter par exemple une forme d'action stratégique de l'individu sur ses accointances), en fonction des états des individus correspondants. L'état précédent du graphe est également parfois pris en compte pour modéliser une forme de création de liens par extension du réseau comme nous le verrons plus loin pour les modèles de complétion de triades. Certains facteurs exogènes peuvent également être pris en compte dans la mise à jour. C'est le cas par exemple de fonctions de stress globales qui peuvent rendre compte d'effets de crises sur l'évolution du graphe des relations. La prise en compte de l'état de l'environnement est en revanche peu présente dans les modèles même si nous pouvons y trouver des justifications de type « contrainte environnementale » créant la rupture de liens ou la favorisant. Les réseaux sociaux en moyenne montagne sont ainsi particulièrement influencés par le relief, les habitants étant davantage regroupés par vallées.

Concernant maintenant la mise à jour de l'environnement au cours du temps, nous pouvons exprimer le couplage comme suit :

$$E(t+1) = H(A(t), G(t), E(t), S(t)) \quad (Eq. 2-8)$$

L'environnement peut ainsi être mis à jour en fonction de l'état des différents individus $A(t)$ qui peuvent agir, souvent localement, sur l'environnement, de l'état précédent de l'environnement $E(t)$, de l'état du graphe d'interactions $G(t)$ et de certains facteurs exogènes $S(t)$. De manière identique à l'équation de mise à jour précédente (Eq. 2-7), l'influence du graphe d'interaction sur la mise à jour de l'état de l'environnement est peu utilisée et assez difficilement envisageable. Cependant des cas peuvent exister modélisant la formation de routes ou de chemins d'échanges entre communautés qui vont influencer la dynamique de l'environnement.

L'évolution des facteurs exogènes au cours de la simulation peut être formalisée assez simplement ainsi :

$$S(t) = \Sigma(t) \quad (Eq. 2-9)$$

Les facteurs exogènes (institutions par exemple) sont, de part leur statut, extérieurs au modèle. Ils peuvent correspondre à une fonction du temps seul, à des scénarios d'événements extérieurs qui sont appliqués sur le modèle, ou à des séries temporelles (pluviométrie par exemple).

Enfin, l'élément T gère le temps dans la simulation et regroupe la représentation du temps mais également sa gestion. Cet élément va en quelque sorte servir de liant aux différents couplages présentés auparavant puisque c'est lui qui va déterminer de manière endogène ou exogène l'ordre des mises à jour qui

seront effectuées. Ainsi nous pouvons considérer que T représente entre autres une collection d'évènements correspondants aux mises à jour du modèle. Cette collection peut être construite a priori (cas du scheduling par horloge) mais elle peut également évoluer au cours de la simulation, les individus ou entités de la simulation de par leur comportement pouvant conduire à la création de nouveaux évènements et leur ajout dans la collection.

Il nous faut noter que d'autres types de formalisations de simulations existent. Le formalisme DEVS (Discrete Event System Specification) (Zeigler, 1976 ; Zeigler et al., 2000), basé sur une formalisme d'automates à états finis, s'attache par exemple à la spécification formelle des relations entre entités atomiques définies également sous forme de vecteurs d'états et de fonctions de transition associées, cependant, s'il existe bien une extension de DEVS à la spécification de simulations individus-centrées ou multi-agents (DEVS-RAP pour Reactive Action Packages (Sarjoughian et al., 2001)) son utilisation reste difficile d'emploi. Un autre type de formalisation plus souple qui aurait également pût être utilisé provient des méthodes d'analyse et de conception objets, comme UML (Fowler et Scott, 1997) ou différentes extensions proposées pour son extension à l'analyse de systèmes multi-agents (Ferber et Gutknecht, 1998 ; Van Dyke Parunak et Odell, 2001 ; Amiguet et al., 2002). Cependant ces formalismes graphiques laissent trop souvent place à l'ambiguïté, si bien que s'ils sont efficaces pour décrire des structures d'organisations entre composants logiciels, ils restent assez peu adapter pour décrire les modèles de manière formelle.

Maintenant que le meta-modèle a été exposé, pour nous permettre de rendre compte des formes de couplages qui peuvent être à l'œuvre au sein des simulations individus-centrées, nous allons nous pencher plus spécifiquement sur les différents types de modèles rencontrés dans la littérature. Nous identifierons tout d'abord de manière synthétique les grands types de modèles individus-centrés. Puis nous nous intéresserons plus spécifiquement aux modèles de l'influence sociale et aux modèles de dynamiques d'opinions.

2.1.7 Différentes approches individus-centrées

2.1.7.1 La microsimulation

Chronologiquement, la première des méthodes de simulation qui prenne en compte le niveau individuel est la microsimulation. Introduit par Orcutt (1957), ce type de modèle stochastique a notamment été utilisé dans le cadre de l'étude des conséquences des changements de politique sociale sur des populations (Harding, 1990 ; 1993). Le principe de la microsimulation est le suivant : on travaille sur un large échantillon représentatif d'une population d'individus, de foyers ou d'entreprises. A chaque unité A_i qui correspond alors à un individu, un groupe ou une cohorte d'individus, on associe un âge (ou plus généralement une caractéristique qui permet de la situer dans le temps) et un ensemble d'autres états X_i . Puis, en utilisant un ensemble de probabilités de transition, on détermine la probabilité que l'unité subisse certains changements au cours de la simulation. Par exemple, la probabilité qu'une femme faisant partie d'une certaine classe d'âge donne naissance à un enfant. Après quoi, chaque unité est «vieillie » d'un pas de temps. Le processus est itéré ainsi sur toute la durée de la simulation. La fonction de transition f_i de chaque entité est alors probabiliste et ne prend en compte éventuellement que l'état précédent de l'individu, de l'environnement ou de facteurs exogènes.

Ainsi, nous avons, par simplification de l'équation 2-4 :

$$X_i(t+1) = f_i(A_i(t), E(t), S(t)) \quad (Eq. 2-10)$$

Nous remarquons ainsi l'absence de la prise en compte dans la fonction de transition des états d'autres individus dans la population $A(t)$ et également de la structure relationnelle sous-jacente.

Les statistiques agrégées sur l'ensemble des résultats peuvent être utilisées comme des évaluations des caractéristiques futures de la population. Cependant, si l'on peut considérer que la microsimulation est une des premières techniques simulatoires à se focaliser au niveau individuel, celle-ci n'a en général aucune prétention à expliquer les phénomènes sociaux. Elle reste un moyen de prédire des distributions statistiques futures sous certaines hypothèses. De plus, comme la microsimulation traite chaque unité (individu, foyer ou entreprise)

isolément, il n'est pas possible de modéliser les interactions entre ces unités. Enfin, les notions de motivations, de buts ou d'intentions des unités ne peuvent en général que difficilement être prises en compte en microsimulation. En effet, chaque unité évolue d'année en année uniquement de manière stochastique en ne prenant en compte que son état courant et sa probabilité de transition vers les états possibles suivants. Le processus est donc typiquement markovien. En écologie, le terme de simulation individus-centrée ne connaît pas la distinction qui existe en simulation sociale entre microsimulation et simulation multi-agents (Grimm, 1999), le terme regroupant, en écologie, les deux acceptions. Nous pourrions cependant voir un parallèle aux modèles de microsimulation dans les modèles à compartiments ou les matrices de Leslie en écologie (Pavé, 1994).

2.1.7.2 *La théorie des jeux*

Un champ particulièrement intéressant qui adopte également une approche individus-centrée est celui de la théorie des jeux (Von Neumann et Morgenstern, 1944). De manière générale, la théorie des jeux s'intéresse à l'étude des choix rationnels que peuvent faire des joueurs face à un dilemme. Le plus connu d'entre eux, le dilemme du prisonnier (Flood, 1958) correspond à la situation dans laquelle deux joueurs, des prisonniers, doivent choisir entre trahir (dénoncer leur acolyte) et coopérer (se taire) sans avoir la possibilité de communiquer. Le dilemme tient dans le fait que la solution la plus avantageuse pour chacun est de trahir, mais que la solution la plus avantageuse collectivement est une double coopération. La pire solution collective du jeu est alors la trahison des deux joueurs. Les dilemmes de ce type prennent souvent appui sur une matrice des gains qui permet, en croisant les réponses de chacun des joueurs, de déterminer le gain de chacun. De nombreuses extensions de ce jeu particulier ont été réalisées : dilemme du prisonnier itéré, dilemme à n joueurs, jeu spatialisé dans lequel les joueurs résolvent le dilemme avec leurs plus proches voisins. Dans le cadre du dilemme du prisonnier itéré à n joueurs, de nombreux travaux se basent également sur des stratégies pour déterminer la décision des joueurs (Axelrod, 1992) et utilisent éventuellement des algorithmes évolutionnistes (Hales, 2001).

Dans le domaine plus large de la théorie des jeux, de nombreux autres dilemmes ont été mis en évidence pour caractériser des situations typiques de conflit social ou de choix social, ainsi le jeu de l'ultimatum, jeux bien public bien privé ou la tragédie des communs. En particulier certains jeux se focalisent sur la notion de coalition (Shapley et Scarf, 1974). Les hypothèses classiques qui sous-tendent la théorie des jeux sont cependant parfois discutables et souvent discutées, en particulier le fait que chaque joueur soit parfaitement rationnel et cherche à ce titre à optimiser son gain. Cependant, cette hypothèse de rationalité permet d'avoir dans ce cadre des comportements simples et déterministes et conduit au fait que la plupart des jeux formalisés sont solubles analytiquement, au sens où l'on peut analytiquement en trouver des caractéristiques fondamentales comme les solutions (n -uplets de choix dans un jeu à n joueurs) qui correspondent à un équilibre de Nash ou qui sont Pareto-optimales. L'équilibre de Nash correspond à une situation dans laquelle chaque joueur, s'il considère le choix de l'autre comme fixé, n'a pas intérêt à modifier son propre choix. La simulation est, de plus, souvent utilisée dans ce cadre pour aider à la recherche de la solution analytique dans des cas complexes, typiquement le cas de la recherche de stratégies viables dans le cas du dilemme du prisonnier itéré spatialisé à n joueurs.

2.1.7.3 *Les automates cellulaires*

Une des approches individus-centrée parmi les plus employée concerne les automates cellulaires, dont l'exemple le plus connu (au moins pour les informaticiens) est le « Jeu de la vie » de Conway (exposé par Gardner (1970)). Ceux-ci ont en fait été introduits dans les sciences naturelles par John Von Neumann à la fin des années 40 (Von Neumann et Burks, 1966) principalement dans le but de fournir une abstraction réductionniste de la vie et des systèmes auto-reproducteurs.

Formellement un automate cellulaire est composé de cellules A , chaque cellule A_i étant caractérisée par son état X_i et une fonction de changement d'état f_i .

Nous pouvons distinguer dès lors deux cas d'automates cellulaires, dont la topologie sous-jacente sera systématiquement un graphe statique et majoritairement une grille carrée repliée (un tore cf. Figure 2-1).

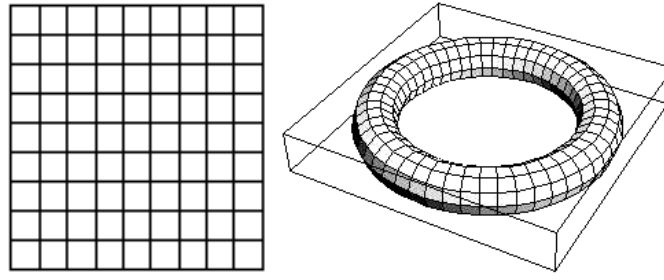


Figure 2-1 : Topologie généralement sous-jacente aux automates cellulaires, elle peut représenter une structure sociale (un réseau social) ou un environnement discrétisé dans lequel les agents se déplacent.

Soit la structure topologique déterminée représente une structure sociale, un graphe G statique, ainsi Γ , la fonction de mise à jour du graphe est constante et $\forall t, G(t+1) = G(t) = G_0$ et la fonction f_i de changement d'état d'une cellule prend en paramètre l'état des cellules adjacentes sur le graphe pour déterminer le nouvel état de la cellule. Ainsi, nous pouvons réduire le changement d'état (Eq. 2-4) à la forme suivante :

$$X_i(t+1) = f_i(v(A_i(t), G(t))) \quad (Eq. 2-11)$$

Soit cette structure topologique représente un environnement E discrétisé dans lequel les individus se déplacent. L'environnement reste statique $\forall t, E(t+1) = E(t) = E_0$ et de manière identique la fonction f_i de changement d'état d'une cellule prend en paramètre l'état des cellules voisines dans l'environnement pour déterminer le nouvel état de la cellule. Ainsi, nous pouvons réduire le changement d'état (Eq. 2-4) à la forme suivante :

$$X_i(t+1) = f_i(A(t), E(t)) \quad (Eq. 2-12)$$

Ainsi, le premier automate cellulaire utilisé dans le cadre de la modélisation de phénomènes sociaux fut proposé par James M. Sakoda (1971). Ce modèle, construit pour étudier la formation de groupes dans une population et baptisé "checkerboard model", n'était au départ pas lié à la communauté des automates cellulaires et n'y portait aucune référence. Cependant, Sakoda propose un modèle dans lequel un ensemble d'entités qui ont des règles locales très simples et dont le comportement collectif est pourtant complexe. Ce modèle est en fait l'archétype des modèles individus-centrés bottom-up.

Un autre exemple plus célèbre est fourni par Thomas Schelling (1971) et concerne lui aussi l'étude de formation de groupes dans une population et plus particulièrement l'analyse des processus de ségrégation. Comme dans le modèle de Sakoda, le résultat important qui sera retenu (outre les résultats du modèle lui-même) est le suivant : des règles simples appliquées au niveau local (niveau individuel) peuvent produire, au niveau global des effets qui sont « inattendus » et non spécifiés dans les règles d'interactions locales. Schelling cherche dans ce modèle les résultantes collectives d'hypothèses simples réalisées au niveau individuel.

Il faut cependant noter que ni Sakoda, ni Schelling ne font explicitement référence aux automates cellulaires à cette époque. Néanmoins, leurs modèles sont clairement formalisés comme des automates cellulaires et en partagent les principales caractéristiques comme : la discrétisation de l'espace et du temps, l'introduction d'un voisinage social (sous-tendu par l'environnement) et le fait que les processus modélisés soient locaux. Ainsi Albin (1975) classe clairement les modèles de Schelling et de Sakoda dans la catégorie des automates cellulaires et désigne également l'énorme potentiel des automates cellulaires et des automates à états finis pour la compréhension des dynamiques sociales. Toutefois, c'est seulement au cours de la dernière décennie que les modèles reposant sur des automates cellulaires ont été utilisés plus fréquemment dans les

sciences comportementales et sociales (Nowak et Lewenstein, 1996 ; Latané et Nowak, 1997 ; Hegselmann et Flache, 1998 ; Ahmed et Elgazzar, 2001). Un nombre substantiel de sociétés artificielles décrites dans Epstein et Axtell (1996) peuvent également être formalisées sous forme d'automates cellulaires.

2.1.7.4 Simulations orientées-objet et simulations multi-agents

Quelle que soit la terminologie utilisée ou l'obédience dans laquelle on se situe, on ne peut nier l'apport essentiel des langages orientés-objet à la simulation individus-centrée. Pour référence, on pourra se reporter à Hill (1996) ou Joines et Roberts (1998). Ainsi, de nombreux modèles individus-centrés, en particulier les simulations multi-agents, sont implémentés dans un langage orienté-objet (SmallTalk, Java ou C++ pour les principaux). La raison en est que le paradigme objet est actuellement le seul (en attendant le développement de langages agents) à correspondre conceptuellement ou à partager conceptuellement la même structure que les modèles individus-centrés. Ceci provient d'une propriété particulière de l'objet, l'encapsulation, qui permet de regrouper au sein d'une même structure les données correspondant à l'objet en question et les méthodes qui permettent de traiter ces données. Toutes les instances d'une classe définie partagent la même structure et les mêmes méthodes, mais les attributs de chaque instance peuvent avoir des valeurs différentes. Ainsi, comme nous le verrons un peu plus loin, la description basique d'une entité ou d'un individu A_i dans un modèle individus-centré, correspondant à un vecteur d'états X_i et à une fonction de transition associée f_i , trouve sa pleine expression dans l'approche objet. Le vecteur d'état prend différentes valeurs d'individu en individu, mais la fonction de transition est beaucoup moins diversifiée dans la population (on utilise généralement la même fonction de transition pour tous les individus du modèle).

Si l'on cherche à différencier l'objet de l'agent, on se heurte systématiquement au fait qu'actuellement tout système multi-agents étant implémenté en langage orienté-objet, *volens nolens*, tout agent est un objet (Odell, 2002). Cependant, on situe généralement la différence entre ces deux entités non pas au niveau de leur structure mais conceptuellement par le fait que l'on retrouve dans les agents des mécanismes ou des attributs qui n'existent pas systématiquement dans le concept objet. Ainsi on caractérise souvent un agent en associant à l'objet qu'il est, des buts, des intentions, en bref des mécanismes que l'on pourrait qualifier d'anthropomorphiques. Michael Wooldridge, nous donne l'occasion de résumer cette différenciation de manière synthétique : « *objects do it for free, agents do it for money* ».

Il faut cependant reconnaître que l'inclusion de références anthropomorphiques pour exprimer cette différenciation n'a pas été neutre dans le rôle particulier qu'ont joué les systèmes multi-agents dans la simulation sociale individus-centrée, même si la plupart des avantages que l'on associe à une approche agent, dérivent directement d'avantages existants dans le paradigme objet.

Les différents intérêts de l'utilisation d'une approche individus-centrée ont souvent justifié une approche multi-agents pour la simulation de nombreux systèmes, en particulier dans le cadre de l'étude de l'émergence de comportements collectifs (Drogoul, 1993).

La grande expressivité qui peut être incluse dans des modèles objets en général et des modèles de simulations multi-agents en particulier, ainsi que l'introduction facilitée de paramètres plus qualitatifs, ont rapidement fait naître l'intérêt de l'utilisation de ce type de modèles dans le dialogue avec des non-modélisateurs ou des non-spécialistes des sciences sociales. Ainsi, on retrouve dans Ferrand (1997) un ensemble de modèles appliqués à l'aide à la décision ou à l'aide à la négociation pour la gestion des territoires où les interlocuteurs sont des décideurs politiques pour l'aménagement du territoire par exemple. L'approche multi-agents est particulièrement appropriée pour ce dernier type d'utilisation. En particulier, comme le souligne (Franchesquin, 2001) d'un point de vue méthodologique dans le cadre de la modélisation d'écosystèmes anthropisés, mais également pour intégrer les nombreuses dimensions relatives à ces derniers (Franchesquin et Espinasse, 2001 ; Franchesquin et al., 2003 ; Mathevet et al., 2003) et particulièrement pour inclure explicitement le modèle des individus, des acteurs au sens sociologique, du système modélisé (Cambier, 1994). Cette grande « liberté » de modélisation a ainsi permis l'existence d'un large spectre de modèles et ceci dans différents domaines : l'étude et l'évaluation d'organisations (Prietula et al., 1998 ; Lomi et Larsen, 2001) en incluant leur représentation sous forme de réseaux de dépendances (Sichman 1995 ; 1998) ; la modélisation de comportements de foules pour déterminer les meilleurs emplacements des sorties de secours (Helbing et al., 2002) ; la modélisation de

phénomènes de croissance urbaine (Bura et al., 1993) ou de migration intra-urbaine (Benenson, 1998 ; Vanbergue et al., 2000) ; ou encore pour réaliser des scénarios, rétrospectivement, en paléontologie (Doran et al., 1992).

Cependant, si nous voulons nous référer à nouveau au méta-modèle présenté pour y inclure les différents types de modèles multi-agents, nous pouvons de manière simplificatrice se servir du fait que *de facto* les agents sont des objets, des structures paramétriques qui regroupent au sein de la même structure les données relatives à l'objet, ses attributs et les fonctions pour les traiter, ses méthodes. Ainsi, formellement nous pourrions considérer qu'un modèle de simulation multi-agents M est l'ensemble $\{A, G, E, S, T\}$ où A sera la population d'agents $\{A_i\}$, chaque type d'agents (nous pouvons considérer le cas de populations hétérogènes) étant défini par son vecteur d'état X_i (ses attributs, qu'il s'agisse d'un agent réactif ou d'un agent cognitif) et la fonction de transition d'état associée f_i (une forme agrégée des méthodes associées à l'agent).

Les couplages qui peuvent apparaître dans les simulations multi-agents embrassent tout le spectre des couplages décrits lors de l'exposé du méta-modèle. Concernant le couplage entre la mise à jour de l'agent et les autres éléments du modèle, on retrouve ainsi fréquemment des couplages avec les autres agents via un réseau social (Auer et Norris, 2001) de type $X_i(t+1) = f_i(X_i(t), v(A_i(t), G(t)))$; ou des couplages avec les autres agents via l'environnement de type $X_i(t+1) = f_i(X_i(t), A(t), E(t))$ (Epstein et Axtell, 1996) ou encore des couplages complets entre environnement, agents et réseau social $X_i(t+1) = f_i(X_i(t), v(A_i(t), G(t)), E(t))$ qui peuvent inclure (Deffuant et al., 2002b) ou non (Bonnefoy et al., 2001) une composante exogène $S(t)$ dans la mise à jour de l'état de l'agent.

Concernant les couplages entre les autres composantes du modèle, que ce soit le couplage de l'environnement avec la population ou le réseau social ou le couplage du réseau social avec la population et l'environnement on retrouve également un certain nombre de travaux qui remplissent la largeur du spectre des possibles.

2.2 Simulations individus-centrées de l'influence sociale

Après ce rapide panorama du champ de la simulation sociale ou de la modélisation sociale et plus particulièrement de l'approche individus-centrée nous allons maintenant nous focaliser sur un champ particulier de la modélisation des systèmes sociaux dédié à la modélisation de l'influence sociale et particulièrement à la modélisation de la dynamique des opinions dans une population. Cet intérêt a très tôt fait partie des préoccupations liées à la modélisation du social par le biais des modèles de vote. De l'énoncé des propriétés de divers systèmes de vote, Condorcet (1994) énoncera en particulier le paradoxe des votes, à la détermination des conditions liées à l'obtention d'un consensus au sein d'un groupe (Stone, 1961 ; Chatterjee et Seneta, 1977 ; Cohen et al., 1986), jusqu'à l'analyse d'opinions publiques au cours d'enquêtes d'opinions (classiquement les sondages liés aux élections politiques), pour terminer par la compréhension des mécanismes sous-jacents à l'influence sociale et à la dynamique des opinions publiques (par exemple en psychosociologie (Deutsch et Gerard, 1955)), les préoccupations du champ sont larges et nous ne tenterons pas davantage d'en expliciter les motivations. Nous proposons ici de caractériser les différents modèles d'influence sociale et de dynamique d'opinions formalisés (en termes mathématiques ou algorithmiques) collectés dans la littérature.

Pour ce faire, nous allons nous intéresser consécutivement aux différents éléments présents dans le méta-modèle pour déterminer comment ceux-ci sont implémentés et gérés dans la littérature. Ainsi, nous aborderons successivement la représentation et la gestion du temps ; l'individu avec les nombreuses composantes qui peuvent y être associées (la décision, l'influence et la transmission des messages en particulier) ; le réseau social ou la structure d'interactions sous-jacente ; l'environnement et enfin les facteurs exogènes des modèles.

2.2.1 Le temps

Pour aborder le problème du temps dans les simulations, il nous faut tout d'abord distinguer deux aspects. Le premier concerne la manière dont celui-ci est représenté dans les simulations. Le second concerne la manière dont il est géré « pratiquement » dans ces simulations. La composante *T* définie dans le méta-modèle présenté (Eq. 2-1) est la résultante des deux aspects et correspond à la manière dont sera implémenté le temps dans le modèle.

2.2.1.1 La représentation du temps

Concernant la représentation du temps dans les simulations individus-centrées, nous retrouvons les représentations classiques utilisées dans le domaine de la simulation en général. Ainsi, nous distinguerons trois types de représentations :

- *Le temps continu*, la variable représentant le temps dans la simulation est alors un nombre réel et l'état du système peut être défini quelle que soit sa valeur.
- *Le temps discret*, la variable représentant le temps étant un entier, les états du système sont définis pour chacune de ses valeurs et la représentation de l'évolution du système correspond à une fonction en escalier (constante par morceaux).
- *L'approche événements discrets* (Zeigler et al., 2000 ; Magnin, 1996 ; Minar et al., 1996) se focalise sur l'occurrence des événements dans la simulation plutôt que sur le temps directement.

Cependant, le plus souvent, et particulièrement en simulation sociale, le temps n'est pas une dimension sur laquelle le modélisateur peut travailler avec précision. Il peut être difficile, par exemple, d'évaluer la date d'occurrence de la prochaine rencontre entre deux personnes ou même d'émettre des hypothèses quant à celle-ci. Une des raisons de cet état de fait pourrait provenir du manque de robustesse des données sociologiques sur ce point. Pour résoudre ce problème de la temporalité du système modélisé, la solution communément adoptée est de prendre des hypothèses minimales et donc de se baser uniquement sur une relation d'ordre temporelle entre les états du système plutôt que sur une véritable gestion du temps dans la simulation. Il en résulte ainsi fréquemment une utilisation de l'approche temps discret.

2.2.1.2 La gestion du temps

La représentation du temps dans les simulations sociales peut être ramenée dans tous les cas à une relation d'ordre temporelle entre les états du système. Deux éléments sont cependant déterminants pour caractériser la manière dont ce temps est géré dans ces modèles. Il s'agit d'une part de l'activation ou du scheduling : le moyen par lequel les individus sont activés ; et d'autre part de la mise en relation des individus qui correspondrait davantage à la cardinalité de l'interaction, c'est-à-dire au nombre d'éléments qui entrent en jeu au cours de l'interaction.

Comme souligné dans plusieurs articles, l'activation est un point important dans les modèles de simulation individus-centrée. Le mécanisme ou la technique d'activation retenue influence beaucoup les sorties du modèle (Axtell, 2000b ; Meurisse et Vanbergue, 2001 ; Michel et al., 2001 ; Huberman et Glance, 1993 ; Lawson et Park, 2000). Nous n'évoquerons pas ici des problèmes posés par l'activation dans les simulations distribuées mais seulement par l'activation dans un modèle exécuté sur un seul processeur. En considérant la manière dont le modélisateur représente le temps dans son modèle, nous distinguons classiquement deux principales catégories (Coquillard et Hill, 1997) (cf. Figure 2.2) pour le gérer.

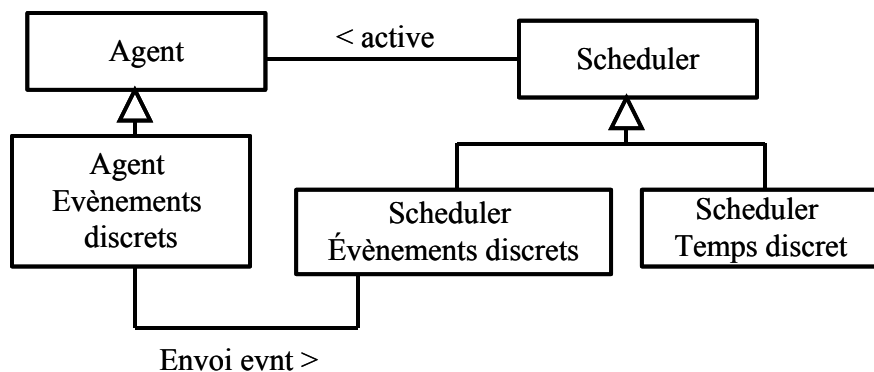


Figure 2-2 : Diagramme UML des grands types d'activations

Concernant l'approche événements discrets (Zeigler et al., 2000 ; Magnin, 1996 ; Minar et al., 1996), la date d'occurrence des événements dans la simulation est généralement calculée au cours de la simulation et les événements sont souvent ordonnés dynamiquement en fonction de cette date dans un échéancier. Les problèmes de concurrence entre événements sont résolus en général par l'utilisation d'une fonction de résolution de conflits au sein d'un noyau de synchronisation, comme on la retrouve formalisée explicitement en DEVS (Zeigler et al., 2000). L'activation par une loi de Poisson est dans ce cadre proposée par Young (1998). Ce dernier utilise ainsi une loi de Poisson pour déterminer pour chaque individu l'occurrence de son prochain changement d'état. L'utilisation d'une loi de Poisson correspond dans ce cas à une hypothèse d'indépendance entre les événements, ici donc les dates des changements d'état de chaque individu. Il nous faut souligner ici qu'une gestion du temps par événements discrets peut être appliquée à des représentations du temps qui sont continues, discrètes ou à événements discrets. Bien que, comme souligné par Coquillard et Hill (1997) l'approche par événements discrets soit la plus robuste et la plus efficace en termes de temps de calcul, elle n'est cependant pas toujours applicable (Galler, 1997).

Si nous considérons maintenant l'approche temps discret dite également « par horloge », nous pouvons distinguer différentes manières de gérer l'activation des entités du modèle :

- L'*activation synchrone ou activation avec double buffering* (Travers, 1996), tout d'abord, correspond à une mise à jour en deux passes de l'état des individus. La première passe correspond au calcul de l'état suivant de chaque individu de la population, la mise à jour n'étant pas effectuée mais stockée dans des variables temporaires. La deuxième passe correspond à la mise à jour des nouveaux états pour chacun des individus. Avec cette activation, la fonction de mise à jour est *déterministe* au moins en ce qui concerne l'activation.
- L'*activation asynchrone* correspond à une mise à jour en une passe où chaque individu est sélectionné aléatoirement, la mise à jour calculée et effectuée. Concernant l'activation asynchrone, plusieurs méthodes de sélection d'un individu peuvent être mises en place.
- L'*activation asynchrone simple*, utilisée par exemple dans Epstein et Axtell (1996), consiste à tirer aléatoirement un individu à chaque pas de temps (ou itération) et à le mettre à jour ensuite. Comme souligné par Michel et al. (2001) cette méthode permet d'éviter le problème de la gestion de la concurrence entre les événements.
- L'*activation n-asynchrone* est utilisée pour introduire la contrainte qu'à chaque pas de temps, tous les individus doivent avoir été activés une fois et une seule. Elle consiste, à chaque itération, à activer un par un tous les individus aléatoirement dans une liste tout en construisant la liste des individus pour la prochaine itération. Chaque individu étant mis à jour juste après son activation.
- L'*activation asynchrone par fréquence d'interaction* (Deffuant, 2001) est moins généralisable mais peut être également considérée comme intermédiaire entre l'approche événements discrets et l'approche temps discret. Elle est appliquée à des modèles qui comprennent un graphe d'interaction et dont les interactions entre les individus sont les seules sources de changement d'états individuels (pas de

déplacement dans l'environnement par exemple). L'activation concerne alors non plus les individus mais les relations entre eux. Une relation (un lien du graphe) étant sélectionnée aléatoirement de manière biaisée en fonction de fréquences d'interactions précédemment définies, l'interaction correspondante est alors réalisée. Une variante de cette activation (Amblard et Deffuant, 2003) a été appliquée à des modèles d'interactions conditionnelles. Nous activons alors aléatoirement que les relations qui vérifient une condition d'interaction présente dans le modèle (et qui résulteront donc en un changement d'état d'au moins un des individus impliqués dans la relation). Les résultats de ce type d'activation dépendent cependant fortement du type de modèle, la mise à jour du graphe des interactions possibles (qui vérifient la condition) étant très coûteuse en temps de calcul.

2.2.2 L'individu

Pour présenter ici les différents types d'individus qui peuvent être rencontrés dans la littérature, nous aborderons successivement :

- la caractérisation du domaine de définition des états d'un individu (plus particulièrement le domaine de définition de la variable qui représente son opinion ou les attributs de l'individu sous influence, soit X_i (cf. Eq. 2-4) dans le méta-modèle),
- la cardinalité de l'influence dans les modèles qui correspond à un couplage entre le $v(A, G)$ qui est pris en compte dans la fonction de transition d'état (cf. Eq. 2-6) et le processus de gestion du temps T ,
- les processus de transmission de l'information,
- les formes d'interactions entre individus,
- les processus décisionnels chez les individus, ces derniers aspects étant inclus dans la fonction de transition f_i du méta-modèle (Eq. 2-4).

2.2.2.1 Les attributs de l'individu

Le domaine de définition du vecteur d'états X_i d'un individu A_i , et plus précisément des états correspondants à son opinion ou à l'attribut susceptible de subir une influence (le vote ou une décision d'adopter ou pas une innovation), correspond dans le modèle à l'ensemble des valeurs que peut prendre l'état d'un individu dans l'absolu et non pas les valeurs contraintes par une dynamique quelconque du modèle. Il s'agit donc bien des domaines de définition et de variation de la fonction de transition d'état de l'individu.

Ce domaine peut être unidimensionnel ($\dim(X_i)=1$) dans le cas d'une variable simple qui représente l'état d'un individu comme l'opinion dans Weisbuch et al. (2002a), ou le vote dans Galam (1997). Mais il peut être également multidimensionnel ($\dim(X_i)=n$, $n>1$) comme c'est le cas dans le modèle de dissémination de la culture (Axelrod, 1997), dans lequel un vecteur de valeurs discrètes représente l'état courant de l'individu. Chaque composante du vecteur est alors associée à un trait culturel présent ou absent chez l'individu. La dimension est cependant toujours finie. A notre connaissance il n'existe pas de modèles dans lesquels il y a création de dimensions pour caractériser l'état d'un individu.

L'autre point important pour caractériser ce domaine de définition concerne ensuite la caractérisation de chacune de ces dimensions X_{ij} (la $j^{\text{ème}}$ composante du vecteur d'état de l'individu i). Chaque dimension peut être :

- *finie*, comme c'est le cas du choix binaire dans le modèle de Galam (1997) (X_{ij} est alors un booléen) ou des motifs (au sens de formes) culturels dans celui d'Axelrod (1997) ou (Castellano et al., 2000) dont chaque dimension est binaire ou discrète et bornée ;
- *continue et bornée*, par exemple dans les récents modèles de dynamique des opinions (Dittmer, 2001 ; Hegselman et Krause, 2002 ; Deffuant et al., 2002a), où ces dernières sont représentées par des réels compris entre -1 et 1 ou 0 et 1 (cf. Figure 2.3).

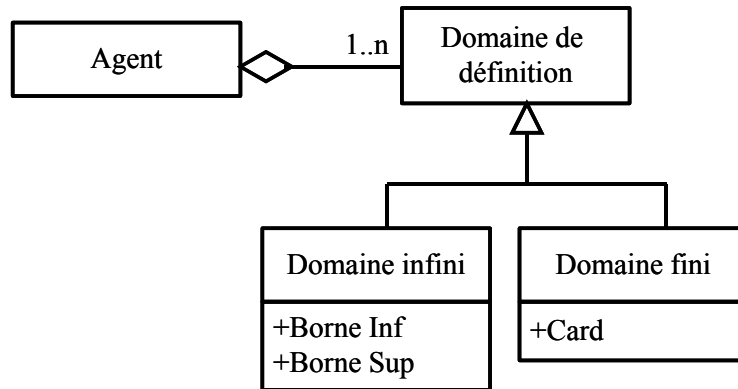


Figure 2-3 : Diagramme UML de l'espace des états de l'individu

Nous rappelons ici que les individus considérés au niveau agrégé comme une distribution de vecteurs d'état est un point important pour la compréhension du fonctionnement des simulations individus-centrées. La vision de l'évolution de la population comme une évolution d'une distribution de vecteurs d'états dans le temps permet de mettre en place des outils particuliers.

2.2.2.2 Cardinalité de l'influence

L'activation des individus ou des relations n'est pas le seul déterminant de la temporalité des interactions. En effet, le nombre d'individus impliqués au cours d'une itération ou plutôt au cours d'une activation, est une caractéristique importante du modèle (cf. Figure 2.4). Il est pris en compte plus formellement par la fonction $v(A,G)$ définie par l'équation 2-6 qui renvoie les individus qui peuvent être pris en compte au cours de l'interaction.

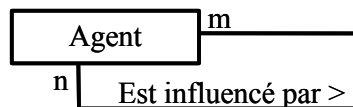


Figure 2-4 : Diagramme UML pour la cardinalité des influences dans les différents modèles de la littérature.

Ainsi, si nous considérons, dans le cadre des modèles d'influence, au cours de l'interaction, le nombre d'individus influents n et le nombre d'individus influencés m , nous obtenons les cas $n-m$ suivants :

- $1-1$: Classiquement utilisé, les individus sont en interactions par paires (Weisbuch et al., 2002b ; Deffuant et al., 2002a), soit en activant un premier individu et en choisissant le deuxième individu aléatoirement dans son voisinage social ; soit en activant directement une relation entre les deux entités.
- $n-1$: Ce type d'influence dans lequel n individus influencent l'individu activé est caractéristique des modèles dans lesquels interviennent une influence de groupes, par exemple avec une mise à jour de l'état des individus par application de la règle de majorité sur le groupe auquel l'individu appartient (Galam, 1997), ou par l'application d'un seuil sur la moyenne des états de ses voisins (Granovetter, 1978). Un cas particulier est celui pour lequel $n=N$ la taille de la population (ou $N-1$ si nous excluons l'état de l'individu considéré). Dans ce cas, l'individu peut être considéré comme étant en information complète et a accès à l'état de tous les autres individus de la population. Ils correspondent, nous l'avons vu précédemment à l'hypothèse de champ moyen en physique statistique.
- $1-m$: Dans ce cas là, l'individu sélectionné influence m autres individus. C'est souvent le cas de modèles de propagation, par exemple les modèles de paniques en économie.

- $n-m$: Dans ce cas un groupe de taille n en influence un autre de taille m , comme c'est le cas dans le modèle de Sznajd (Sznajd-Weron et Sznajd, 2000) dans lequel un individu est activé et un de ses voisins sur le graphe de relations est choisi aléatoirement. Si les deux individus ont la même opinion, ils influencent alors tous leurs voisins (communs ou pas) qui adoptent alors l'opinion commune aux deux individus sélectionnés.

Dans le cas de cardinalités $n-1$, (n individus vont influencer la décision de l'individu courant) le mécanisme d'agrégation des influences reçues ou collectées auprès des n individus, est très caractéristique du modèle. Quelques mécanismes agrégatifs se retrouvent malgré tout assez fréquemment :

- *Influence moyenne* : dans le cas d'une relation $n-1$, l'individu réalise la moyenne des influences de son voisinage social pour la prendre en compte par la suite dans le processus décisionnel. Un cas particulier appliqué au cas d'un ensemble de choix fini pour l'ensemble des individus consiste à appliquer une règle de majorité sur le voisinage social, c'est le cas de nombreux modèles de vote binaire (Föllmer, 1974 ; Galam, 1997).
- *Modèle à seuil* : dans le cas d'une cardinalité $n-1$, (l'individu est influencé par un groupe de n individus), l'individu applique un seuil qui lui est propre à l'influence qu'il reçoit ou collecte auprès de son voisinage social. Ce seuil représente généralement une proportion limite de son voisinage social qui doit avoir atteint un certain état pour que l'individu soit lui-même influencé. L'application à un ensemble de choix binaires est particulièrement répandue dans les modèles de diffusion de l'innovation sur des réseaux sociaux où le choix binaire correspond à l'adoption ou pas d'une innovation (Valente, 1995) ou dans les modèles de formation d'émeutes (je me révolte / je ne fais rien) dans un cas complètement connecté (Granovetter, 1978). Ainsi dans ces cas, le seuil de l'individu correspondant à un taux de la population dans un état « ayant adopté » ou « en émeute », l'individu change de comportement si la proportion de son voisinage social qui a adopté le nouveau comportement est supérieur au seuil personnel de l'individu. Le seuil reflète ainsi la plus ou moins grande résistance de l'individu au changement. Un seuil faible correspond souvent à un comportement innovateur et un seuil plus élevé à un comportement suivist. Dans ces cas les choix de la graine d'innovateurs et de leur positionnement dans le réseau social sont capitaux pour la diffusion du nouveau comportement (Weisbuch et Boudjema, 1999).

Un autre cas de l'introduction de cette composante sociale à la décision concerne les dynamiques dites d'attraction-répulsion ou les dynamiques mimétiques en général. Dans le cadre de cardinalité de l'influence $1-1$ (l'individu est influencé par un seul autre à la fois), une dynamique souvent produite est celle de l'attraction-répulsion, pour laquelle l'individu influencé a tendance à se rapprocher de l'individu influençant sous certaines conditions, et éventuellement à s'en éloigner sous certaines autres. Ces conditions peuvent correspondre à une distance minimale entre les états des deux individus (Deffuant et al., 2002a ; Hegselmann et Krause, 2002 ; Axelrod, 1997), dans ce cas l'attraction entre individus est non-linéaire. De plus, si le mécanisme de répulsion est présent dans certains modèles qui incluent la notion d'environnement pour répondre à des problématiques d'occupation de l'espace ou de répartition des ressources, dans les modèles d'influence ou de dynamiques d'opinions ces mécanismes sont assez peu présents laissant souvent la place à des mécanismes d'attraction sous conditions.

2.2.2.3 Transmission entre individus

Derrière ce que nous appelons ici la transmission entre individus se cache en fait le lien réalisé entre l'état interne (privé) d'un individu A_i et le message (état ou ensemble d'états) que va recevoir et traiter l'autre individu A_j impliqué dans l'interaction. En fait, ces formes d'interactions varient, elles aussi, d'un modèle à l'autre. Nous pouvons formaliser la transmission de manière assez générale par l'introduction d'une fonction de transformation g_i des états perçus par un agent lors de la mise à jour de son état. Nous pouvons ainsi décrire la mise à jour de l'agent :

$$X_i(t+1) = f_i(X_i(t), g_i(A(t)), G(t), E(t), S(t)) \quad (Eq.2-13)$$

Nous pouvons cependant isoler trois principaux cas pour la fonction g_i :

- *Simple transmission* : g_i correspond à l'identité et l'individu A_j perçoit l'état interne de l'individu A_i sans distorsion. Il n'y a pas de distinction pour les individus entre un état privé contrôlé par l'individu et un état public à la disposition de tous les autres. C'est le cas de la grande majorité des modèles rencontrés (Weisbuch et al., 2002a ; Axelrod, 1997).
- *Transmission bruitée* : g_i correspond à une fonction probabiliste et l'état transmis par l'individu A_j est bruité (en général par un bruit uniforme autour de la valeur transmise). Le bruitage est effectué en général une seule fois : soit par l'individu émetteur, soit par le récepteur. Nous ne distinguerons pas les deux cas, le point important étant que l'individu influencé traite un état bruité de l'individu avec lequel il interagit pour mettre à jour son propre état (Epstein, 2001 ; Orléan, 1995). Le bruitage peut éventuellement faire intervenir des transformations plus complexes de l'état de l'émetteur. Urbig (2003) se place par exemple dans le cadre de la théorie de l'information et distingue message pensé (opinion propre), message vocalisé (attitude), message entendu (attitude perçue) et message compris (attitude interprétée) dans son modèle.
- *Communication par média*, ce troisième cas bien que ne rentrant pas dans ce cadre (puisque'il est pris en compte explicitement par un couplage entre l'environnement et les individus) est intéressant à mentionner ici. Il est illustré typiquement par les modèles de colonies de fourmis, pour lesquels le message passe par un média ou est déposé sur un support (en l'occurrence l'environnement). Le message peut être éventuellement dégradé au cours du temps, mais pas nécessairement ; le point important étant que l'influence de l'état de A_j sur l'individu A_i est différé dans ce cas au moment où A_i passe sur le message. Dans ce type de modèles, les messages échangés ne distinguent en général pas le récepteur, ils sont déposés pour tous ceux qui les trouveront.

Outre les mécanismes de déformations du message transmis, une autre distinction peut être faite concernant ce que nous pourrions appeler le vocabulaire des individus ou la structure de leur communication. Si dans la grande majorité des modèles cette communication est très frustrée (simple transmission de valeurs) et ne peut être réellement qualifiée de communication, certains courants des systèmes multi-agents ont colonisé le champ de la simulation sociale. Ainsi Conte (1999) défend l'approche de modélisation qui consiste à modéliser des mécanismes « réalistes » de l'interaction sociale, la modélisation par des agents socialement intelligents, avec des communications langagières. Cependant de tels modèles étant beaucoup plus difficiles à explorer, il existe peu de modèles qui incluent des agents délibératifs, ceci, dans le cadre des modèles de l'influence sociale ou des modèles de dynamiques d'opinions. Ce type de modèle est également pris en compte dans notre méta-modèle puisque la communication langagière utilisée est une propriété de l'individu et fait donc partie à ce titre de son vecteur d'état X_i et que sa transmission peut être gérée par les cas précédemment exposés concernant la prise en compte d'une fonction de transmission g_i appliquée aux états des individus participant à l'interaction au cours de la mise à jour de l'état d'un individu.

2.2.2.4 Processus décisionnel

De nombreux modèles de simulation sociale qui adoptent une approche individus-centrée incluent la notion de décision de l'individu qui est mis face à un choix. Formellement nous pouvons décomposer ce mécanisme décisionnel sous la forme d'une décision, un état $d_i \subseteq X_i$ de l'individu et d'une fonction de décision h_i qui est comprise et qui est parfois limitée à la fonction de transition d'état f_i . Cependant, les processus décisionnels implémentés dans les modèles de l'influence font bien souvent et bien évidemment référence aux principales théories de la décision et correspondent à des dynamiques suffisamment distinctes que nous allons maintenant présenter.

2.2.2.4.1 Décision par fonction d'utilité

L'utilitarisme en matière de théorie de la décision plonge ses racines dans l'ouvrage fondateur de la théorie des jeux : celui de Von Neumann et Morgenstern (1944). Cette théorie sera ensuite davantage formalisée par Savage (1954). Son principe est relativement simple : il consiste à représenter la décision d_i de l'agent ou de

l'individu comme le résultat d'une fonction h_i - la fonction d'utilité - qui lui permet d'évaluer les choix qui se présentent à lui. Ainsi l'individu parfaitement rationnel (hypothèse que prennent Von Neumann, Morgenstern et Savage) ayant à réaliser un choix (à prendre une décision), optera pour le choix qui va maximiser son utilité. Des versions dans lesquelles l'individu cherche à optimiser sa stratégie existent également, comme nous l'avons vu, dans le cadre classique du dilemme du prisonnier et de ses nombreuses variantes (Axelrod, 1992 ; Beaufils, 2000 ; Mathieu et al., 2000).

Un élément important des modèles qui est souvent pris en compte dans la fonction d'utilité concerne le fait que l'individu ait une mémoire (totale ou partielle) de ses états précédents. L'individu devient ainsi un apprenant au regard des résultats de ses stratégies précédentes (Duffy, 2001).

L'influence sociale dans ce type de modèles est introduite dans la décision par la prise en compte d'une part des actions passées des autres joueurs et d'autre part dans certains modèles par l'évaluation des actions possibles des autres joueurs, intégrée au mécanisme de décision individuelle.

2.2.2.4.2 Le décideur parieur

L'hypothèse du décideur idéal a cependant soulevé de grosses objections, l'homme ne réalisant pas toujours les choix optimaux. Parmi les tentatives pour corriger cette théorie, l'hypothèse du décideur parieur (Edwards, 1954) propose que l'individu réalise, outre une maximisation de sa fonction d'utilité, une évaluation des probabilités associées à tout ou partie des éléments extérieurs. Il ne peut donc plus évaluer sa fonction d'utilité de manière parfaite, mais de manière probabiliste. Le mécanisme de décision ne correspond donc plus à une maximisation de l'utilité, mais à une maximisation de l'espérance associée à cette utilité. Un exemple en est la décision d'acheter ou pas un ticket de loto, en prenant en compte la probabilité d'avoir un billet gagnant. L'introduction de l'influence sociale dans ce cadre est également fréquemment probabiliste ; le joueur peut associer des probabilités aux comportements des autres joueurs.

Outre le cadre théorique du décideur parieur introduit par Ward Edwards (1954), l'aléatoire peut également apparaître, dans le cadre des modèles de l'influence sociale, dans la mise à jour de l'état de l'individu, soit pour la résolution de conflits (la moitié de mes voisins pense A , l'autre moitié pense B , je choisis donc aléatoirement A ou B), soit directement dans la dynamique (je choisis A avec une probabilité égale à la proportion de mon voisinage qui est A). Schweitzer et Holyst (2000) proposent de plus, un modèle brownien de la dynamique des opinions qui introduit une composante aléatoire forte au sein du modèle de simulation. De même Nigel Gilbert (1997) dans un modèle de dynamique de l'Académie des sciences choisit les directions de l'extension du champ scientifique (qui correspond au choix d'un thème de recherche par les « individus-chercheurs » dans ce modèle) en partie de manière aléatoire.

L'inclusion de la perception subjective de ces probabilités dans la fonction de décision donnera naissance un peu plus tard à la théorie du prospect (Prospect Theory ou Cumulative Prospect Theory) de Tversky et Kahneman (1981 ; 1992). L'idée principale est que l'individu n'évalue pas les probabilités de gain de manière objective. Des éléments subjectifs participent à la décision et doivent donc être pris en compte. Par exemple, la différence de valeur entre 0 et 10 euros est interprétée subjectivement par l'individu comme étant plus importante que celle entre 50 et 60 euros. Ainsi, dans le cadre de la Prospect Theory, l'individu possède une fonction pour les valeurs des utilités et une fonction pour les probabilités subjectives associées, la décision correspond alors à un couplage des deux fonctions.

2.2.2.4.3 L'homo socio-economicus

Lindenberg (1990) propose une autre extension avec son méta-modèle de l'*homo socio-economicus*, qui tend à prendre en compte l'influence sociale comme une composante de la décision. L'individu fait ses choix non seulement en fonction de ce qui est préférable pour lui, mais aussi en prenant en compte les conséquences de son choix sur sa vie sociale (influence de type normative au sein d'un groupe). Ainsi, on peut introduire, comme dans Deffuant et al. (2000), une fonction d'utilité à deux composantes : une composante économique, qui correspondra à l'utilité intrinsèque que l'individu va retirer de ses choix et une composante sociale, qui correspondra à l'utilité sociale qu'il retirera de ses choix. Ainsi, un choix mal perçu socialement (ne pas trier ses déchets par exemple) pourra être évalué négativement en considérant la composante sociale, mais positivement (efforts en moins à fournir) du point de vue de l'utilité propre à l'individu. L'ensemble des deux composantes étant agrégé, l'individu peut ainsi faire des choix impopulaires mais très bénéfiques pour lui ou au contraire, refuser de faire les choix optimaux pour lui sachant que la sanction sociale sera plus forte que son gain propre. Une telle approche est par exemple intégrée au modèle de décision décrit dans Deffuant et al. (2000).

Cependant, en suivant cette approche, la composante sociale peut être traitée différemment suivant les modèles en particulier en ce qui concerne l'influence sociale à laquelle est soumis l'individu. Ainsi, un critère majeur de différenciation des modèles de l'influence sociale est lié à la cardinalité de l'influence abordée plus haut.

2.2.2.4.4 L'homo economicus et la boîte à outils cognitive

Une autre extension intéressante de la théorie classique est celle qui tend à se rapprocher des sciences cognitives en introduisant explicitement des composantes cognitives dans le mécanisme décisionnel des individus. Ainsi, les modèles de décision délibératifs sont mis en place en particulier dans les architectures d'agents délibératifs ou agents intentionnels (Rao et Georgeff, 1991 ; Cohen et Levesque, 1988) construits sur une architecture BDI (Belief, Desire, Intentions). Formellement nous pouvons cependant inclure ces éléments cognitifs comme des composantes X_j du vecteur d'état X_i en précisant malgré tout que ces éléments seront d'une nature plus complexe que les attributs envisagés précédemment puisque les croyances de ces agents dérivent directement d'une approche objet, symbolique avec une logique associée. Ces représentations que nous pouvons considérer comme étant des représentations objets correspondent à un mode de représentation très employé en pratique. L'agent maintient ainsi en mémoire un réseau d'objets formant une image, reproduction partielle de son environnement, des autres agents, etc.. Il évalue les transformations de l'univers, la satisfaction de ses propres buts au travers de ce réseau d'objets et chaque agent maintient une liste des sites spatiaux et des autres agents rencontrés, dans un repère spatial qui lui est propre.

Les désirs associés aux agents de type BDI correspondent à la fois à des visions du monde futur, à des buts ou des objectifs cohérents (la cohérence étant ici symbolique d'un désir rationnel), et à des plans (Rao et Georgeff, 1991) pour la réalisation des buts et objectifs de l'agent. Les plans correspondent, par exemple, dans le cas particulier d'ordonnancement de cubes (Ferber, 1995) (cf. Figures 2.5 et 2.6), à des schémas d'actions applicables pour atteindre des buts ou objectifs finaux ou partiels.

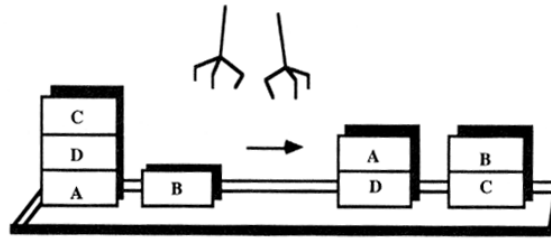


Figure 2-5 : Problèmes d'ordonancement de cubes

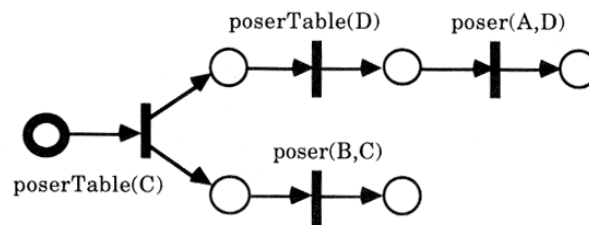


Figure 2-6 : Réseau de Pétri pour la résolution d'objectifs dans le cadre d'ordonancement de cubes

La troisième composante des architectures BDI - l'intention ou intentionnalité - est obtenue à partir des buts notamment par la notion d'engagement (Cohen et Levesque, 1988). Elle est ainsi relative à des individus particuliers auprès desquels l'individu adopte une certaine attitude et un certain comportement.

Pour la décision chez les agents cognitifs, le débat tourne autour de deux approches pour prendre en compte l'aspect social : définir des croyances mutuelles, des désirs et des intentions communes ou définir des normes et des conventions. Ainsi, pour la réalisation d'agents sociaux, Rao et Georgeff (1991) définissent des agents qui ont des notions de croyances communes et de buts et intentions communes. Ils utilisent des plans sociaux (au sens de planification) spécifiant comment ils doivent être menés et sous quelles conditions. Le processus de négociation ou de décision collective consiste alors à choisir un but commun, puis sélectionner un plan social satisfaisant le but commun et finalement s'engager en commun à la réalisation de ce plan.

Woolridge et Jennings (1994), quant à eux, choisissent le double processus de l'engagement et des conventions. Ainsi, pour eux, la réalisation d'un construit social chez les agents se fait en plusieurs étapes. Dans un premier temps un agent réalise un travail de reconnaissance en identifiant une coopération potentielle. Puis l'agent va chercher à former un groupe ou une équipe en sollicitant de l'assistance. Il y a formation d'un plan social, l'équipe négocie alors pour un plan commun. Enfin suit l'exécution, phase au cours de laquelle les agents jouent les rôles définis par le plan social choisi. Les conventions, quant à elles, décrivent les circonstances suivant lesquelles un agent doit reconsidérer son engagement, c'est-à-dire la manière dont un agent avertira les autres s'il se désengage ou si le statut de son engagement change. Ainsi, Woolridge et Jennings envisagent le processus de coordination comme étant la somme des engagements, des conventions sociales, et du raisonnement local.

Enfin, Sichman (1995 ; Conte et Sichman, 2002) introduit la notion de dépendance sociale entre agents. Un agent A_i dépend d'un agent A_j pour réaliser le but p si A_i n'est pas capable de réaliser intégralement le but p alors que A_j est, lui, capable de le réaliser au moins en partie. Nous considérons alors un contexte relationnel, les

relations sociales étant préexistantes aux engagements. Il s'agit de simuler des agents socialement situés, qui se trouvent dans un réseau de relations (ou un réseau d'accointances).

2.2.3 Le réseau social (l'organisation)

Comme nous l'avons souligné dans l'introduction, la structure sociale G , autrement appelée le réseau social ou la structure des relations entre les entités d'un modèle, est déterminante sur le comportement du modèle (Axtell, 2000a). Ce réseau social est ainsi souvent introduit dans les modèles de simulation sociale pour modéliser une influence sociale locale ou un accès limité à l'information. Alan Kirman (1997 ; 1999) souligne en particulier l'importance de prendre en compte explicitement le réseau social dans les modèles économiques. Certains modèles, de part le système qu'ils cherchent à modéliser, s'affranchissent cependant de cette contrainte pour des raisons assez évidentes. Ainsi dans le modèle d'émeute de Granovetter (1978) chaque individu a effectivement accès au comportement de tous les autres, le réseau social ou le graphe sous-jacent correspondrait alors à un graphe complet, chaque individu étant lié à chaque autre de la population.

Pour de nombreux autres cas pour lesquels l'influence est locale, il s'agit souvent de reconstruire la structure ou le graphe correspondant qui déterminera les relations entre les individus. C'est dans cette optique que se détachent trois cas que nous allons exposer plus en détails : la construction d'un graphe à partir d'un espace social sous-jacent dans lequel sont situés les individus ; la construction d'un graphe indépendant des individus sur lequel les individus sont pour ainsi dire posés ; enfin la construction d'un graphe qui serait plongé dans un espace social, cas hybride des deux premières approches énoncées.

2.2.3.1 Réseau social construit à partir d'un espace social

Le principe général de cette approche consiste à reconstruire un espace social dans lequel chaque individu sera localisé. Cet espace peut intégrer une composante spatiale (Nowak et Vallacher, 1998) ou des dimensions socio-économiques. Une généralisation de la construction d'une métrique sociale est proposée par Banks et Carley (1994). Pour l'ensemble de ces modèles, le concept d'homophilie est généralement appliqué. Plus les individus sont similaires, plus ils sont proches dans l'espace social, plus grande est la probabilité qu'ils soient liés. La construction du réseau social est généralement probabiliste et intègre linéairement la distance euclidienne (ou euclidienne pondérée) des individus dans cet espace.

Dans ce cadre, une dynamique sociale sur le réseau correspondant à la destruction, la création ou simplement l'évolution de liens, découle de changements de positions des individus dans l'espace social.

Une approche particulière est celle qui consiste à reproduire un espace social correspondant à un espace géographique. La proximité dans cet espace peut être assimilée à une distance géographique. Cette approche est même souvent réalisée sans qu'il soit prêté de signification particulière à l'environnement spatial. La distance géographique rend alors une forme de distance sociale existante entre les entités du modèle. Ainsi comme nous l'avons vu précédemment pour les modèles de Schelling et de Sakoda, les automates cellulaires sont fréquemment utilisés dans le domaine de la simulation sociale (Hegselmann et Flache, 1998), plus exactement c'est la topologie classique des automates cellulaires, topologie en grille ou en tore, qui est utilisée. Il est à noter que les automates cellulaires ne sont pas caractérisés par cette topologie, mais c'est sans doute celle qui a été la plus utilisée dans ce champ. Les individus sont alors localisés sur cette grille (ou ce tore) et leur voisinage social est souvent défini à partir de cette grille régulière par un voisinage de Von Neumann ou de Moore (cf. Figure 2.7). Le voisinage de Von Neumann relie une cellule à ses quatre voisins (Nord, Est, Sud, Ouest) et le voisinage de Moore ajoute quatre autres voisins (NE, SE, SO, NO).

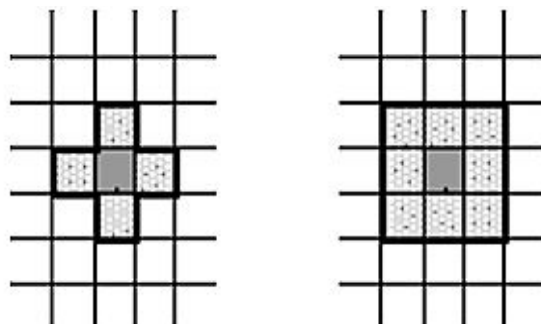


Figure 2-7 : Voisinage de Von Neumann (gauche) et de Moore (droite) sur un automate cellulaire

Flache et Hegselmann (2001) ont ainsi testé leur modèle sur différentes structures de ce type ainsi que sur des structures hexagonales ou des grilles irrégulières déterminées à partir d'un diagramme de Voronoi (cf. Figure 2.8), ce dernier étant équivalent au choix de plus proches voisins pour une certaine distance.

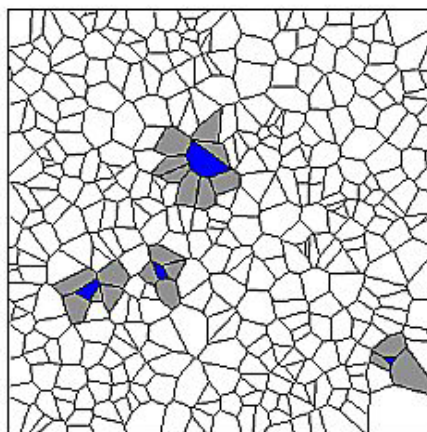


Figure 2-8 : Structure d'interactions déterminée à partir d'un diagramme de Voronoi.

Le modèle *p1* (Holland et Leinhardt, 1981) se situe dans le cadre de la reconstruction d'un espace social un peu particulier puisque les attributs de l'individu (sa localisation dans cet espace) concernent l'espace. Ces attributs sont la tendance de l'individu à créer des relations avec d'autres individus, à être choisi par d'autres, à faire des choix mutuels et la tendance moyenne à interagir avec les autres. La probabilité d'existence d'une relation donnée dépend alors de la valeur des attributs des deux individus en jeu.

Les modèles de variance de degré, quant à eux, dérivent en partie du travail de Blau (1967) sur la théorie de l'échange. Ces modèles supposent que les nœuds ou les individus ont des probabilités intrinsèques différentes de créer des liens. Les nœuds qui possèdent un degré de centralité élevé ont tendance à attirer de nombreux liens, alors que ceux qui ont un degré de centralité plus faible en attirent moins, comme c'est le cas pour les réseaux à invariance d'échelle (Barabasi et Albert, 1999). Les effets caractéristiques de polarisation ou de balkanisation découlent également de la notion de pouvoir et peuvent être vus comme des variations du modèle de variance de degré. La polarisation intervient ainsi lorsque la population se sépare en deux groupes, chacun étant centré sur un nœud spécifique. La balkanisation, quant à elle, intervient lorsque la société se scinde en un grand nombre de groupes, chacun regroupé autour d'un nœud particulier.

2.2.3.2 La structure sociale comme graphe indépendant

A un niveau d'abstraction élevé, nous pouvons considérer qu'un réseau social est simplement un graphe, chaque nœud correspondant à un individu. Le système multi-agents qui en découle peut ainsi être appréhendé comme étant « posé » sur ce graphe, comme c'est le cas par exemple dans la littérature des jeux sur réseaux (Young, 1998). Comme l'illustre le schéma (cf. Figure 2.9), la structure conceptuelle des objets est la même que l'on considère un graphe : un ensemble de nœuds et de liens reliant ces nœuds ; ou un réseau social : un ensemble de relations reliant des individus.

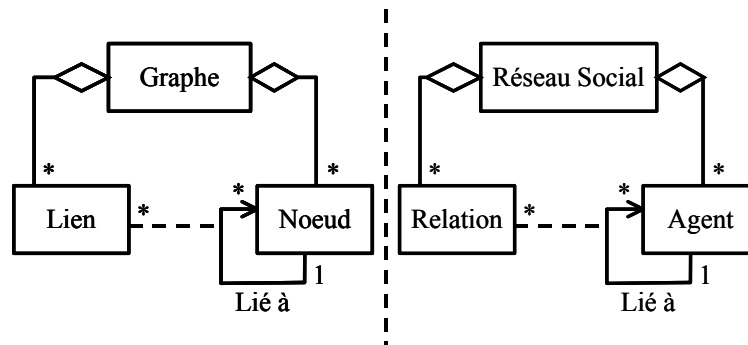


Figure 2-9 : Diagrammes conceptuels UML d'un graphe et d'un réseau social.

Dans ce cadre, une dynamique sur le réseau (création et/ou destruction de liens) découle d'un changement des propriétés du graphe ou est réalisée par le biais de processus stochastiques. Il faut noter ici que notre conception du réseau social se différencie singulièrement de représentations alternatives (Van Dyke Parunak et Odell, 2001 ; Amiguet et al., 2002) qui se focalisent davantage sur l'organisation des entités en reprenant le modèle d'organisation Aaladin (Ferber et Gutknecht, 1998) que sur l'objet que représente l'ensemble des relations.

2.2.3.2.1 Graphes aléatoires et graphes réguliers

Le premier modèle qui vient à l'esprit dans ce cadre est celui du graphe aléatoire (Erdős et Rényi, 1960). Un graphe aléatoire est défini par un ensemble de N nœuds connectés par n liens qui sont choisis aléatoirement parmi les $N(N-1)/2$ liens possibles. Leurs deux propriétés principales sont une distance géodésique (en nombre de liens) moyenne faible et une redondance peu importante des liens.

Le second modèle relativement classique et traditionnellement opposé au précédent est celui des graphes réguliers, auquel appartient la topologie des grilles et des tores, topologie que nous avons évoquée précédemment. Chaque individu est alors connecté à un nombre fixe de voisins et une régularité est observée dans l'ordre des individus connectés (cf. Figure 2.10). Ces graphes présentent les propriétés d'avoir à la fois une distance moyenne entre individus et une redondance des liens élevées (Bollobas, 1985).

2.2.3.2.2 Small Worlds

Certains chercheurs ont exhibé empiriquement des graphes qui possèdent à la fois la propriété des réseaux aléatoires d'avoir une faible distance moyenne entre individus et celle des réseaux réguliers d'avoir une forte redondance entre les liens. C'est le cas des recherches de Milgram (1967) sur les réseaux d'information aux Etats-Unis qui exhibent à la fois l'existence de groupes d'individus fortement connectés et la propriété générale médiatisée sous la forme « chaque individu des Etats-Unis est au plus à six poignées de main du président des Etats-Unis ». C'est cette classe de graphe dont Watts et Strogatz (1998) et Watts (1999) proposent une

formalisation sous l'appellation de *Small Worlds*. Dans ce but, Watts (1999) propose trois algorithmes pour la génération de réseaux qui se situent entre les réseaux aléatoires et les graphes réguliers.

Le premier modèle, le modèle α , prend pour base le modèle d'Erdős et Rényi, en accroissant la probabilité p de création de lien, au cours de la génération du graphe, proportionnellement avec la proportion α d'amis que les deux individus ont en commun. Cela conduit rapidement à la formation de sous-graphes très connectés au sein du réseau social.

Le modèle β quant à lui, est construit à partir d'une structure de départ qui est régulière. Puis, chaque lien est remplacé par un lien aléatoire avec la probabilité β (cf. Figure 2.10). Ce modèle permet sur des structures régulières une réduction de la distance moyenne entre nœuds, une propriété importante des réseaux aléatoires. Il permet surtout de générer des classes de graphes qui, pour une connectivité donnée, en faisant varier le seul paramètre β permettent d'aller de graphes réguliers à des graphes aléatoires, tout en ayant un ensemble de graphes intermédiaires entre ces deux propriétés. Une construction déterministe de ce modèle est proposée par Comellas et Sampels (2002).

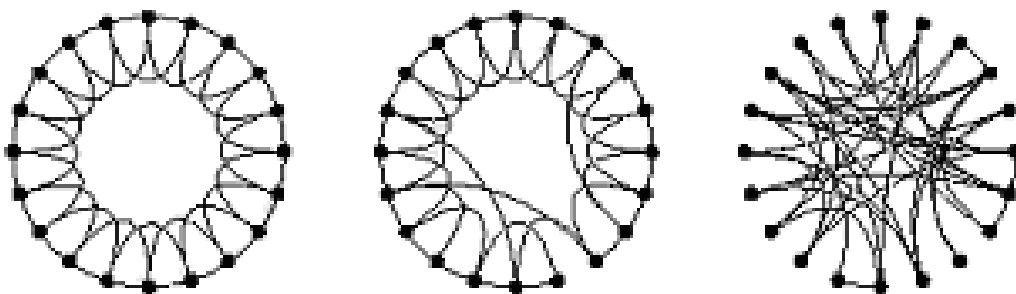


Figure 2-10 : Le modèle β décrit par Watts (1999) permet de générer des graphes situés entre des graphes réguliers (à gauche) et des graphes aléatoires (à droite) en déplaçant des liens de manière aléatoire.

Le dernier modèle proposé par Watts (1999), le modèle ϕ est relativement similaire au modèle β mais il ajoute la contrainte que les nouveaux liens créés soient des raccourcis. Les deux nouveaux individus liés ne doivent alors pas avoir d'acointances communes. Cette contrainte permet d'interdire la redondance locale lors de la création de nouveaux liens et la distance moyenne entre individus décroît alors plus rapidement quand ϕ augmente que dans le cas du modèle β . Ces graphes de Small Worlds héritent en un sens de chacune des propriétés des graphes réguliers et des graphes aléatoires, à savoir qu'ils ont à la fois un coefficient de clustering élevé et une distance moyenne faible entre les individus. Pour Axtell (2000b) et Soorapanth et al. (2001) qui ont testé le comportement de leur modèle sur ce type de structures après l'avoir testé sur des structures régulières classiques (en général des grilles ou des tores), la structure sous-jacente utilisée influe de manière importante sur le comportement de ces modèles.

2.2.3.2.3 Graphes à invariance d'échelle

Après nombre d'analyses de données empiriques relatives à différents types de réseaux, comme la structure du Web (Barabasi et al., 2000), les réseaux de collaboration scientifique (Barabasi et al., 2002) ou les réseaux métaboliques, Albert et al. (1999) ont exhibé dans plusieurs cas une distribution en loi de puissance des degrés des nœuds du graphe, i.e. des graphes à invariance d'échelle. Tout en ayant les propriétés de la classe des Small-Worlds proposée par Watts (1999), notamment la tolérance aux pannes (Albert et al., 2000), les modèles proposés jusqu'alors ne permettaient que difficilement de rendre compte de cette caractéristique particulière et encore moins de l'expliquer. Barabasi (2002) propose alors le modèle d'attachement préférentiel (cf. Figure 2.11). Il s'agit d'un modèle construit de manière itérative en partant d'un ensemble de nœuds de départ, et en

ajoutant au fur et à mesure les nœuds suivants, nous ajoutons dans le graphe existant le nombre de liens désirés, de manière stochastique, en donnant aux nouveaux nœuds une probabilité plus importante d'être connectés aux nœuds qui ont déjà le plus de liens.

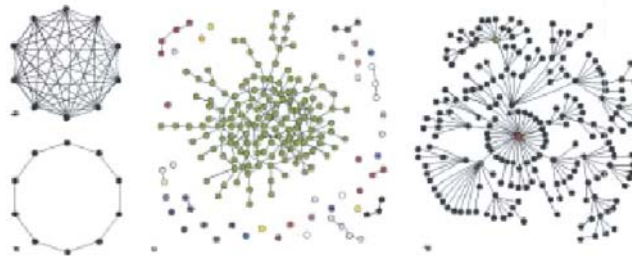


Figure 2-11 : Graphes réguliers (à gauche) homogènes (au centre) et graphe à invariance d'échelle (à droite) (Strogatz, 2001)

2.2.3.2.4 Modèles de complétion de triades

Les modèles de complétion de triades proviennent originellement des travaux d'Heider sur l'équilibre social (Heider, 1958). Il applique la théorie de la réduction de la dissonance cognitive de Festinger (1957) au champ relationnel. Ainsi selon sa théorie, les individus cherchent à minimiser les déséquilibres relationnels perçus. Prenons un exemple, si John se considère comme un ami de Jennifer, et que John perçoit que Jennifer est amie avec Bob, alors si John n'est pas ami avec Bob, il y a un déséquilibre qu'il va essayer de corriger. L'objet utilisé n'est plus alors seulement la dyade mais la triade, formée par un groupe de trois individus et des relations existantes entre eux. Le but du modèle est d'assigner une probabilité pour la création d'un nouveau lien dans la triade en prenant en compte les liens existants. Ce cadre a conduit à une série de modèles tels que le modèle d'équilibre d'Heider (1946), le modèle de clustering (Davis, 1967), le modèle de transitivité (Holland et Leinhardt, 1971) et le modèle d'équilibre positif (Newcomb, 1968). Une comparaison de ces différents modèles pourra être trouvée dans l'article de Johnson (1986).

2.2.3.2.5 Modèles pour lesquels des caractéristiques propres aux liens influencent le réseau

Cette dernière catégorie regroupe les modèles dans lesquels les liens ou les relations entre les entités du modèle ont des caractéristiques propres telles que le coût de création, d'entretien, le vieillissement ou encore la confiance. Ces caractéristiques sont prises en compte dans le modèle de réseau et son évolution correspond alors à une évolution des caractéristiques de ces liens.

En économie et en théorie des jeux en particulier, le cadre utilisé est celui de la maximisation d'une fonction d'utilité. Chaque individu a la même fonction d'utilité. Cependant, à l'échelle de la population, les individus peuvent avoir des ressources différentes à investir, ce qui influe sur leurs comportements. Certains modèles prennent en compte la création et l'évolution des relations dans ce cadre (Myerson, 1977). La création ou le maintien de chaque relation a un coût pour l'individu et le partage des gains dépend de la structure du réseau social (Slikker et van den Nouweland, 2001). Il y a alors un dilemme entre construire le moins de relations possibles du fait de leur coût et d'en construire un certain nombre pour avoir le meilleur accès aux ressources (Bala et Goyal, 1999). Le but est alors d'étudier le dilemme entre stabilité et efficacité des réseaux générés (Jackson, 2001).

Plusieurs modèles incluant la prise en compte de caractéristiques relationnelles ont également fait suite à celui de l'attachement préférentiel. Albert et Barabasi (2000) dans le cadre de la modélisation de la dynamique

du réseau Internet, proposent ainsi une dynamique de redirection des liens dans le temps. Dorogovtsev et Mendes (2000) proposent dans le même esprit un algorithme stochastique pour l'ajout de liens entre les sites de plus forte connectivité et pour la suppression de liens existants par vieillissement. Enfin, Amaral et al. (2000) proposent un coût d'entretien des liens ou une contrainte de capacité pour la création de nouveaux liens qui freine le processus de distribution suivant une loi de puissance.

2.2.4 L'environnement

Mise à part pour introduire des relations sociales liées à un espace géographique comme nous l'avons évoqué au paragraphe précédent, l'introduction de l'environnement E intervient la plupart du temps dans la modélisation de phénomènes sociaux liés à l'environnement. Qu'il s'agisse de l'exploitation de ressources renouvelables ou non (Bousquet et al., 1993 ; Bousquet, 1994) ou du couplage de pratiques sociales et de dynamiques environnementales (Franchesquin, 2001, Franchesquin et Espinasse, 2001), la plupart du temps, l'influence de l'environnement est locale et propre à chaque individu (l'individu retire alors classiquement des produits de l'environnement ou détermine des variables d'environnement qui interviennent dans le calcul de son utilité propre). L'effet de l'individu sur l'environnement est quant à lui souvent un acte de consommation de ressources contenues dans l'environnement, (Bousquet et al., 1993, Epstein et Axtell, 1996) à l'exception du cas déjà exposé dans lequel l'individu se sert de l'environnement comme média pour communiquer. Cependant, si l'influence de l'environnement sur l'individu et de l'individu sur l'environnement est locale (par rapport à l'individu), ceci n'exclue pas la possibilité, souvent exploitée du reste, d'avoir des échelles de perceptions ou d'actions différentes dans la population. La principale caractéristique de la composante environnementale dans ces modèles est bien que l'individu a une relation (perception ou action entre autres) personnelle, propre, à l'environnement, relation qui dépend bien souvent de ses variables d'état (localisation ou type d'agent par exemple).

Généralement et comme dans la plupart des simulations individus-centrées en écologie, cet environnement est discret et régulier. Un cas particulier (Takadama et al., 2003) est celui pour lequel l'environnement n'est pas un environnement spatial, géographique mais un environnement informationnel dans lequel se déplacent les individus, qui sont influencés localement par l'information portée par l'environnement. Il nous faut cependant souligner ici que dans le cadre de modèles de systèmes écologiques, l'environnement prend une place beaucoup plus centrale dans la plupart des simulations (Coquillard et Hill, 1997 ; Soulié, 2001 ; Bian, 2003). Cependant, si en pratique les entités peuvent influencer sur l'état de l'environnement, son état est également souvent modifié par une dynamique propre (extension des fronts de forêts par exemple) ou par des éléments exogènes (séries temporelles de tremblements de terre par exemple). Il nous faut noter ici que notre exemple d'application concernera des modèles individus-centrés sociaux non-spatialisés, par conséquent certains éléments particuliers dus à l'introduction particulière d'une composante environnementale pourront avoir été passé sous silence.

2.2.5 Facteurs exogènes au modèle

Une des contraintes fortes en termes de modélisation des phénomènes sociaux concerne enfin la clôture du système. Il faut pouvoir déterminer les frontières du système que l'on modélise. L'aspect ouvert de la plupart des systèmes sociaux est alors rendu par l'ajout de facteurs exogènes S , extérieurs donc au système modélisé et qui interviennent cependant sur sa dynamique. Le cas typique dans les modèles hydrologiques correspond aux séries temporelles de pluviométrie qui vont « nourrir » le modèle au cours de la simulation. C'est aussi le cas des institutions dans de nombreux modèles en simulation sociale (Deffuant et al., 2002b ; Conte, 2001 ; Lifran et al., 1998) qui interviennent comme un facteur exogène par exemple par le biais de scénarios institutionnels qui vont diffuser des messages au modèle en cours de simulation. Nous distinguons ici deux types de facteurs exogènes, les facteurs exogènes partagés qui s'appliquent de manière identique à l'ensemble de la population du modèle et auxquels chaque individu a accès et les facteurs exogènes discrets qui interviennent pour une partie de la population et/ou qui ont une influence ou un message distinct suivant l'individu qui y a accès.

Ainsi parmi les facteurs exogènes partagés, le *mode* dans Orléan (1995) et Epstein (2001) reflète une influence de type collectif sur chaque individu et qui est prise en compte dans la mise à jour de l'état de ceux-ci.

En ce qui concerne les facteurs exogènes discrets, nous pouvons citer par exemple le cas des institutions émergentes (Conte, 2001 ; Amblard et Ferrand, 2000) et celui des institutions connectées avec une partie seulement de la population (Deffuant, 2001).

Concernant plus particulièrement les modèles de dynamiques d'opinions qui sont notre principal intérêt, la théorie de Zaller (2002) reprise par Chomsky et Herman (2003) sur la dynamique de l'opinion publique est celle d'une influence de l'élite et des médias, donc typiquement des facteurs exogènes d'une population particulière. Les médias sont de type partagé et l'élite de type discret, cette dernière est liée à une partie seulement de la population considérée. L'élite et les médias envoient donc des messages à la population, qui construit son opinion en fonction de sa sensibilité personnelle et des messages qu'elle reçoit, ou plus exactement en fonction de l'interprétation qu'elle construit de ces messages.

2.3 Conclusion

Dans ce paragraphe, après avoir présenté en quoi consistait une approche de modélisation individus-centré, à savoir principalement en la focalisation du modélisateur sur les entités du système modélisé, nous avons décrit ses intérêts et ses inconvénients. Nous pourrions résumer ceux-ci brièvement en rappelant que le principal intérêt de l'approche est de pouvoir réaliser et tester des hypothèses réalisées au niveau individuel et que son principal inconvénient est la compréhension du comportement global du modèle résultant et donc le besoin d'adopter une approche expérimentale sur le modèle lui-même pour comprendre son fonctionnement.

Nous avons ensuite caractérisé un méta-modèle possible d'une simulation sociale individus-centrée. Cette forme prototypique générique nous a permis d'identifier clairement les éléments saillants qui peuvent composer un modèle et qui peuvent donc permettre la compréhension de son fonctionnement. Dans ce cadre donc, nous avons considéré qu'un modèle $M = \{A, G, E, S, T\}$ pouvait être composé :

- d'une *population d'individus* A qui peut être considérée comme une distribution de vecteur d'états $X = \{X_i\}$ et une distribution de fonctions de transition associées. L'hypothèse d'une population de comportement homogène (même fonctions de transition et même forme des vecteurs d'états) est souvent réalisée et l'évolution de la population au cours du temps peut être souvent envisagée comme l'évolution d'une distribution de vecteurs d'états ;
- d'un *graphe d'interactions* G qui contraint les interactions entre les entités du modèle ;
- d'un *environnement* E dans lequel les entités peuvent être situées ;
- d'un ensemble de *facteurs exogènes* S ;
- d'une *représentation et d'une gestion du temps* T associée au modèle ;
- et enfin de *couplages entre ces différentes entités*, couplages qui nous empêchent d'appliquer le réductionnisme pour une compréhension totale du modèle.

Nous avons exprimé ensuite plusieurs types classiques de modèles connus dans le cadre de ce méta-modèle : la microsimulation, les automates cellulaires et la simulation orientée-objet et multi-agents. Et nous avons par la suite utilisé celui-ci comme grille de lecture pour présenter les modèles rencontrés dans la littérature en examinant particulièrement, composante par composante les principales différences entre ces modèles. Nous avons ainsi, par exemple, présenté les différents types de représentation et de gestion du temps dans la simulation, les différents types de décision qui pouvaient être associées à la fonction de transition des individus et les différents types de graphe d'interaction sous-jacents qui pouvaient être rencontrés dans la littérature.

Ce méta-modèle nous servira de nouveau dans la partie suivante pour l'application de méthodes génériques pour la compréhension du fonctionnement d'un modèle de simulation sociale individus-centré.

A propos des recherches du docteur Semmelweis sur l'origine des fièvres puerpérales ... « *Sachant déjà par l'expérience précédente que sur les étudiants spécialement s'étendait une malédiction, il observa ces derniers de très près, de plus en plus près dans toutes leurs allées et venues, dans tous leurs gestes. En même temps, il se souvint [...] de ces coupures cadavériques souvent mortelles que se font ces mêmes étudiants avec des instruments souillés. Ses idées se précipitent. Dans les jours qui suivent, il demande à Rokitansky de lui adjoindre le docteur Lautner afin qu'il puisse pratiquer à ses côtés des autopsies et des coupes de tissus cadavériques, sans avoir d'ailleurs de cadre préconçu pour ces recherches histologiques. En somme, des « expériences pour voir », comme le dire plus tard Claude Bernard. A cet instant il est si près de la vérité qu'il est en train de la circonscrire. Il en est encore plus près quand il imagine de faire pratiquer le lavage des mains à tous les étudiants avant qu'ils n'abordent les femmes enceintes. On se demande le « pourquoi » de cette mesure, elle ne répondait à rien dans l'esprit scientifique de l'époque. C'était une pure création.* »

Louis-Ferdinand Céline, Thèse de doctorat de Médecine, Semmelweis.

3 Méthodes pour une meilleure compréhension des modèles

3.1 Introduction

Dans cette partie nous allons aborder les méthodes que nous avons utilisées ou mis au point pour mener à bien notre étude. Cette partie est centrée particulièrement sur la compréhension des modèles de simulation. Ainsi, nous avons choisi de nous référer à un schéma du processus de modélisation souvent utilisé, bien que rarement explicité. Wagner et al. (1996) proposent ainsi un découpage du processus de modélisation en trois parties (cf. Figure 3.1) :

- La modélisation, envisagée comme production d'un modèle computationnel,
- L'expérimentation comme production de résultats expérimentaux sur ce modèle,
- L'analyse des résultats expérimentaux produits.

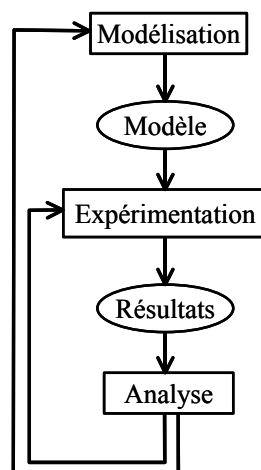


Figure 3.1 : Organisation du processus de modélisation en trois étapes Modélisation, Expérimentation et Analyse, proposée par Wagner et al. (1996).

Ce schéma mérite d'être davantage explicité par rapport à notre étude. Ainsi, le processus de modélisation correspond plus particulièrement, et assez classiquement, à un processus qui se décline en observation d'un système, détermination de la question de modélisation et des hypothèses de modélisation, puis formalisation du modèle pour finir par son implémentation et sa vérification. Nous pourrions y ajouter d'autres étapes que nous n'aborderons pas ici puisque notre but principal est bien de comprendre le fonctionnement d'un modèle donné que nous considérons comme correctement implémenté (le programme source qui en résulte correspond au modèle conceptuel défini).

L'expérimentation, quant à elle, peut être vue sous différentes formes. Nous pouvons envisager dans un premier temps la focalisation sur une expérience seule, en insistant particulièrement sur la visualisation du processus (Hill, 1996). Tout d'abord nous pouvons prendre en compte un seul individu ou une seule entité du modèle et en analyser la trace pour savoir si les hypothèses de modélisation réalisées au niveau microscopique sont satisfaisantes et si elles sont correctement implémentées (vérification) (Kleijnen, 1995). De plus, ce type de focalisation sur une expérience seule peut également permettre, en analysant le comportement macroscopique du modèle, de réaliser non seulement une vérification de celui-ci (Kleijnen, 1995) mais également d'observer ses comportements typiques (analyse qualitative) et de déterminer les indicateurs qui peuvent les synthétiser. Dans cette optique, la trace de l'évolution des attributs individuels n'est pas la seule alternative puisque la visualisation des transitions de phases sur une seule simulation peut également être prise en considération et visualisée efficacement (Burtsev, 2003).

La seconde focalisation concerne une expérimentation plus systématique (Kleijnen, 1987) qui, s'appuyant sur les comportements qualitatifs identifiés et les indicateurs construits, permet d'acquérir une connaissance plus générale du comportement du modèle sous différentes conditions (exploration de l'espace des paramètres par exemple). Dans ce cas, la visualisation de la dynamique des simulations est moins importante. Elle correspond davantage à une exploration en aveugle des simulations qui s'appuie sur les indicateurs construits. Postérieurement, la visualisation comme animation des résultats est alors employée (Bell et O'Keefe, 1987) par exemple dans le cadre d'une analyse spectrale des populations de simulation (Hill, 2000). Il nous faut noter ici que ces deux focalisations ne sont absolument pas contradictoires ; elles sont complémentaires et leur complémentarité est même essentielle pour la compréhension du modèle comme souligné par Drogoul (2000).

Les buts de la phase d'analyse correspondent à deux questions principales : la compréhension du fonctionnement du modèle et la qualité du modèle. Concernant ce dernier point, la question peut porter sur deux niveaux. Au niveau global : est-ce que le modèle correspond aux phénomènes observés, aux attentes du modélisateur ? Si c'est le cas, est-ce pour les bonnes raisons ? Est-ce que les comportements valides observés au niveau global correspondent bien aux hypothèses réalisées au niveau individuel et ne sont pas dus à des biais de la simulation ? Ces préoccupations ont été largement traitées autour des questions de la vérification et de la validation (Hill, 1995 ; Kleijnen, 1995 ; Hill et al., 1996 ; Balci, 1998). Nous nous intéresserons davantage ici à l'analyse des modèles dans le but de comprendre leur fonctionnement et non pas pour exprimer la validité des modèles pour traiter une question particulière sur un système réel, ce qui est le but des techniques de validation.

Concernant les relations entre les différentes phases, la relation entre analyse et expérimentation peut être envisagée dans deux buts. Le premier correspond à un manque d'information pour mener l'analyse complètement, il s'agit dès lors de mener davantage d'expérimentations, de raffiner l'exploration pour mieux comprendre le modèle. Le deuxième but correspond à nouveau à la qualité du modèle, et à des phénomènes classiques de calage de modèle ou de validation (Rykiel, 1996 ; Balci, 1998), envisagés cette fois sous un aspect plus dynamique comme un aller-retour entre expérimentation et analyse.

La relation entre analyse et modélisation est, elle aussi, bivalente. La première correspond à un but de compréhension du modèle, notamment dans le cas où nous ne parviendrions que difficilement à comprendre le modèle existant. Il peut être nécessaire alors de réaliser un modèle plus simple ou de décomposer le modèle existant pour appliquer l'ensemble du schéma à des parties plus facilement compréhensibles du modèle. Ainsi, nous profitons de la connaissance acquise sur ces modèles simplifiés pour comprendre plus facilement le modèle global. La deuxième liaison entre analyse et modélisation correspond à l'obtention d'un bon modèle par rapport aux objectifs fixés ou par rapport à la question de modélisation soulevée. Cette préoccupation est traitée plus spécifiquement dans le cadre des méthodologies de conception de modèles (Gourgand, 1984 ; Hill, 1993). Il

peut s'agir dès lors de complexifier le modèle pour y inclure davantage d'hypothèses et se rapprocher ainsi progressivement d'un modèle plus réaliste. Mais il peut également s'agir de simplifier le modèle pour tester la généralité des résultats obtenus. Concernant ce dernier point, lorsque nous obtenons certains résultats sur un modèle donné, nous pouvons nous poser la question de savoir si nous pouvons également les obtenir pour un modèle plus simple et ainsi vérifier l'origine précise du phénomène observé. Quelqu'il soit le but, il est important de préciser que le changement de formalisme ou de technique de modélisation peut être un grand avantage, comme souligné par Grimm (1999) et Duboz et al. (2003a ; 2003b).

Au cours de ces différentes étapes, les techniques de visualisation et d'animation des résultats de simulation jouent un rôle important. Sans doute parce qu'une représentation graphique est plus facilement appréhendable que des séries de chiffres (Weber, 1993), de nombreux travaux, autour d'une approche WYSIWYG (*What You See Is What You Get*) concernent l'introduction de techniques graphiques en simulation, soit pour animer les résultats de simulation (Bell et O'Keefe, 1987) soit pour accroître l'interactivité entre le simulateur et l'utilisateur (Campos, 2000). Ces techniques interviennent pratiquement à chacune des étapes du processus de modélisation, que ce soit la vérification, la validation (Shannon, 1986 ; Gipps, 1986), l'analyse, la conception d'expérimentations ou la présentation des résultats (Hill, 1996).

Il faut noter que d'autres processus de modélisation ont été publiés (Gourgand, 1984 ; Hill, 1993 ; Tanguy, 1993) mais que la plupart d'entre eux se focalisent davantage sur la construction du modèle, en incluant par exemple les phases de modélisation conceptuelle, d'implémentation du modèle informatique, de vérification de celui-ci et de validation par rapport à la problématique de modélisation. Même si ces processus sont extrêmement utiles, en particulier dans le cadre de la réalisation de modèle de simulation sociale individus-centrée, nous avons préféré celui de Wagner et al. (1996) qui a le mérite de faire figurer explicitement l'expérimentation comme une étape en tant que telle du processus de modélisation. De plus, ce processus est suffisamment simple pour permettre de considérer à un niveau d'abstraction plus élevé l'étape correspondant à la modélisation comme étape de réalisation d'un modèle, celle-ci n'étant pas le point central de notre propos.

Organisation de cette partie

Dans cette partie, nous allons insister sur les méthodes qui vont nous permettre de comprendre le fonctionnement, le comportement d'un modèle individus-centré et gérer les différents aspects afférents.

Dans un premier temps, nous exposerons les aspects correspondant à l'expérimentation sur des modèles numériques en revenant tout d'abord sur le statut du modèle de simulation comme objet d'expériences. Nous aborderons ensuite les différents points de vue que nous pouvons prendre pour observer le comportement d'un modèle, points de vue que nous exposerons plus en détail (focalisation sur l'individu, puis sur la population au sein d'une expérience, puis sur la caractérisation d'une simulation et enfin sur l'observation d'une population de simulations). Nous reviendrons ensuite sous un aspect méthodologique sur la navigabilité entre ces différents points de vue pour comprendre la simulation.

Dans une deuxième partie nous aborderons la multi-modélisation ou le développement de collections de modèles pour comprendre le fonctionnement d'un modèle donné. Nous étudierons ainsi tout d'abord les collections de modèles relatives à la gestion de la complexité au sein d'un modèle, puis nous évoquerons l'apport du changement de formalisme pour la compréhension d'un modèle.

Mais nous allons tout d'abord revenir sur la notion de simulation envisagée ici comme objet d'expérimentation.

3.2 Compréhension du fonctionnement d'un modèle par l'expérimentation

3.2.1 La simulation : du modèle à l'expérience virtuelle

Concernant l'utilisation de la simulation, une des principales préoccupations réside dans la validité du lien entre l'objet construit (le modèle) et le système qu'il représente. Pour valider ce lien, la méthode consiste à comparer les résultats de simulation aux mesures réalisées par expérimentation ou observation sur le système réel.

Malgré cela, le problème n'est pas résolu par la simple comparaison entre deux séries de données. En effet, le problème réside souvent dans le fait que le modèle de simulation construit n'est pas toujours directement intelligible pour son créateur. Le processus de construction d'un modèle individus-centré consiste ainsi à préciser les comportements des individus, les règles d'interactions entre ces individus et les règles organisationnelles. Cependant, le lien entre ces comportements locaux et les comportements globaux mesurés n'est pas toujours compréhensible, même pour le réalisateur du modèle. Pour l'explicitier clairement, il faut réaliser des expérimentations directes sur le modèle computationnel. Dans cette perspective, les simulations ont pour objectif premier de faire progresser la connaissance du fonctionnement du modèle, avant de faire progresser la connaissance du phénomène représenté.

Ainsi, la connaissance totale des mécanismes les plus intimes de ces modèles ne permet pas d'en comprendre le comportement global. Cette caractéristique, souvent associée à une certaine conception de la complexité (Von Neumann et Burks, 1966 ; Dupuy, 1994), permet d'envisager pleinement le modèle comme objet d'expérimentation, au même titre qu'un phénomène naturel.

La machine de Turing a un fonctionnement dont les règles sont simples et aisées à expliciter. Cependant, l'ensemble de ses comportements possibles (notamment le fait qu'elle s'arrête ou pas en prenant certaines entrées) est infiniment plus difficile à expliciter, puisqu'il échappe à toute formalisation récursive. La complexité au sens de Von Neumann est fortement inspirée par cette découverte. En effet, selon sa définition (Von Neumann et Burks, 1956), une machine est complexe si l'ensemble de ses comportements possibles est infiniment plus difficile à caractériser que ses règles de fonctionnement. Ainsi, une machine très compliquée comme une centrale nucléaire, n'est pas complexe dans le sens de Von Neumann car l'ensemble de ses comportements est réduit : provoquer la réaction de fission contrôlée afin de produire de la chaleur.

La complexité de certains modèles computationnels justifie leur statut d'objets d'expérimentations : leurs règles de fonctionnement, bien que totalement spécifiées par le programmeur, ne permettent pas de déduire leur comportement. Il est donc indispensable d'observer ce comportement par l'expérimentation, pour tenter éventuellement de produire une forme de théorie, plus compacte, de ce fonctionnement. Cet « objet » créé par l'homme est donc opaque à son propre créateur, qui doit appliquer une démarche scientifique pour comprendre sa propre création. Cette dernière devient pour lui équivalente à un phénomène naturel qu'il cherche à comprendre.

Cette situation prend l'allure d'un curieux retournement lorsqu'on l'observe à la lumière de la thèse de Hannah Arendt sur « l'Homo Faber » (1958). Pour résumer cette thèse, les sciences expérimentales (qui font la spécificité des sciences modernes) correspondent à une situation où l'homme ne comprend que ce qu'il fabrique. Il lui faut fabriquer la nature pour la comprendre. Le laboratoire scientifique, en tant que structure, est le lieu de fabrication de phénomènes particuliers, contrôlés, qui peuvent alors être compris. C'est ainsi que les sciences fabriquent des modèles des phénomènes naturels, et les rendent alors accessibles à la compréhension humaine. L'idée centrale de la thèse d'Hannah Arendt est que la découverte de règles de fonctionnement intime des phénomènes, nécessaire pour les fabriquer voire les répliquer, permet d'accéder à leur compréhension et à la prédiction de leur comportement. Or, maintenant que l'homme fabrique des objets complexes au sens de Von Neumann, ce schéma est mis en défaut. En effet, la fabrication même de l'objet et de ses règles de fonctionnement propres, ne donne pas forcément accès à la compréhension de son comportement.

Cependant, ce comportement d'un système complexe artificiel peut faire l'objet d'une enquête scientifique classique, et ainsi donner lieu à l'élaboration d'un second modèle, qui donne à l'expérimentateur des clés plus accessibles et permet notamment de prédire correctement le comportement du premier modèle. Les créations humaines dont les règles de fonctionnement sont totalement connues, comme les modèles computationnels, peuvent donc devenir des objets d'investigation expérimentale. La simulation acquiert alors le statut d'expérimentation au même titre que l'expérimentation classique de laboratoire. Elle a simplement lieu dans un laboratoire « virtuel ».

Nous pourrions donc nous attendre à ce que la question du dispositif expérimental à mettre en œuvre dans le cadre de ces simulations fasse l'objet d'une réflexion poussée dans la communauté de modélisation individus-centrée. En fait, à notre connaissance, ce n'est pas vraiment le cas. Au contraire, certains constats (Grimm, 1999) dénoncent le manque de temps et d'efforts passés à tester le modèle après son élaboration : généralement quelques simulations sont sommairement comparées à quelques données.

Cependant, nous pouvons identifier des particularités de l'expérimentation sur des modèles computationnels (comparée à l'expérimentation sur des systèmes physiques par exemple). Tout d'abord, le modèle computationnel offre l'avantage énorme de facilement permettre d'une part une automatisation des expérimentations, d'autre part la mesure de résultats qui ne subissent pas les biais de mesures classiques lors d'expérimentations sur des systèmes réels. Par ailleurs, les expérimentations sont faites dans l'objectif d'observer des régularités dans le comportement global du modèle, et de les lier à certaines autres variables, facilement interprétables, décrivant le modèle. Cet objectif particulier requiert de pouvoir exprimer les résultats globaux obtenus selon différents angles.

Ainsi même pour un « petit modèle », nous constatons la nécessité de pratiquer un grand nombre d'expérimentations pour établir correctement une certaine compréhension de son comportement global. Insistons sur le fait que cette compréhension est nécessaire comme préalable à la question plus classique de l'adéquation du modèle à des phénomènes particuliers, sociaux en l'occurrence. Nous comprenons à travers cet exemple l'intérêt d'un outil permettant de rendre ce travail plus systématique et de capitaliser sur les expériences passées.

Nous défendons une approche expérimentale de la simulation individus-centrée. Nous justifions cette position par la complexité des modèles computationnels, en particulier à cause de la déconnexion entre dynamiques individuelles et phénomènes collectifs. Une démarche expérimentale est donc nécessaire afin d'établir les liens entre des variables agrégées décrivant le modèle globalement. A partir de la constatation expérimentale de tels liens, des modèles théoriques au niveau global peuvent être proposés. Cependant, la littérature fait plutôt apparaître un déficit de rigueur et de systématisation dans les expérimentations numériques sur les modèles individus-centrés.

3.2.2 Différents points de vue sur l'objet d'expérimentation

Les modèles informatiques, particulièrement les modèles individus-centrés, présentent des comportements globaux que la connaissance complète des mécanismes individuels implémentés ne permet pas de prévoir. La compréhension du comportement du modèle nécessite donc de pratiquer des expérimentations (des simulations) sur celui-ci. Le modélisateur doit donc se doter des méthodes et des outils particuliers de l'expérimentateur et les adapter à ses expériences virtuelles.

Ainsi la première question légitime que nous pouvons nous poser face à un objet d'expérimentation concerne ce qu'il est possible et pertinent de mesurer sur cet objet pour la compréhension de son fonctionnement. Le fait que cet objet soit totalement accessible à la mesure et que la mesure soit non invasive (pas de perturbation du comportement de l'objet par la mesure) est un atout certain. Nous allons ainsi successivement aborder différents points de vue que nous pouvons prendre sur la simulation pour comprendre son fonctionnement. Ces points de vue s'articulent les uns avec les autres et sont d'une nécessaire complémentarité :

- *Observer et mesurer l'individu dans la simulation* : en effet, si les règles de fonctionnement de cet individu sont spécifiées par le programme de simulation en terme de processus de traitements d'information en entrée, de changement d'états correspondant en interne et de génération d'information en sortie, les

influences auxquelles est soumis l'individu (le contexte de son évolution) ne sont pas connues dans leur totalité. Nous le verrons, observer l'évolution individuelle peut amener à une réflexion non seulement sur la pertinence du modèle de l'individu mais surtout à une connaissance sur la manière dont se comporte l'individu au sein de la simulation. A travers cette observation, le modélisateur peut dégager ainsi peu à peu une connaissance sur les comportements possibles de chaque entité A_i du modèle.

- *Observer et mesurer les individus dans la simulation* : pour généraliser l'approche précédente, il est également intéressant de considérer l'évolution de la population d'individus A dans son ensemble. En premier lieu, ce point de vue permet une compréhension des comportements collectifs possibles au sein du modèle (agrégation des individus, dispersion, comportements périodiques). Par rapport au point de vue précédent il permet de comprendre le lien qui existe entre comportements individuels et comportements collectifs.

- *Observer et mesurer les différents éléments du modèle* : dans le cadre du méta-modèle $M=\{A,G,E,S,T\}$ énoncé précédemment, il est également nécessaire de ne pas se focaliser uniquement sur la population des individus mais également de manière indépendante sur les autres éléments qui composent le modèle et qui sont susceptibles d'évoluer au cours de la simulation. Ainsi l'évolution du graphe d'interactions, et de l'environnement sont deux points de vue complémentaires à l'évolution de la population et dont l'observation peut participer à la compréhension du modèle.

- *Observer et mesurer les couplages existants au sein du modèle* de simulation permet de comprendre les articulations qui existent entre les différents éléments. Etudier la relation qui existe entre évolution de la population et évolution du graphe d'interactions ou entre gestion du temps et évolution de la population sont encore une fois des éléments à considérer, s'ils sont pertinents compte tenu du modèle, pour la compréhension du fonctionnement de ce dernier.

- *Caractériser la simulation* : ce point de vue particulier consiste à extraire les éléments saillants qui permettent de caractériser le comportement d'une expérience particulière. Il prend particulièrement son sens dans le cadre de la comparaison de deux expériences, deux simulations mais également dans le cadre de l'exercice difficile d'extraction de connaissance synthétique sur un phénomène complexe. Ce point consiste ainsi en partie en l'élaboration d'indicateurs pertinents qui permettent la caractérisation, voire la classification d'une expérience de simulation particulière ou plus généralement la situation d'une simulation donnée dans son espace des phases, l'ensemble de ses états possibles.

- *Généraliser l'observation des simulations* : en partant de l'étape précédente, il faut généraliser ou organiser la connaissance acquise à partir d'une base d'expériences. Cela correspond souvent, en ayant par exemple recours aux plans d'expérience, à obtenir une connaissance sur le comportement du modèle sous différentes conditions et à relier ce comportement synthétisé aux variations de conditions étudiées.

- *Navigabilité et complémentarité entre les points de vue*. Le processus d'élaboration de connaissances sur le fonctionnement d'un modèle ne suit pas de manière incrémentale les différents points de vue énoncés mais correspond davantage à des allers-retours entre ces différents aspects pour construire une image satisfaisante du comportement du modèle et comprendre l'articulation entre les points de vue.

Plusieurs fois dans ces processus nous aurons à mettre en place un même schéma de fonctionnement (cf. Figure 3-2), qui correspond à un schéma expérimental classique, à savoir le choix d'une mesure, l'observation (la mesure ou l'ensemble de mesures effectuées), l'analyse de l'observation et un éventuel changement de la mesure effectuée.

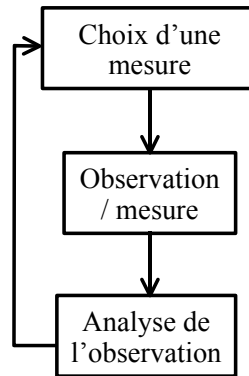


Figure 3-2 : Construction de la mesure sur le modèle.

Nous allons ainsi dans les paragraphes suivants aborder chacun de ces points de vue particuliers, leur élaboration (en particulier la visualisation et la mesure de ceux-ci) et leur gestion.

Nous pourrions avoir cependant besoin d'un certain nombre de notations supplémentaires pour éclaircir notre propos. Ainsi, nous réutiliserons les notations du méta-modèle pour tout ce qui touche au modèle en distinguant une partie de celui-ci, les paramètres du modèle, qui correspondent à des variables dont la valeur est gardée constante au cours d'une simulation, que nous noterons $P=\{P_{ij}\}$. Ces différents paramètres peuvent intervenir dans plusieurs des sous-modèles (la connectivité moyenne du graphe d'interaction, le nombre d'individus dans la population). Seul leur statut de paramètre à un moment donné (variables dont nous voulons tester l'influence sur le modèle) nous amènera à les noter ainsi. Dans le cas contraire, ils seront considérés comme inclus dans la définition formelle du méta-modèle.

Nous garderons la notation $X(t)=\{X_i(t)\}$ lorsque nous parlerons de la distribution des vecteurs d'états et $X(0)$ lorsque nous parlerons des distributions initiales des vecteurs d'états.

Les mesures réalisées sur une expérience particulière correspondent à l'application d'une mesure m sur un ensemble d'observables de la simulation (en particulier, la distribution des vecteurs d'états $X(t)$). Elles seront considérées comme un ensemble de réponses du modèle à un ensemble de valeurs de paramètres donné. Ces paramètres seront notés P_a et les réponses $R(M, P_a, m)=\{R_k(M, P_{ak}, m)\}$ où P_{ak} correspond à un ensemble de valeurs fixées pour chaque paramètre et R_k à un ensemble de réponses (les modèles étant généralement stochastiques) à cet ensemble de valeurs de paramètres. En d'autres termes $R(M, P_a, m)$ sont les réponses données par le modèle M lorsque nous considérons que les paramètres (dont nous cherchons à étudier l'influence) P_a ont la valeur P_{ak} et que nous appliquons la mesure m .

3.2.3 Observer et mesurer l'individu dans la simulation

Si nous choisissons de nous focaliser sur le comportement individuel, les buts peuvent être la vérification du modèle de l'individu (est-ce que le programme exécute bien ce qui correspond au modèle conceptuel ?), l'étude du modèle individuel (identifier les couplages qui existent entre les variables d'états du modèle individuel), l'identification des plages de variations des variables, l'établissement des comportements typiques de l'individu et une variabilité de ces comportements. Pour réaliser ces buts, nous pouvons décider de prendre plusieurs types de mesures.

Tout d'abord si nous considérons un individu isolé dans la population, nous pouvons choisir de mesurer l'évolution de tout ou partie de son vecteur d'état $m(t)=X_i(t)$ au cours du temps dans la simulation. Cela revient à suivre l'évolution des variables internes d'un individu. Ce type d'observation, si nous mettons en regard les mesures d'une composante $m_j(t)=X_{ij}(t)$ et celles d'une composante $m_k(t)=X_{ik}(t)$ permet notamment de vérifier ou de déterminer plus précisément les couplages internes au modèle individuel. De plus, une étude de périodicité des comportements individuels peut être menée. Nous pouvons également regarder les corrélations liées à

l'initialisation de l'agent en observant des représentations du type $m(t) = X_{ij}(t) = f(X_{ij}(0))$. Dans le même registre, une enquête intéressante consiste à déterminer l'ensemble des états atteignables des agents à partir d'une position donnée (la position $X_i(0)$ à l'initialisation par exemple).

Un autre type de mesures concerne les changements d'états de l'agent et leur évolution au cours du temps, $m(t) = \Delta X_i(t) = X_i(t-1) - X_i(t)$. D'autres types de variations à d'autres degrés peuvent également être mesurés. En particulier des visualisations du type $X_i(t+1) = f(X_i(t))$ peuvent être intéressantes (elles sont notamment utilisées pour la visualisation d'attracteurs étranges).

Cependant notons bien ici que toutes ces mesures et leur analyse, si elles nous donnent des indices sur le fonctionnement du modèle, ne peuvent être utilisées seules sans référence à un autre point de vue (le comportement de la population par exemple).

Un autre niveau de mesure consiste alors en effet à prendre en compte plus explicitement le contexte dans lequel évolue l'individu et non plus seulement sa réponse à ce contexte ou l'évolution de celle-ci. Ainsi, un autre moyen de suivre l'individu dans le modèle est de le considérer de nouveau comme une boîte noire qui reçoit des messages en entrée (ou lit des valeurs) et qui adopte des comportements, change d'état ou envoie des messages en sortie. L'analyse de la trace d'un individu consiste ainsi à mettre en regard les valeurs récupérées en entrée par l'individu et la réponse (changement d'état, comportement adopté) en retour. Une légère variante qui peut être adoptée, en particulier dans les modèles d'influence discrète, consiste à comparer les valeurs récupérables en entrée, l'influence potentielle à laquelle est soumis l'individu par exemple, et la réponse de celui-ci (cf. Figure 3-3).

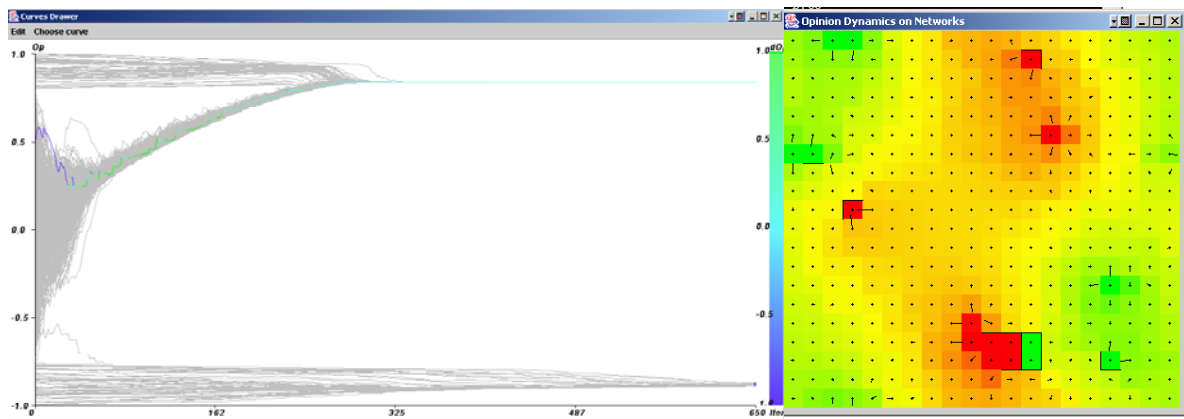


Figure 3.3 : a) Suivi de la trajectoire d'un individu particulier de la population dans notre modèle de dynamique d'opinions (Deffuant et al., 2002a). L'axe des abscisses représente le temps et l'axe des ordonnées représente l'opinion. L'influence moyenne reçue par les individus est représentée par un code couleur. Dans ce cadre le graphe d'interaction sous-jacent est complet, chaque individu peut interagir avec n'importe quel autre. b) Représentation de l'influence moyenne reçue par individu sous la forme d'un vecteur (en direction de l'influence maximum reçue), dans le même modèle mais sur une grille avec un voisinage de Von Neumann.

Il nous faut noter ici, que nous ne différencions pas réellement la mesure m de sa représentation. A une mesure donnée ou à un ensemble de mesures donné, plusieurs types de représentations sont ainsi possibles et la récupération des données de mesure est également possible pour un post-traitement sous un logiciel de statistiques par exemple. Nous considérons alors que nous effectuons simplement une mesure sur le modèle, la représentation de cette mesure pouvant être réalisée sous de multiples formes. Néanmoins nous aurons l'occasion dans cette partie de présenter un certain nombre de visualisations différentes qui pourront éclairer le lecteur sur les visualisations possibles des différentes mesures réalisées. Le lecteur peut également consulter Shannon (1986), Gipps (1986), Bell et O'Keefe (1987), Hill (1996 ; 2000), Campos (2000) et Burtsev (2003) sur ce point.

Ainsi, par le suivi de comportements individuels au cours d'expériences de simulation répétées, le modélisateur se fait une idée de la manière dont réagissent et évoluent ses entités individuellement, soumises à des influences extérieures. Cependant, nous le rappelons, la connaissance ou la vérification réalisée à ce niveau n'a vraiment d'intérêt que dans un cadre d'utilisation plus large où le modélisateur combine plusieurs points de vue sur le modèle.

3.2.4 Observer la population dans la simulation

Pour comparer des observations réalisées au niveau individuel, nous pouvons bien sûr considérer l'ensemble de la population. Nous distinguerons deux types de mesures que nous pouvons effectuer. Les premières mesures concernent la population vue comme une somme d'individus, les secondes mesurent la population comme une entité collective singulière.

3.2.4.1 La population : une somme d'individus

Nous ne considérons ici plus un seul individu, mais plusieurs, voire l'ensemble des individus compris dans la population. Les mesures qui peuvent être appliquées à ce stade sont une généralisation des mesures évoquées dans le cas individuel. Soit il s'agit directement de considérer l'ensemble des mesures individuelles, par exemple l'évolution de l'ensemble des vecteurs d'états au cours du temps $m(t)=X(t)$ ou d'une sous-partie de ces vecteurs $m(t) = X_j(t) = \{\forall i, X_{ij}(t)\}$. Soit il s'agit d'appliquer des opérateurs simples (moyenne, écart-types) à l'ensemble de ces vecteurs d'états $m(t) = \overline{X_i(t)}$.

3.2.4.2 Observation de l'évolution de la population comme un phénomène collectif

Le second aspect sous lequel nous pouvons observer l'ensemble des individus de la population consiste non plus à le voir comme une somme (par exemple une somme de trajectoires individuelles) mais d'envisager la réponse fournie par le modèle comme l'expression d'un phénomène collectif. Cette vision correspond en particulier à l'identification qualitative de phénomènes collectifs (cf. Figure 3-4).

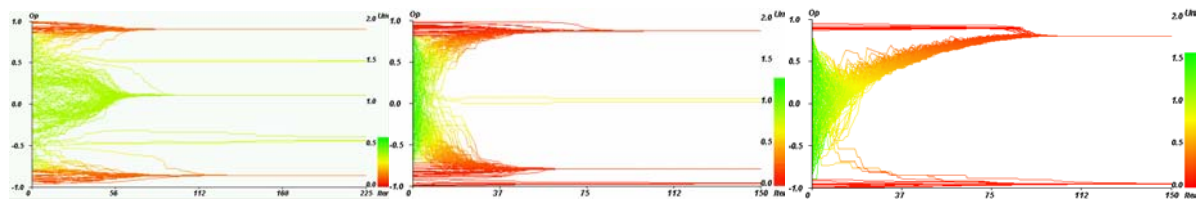


Figure 3-4 : Trois types de trajectoires pour l'ensemble de la population dans le cas du modèle d'accord relatif avec extrémistes (cf. paragraphe 4-5-2), nous identifions dans ce cadre trois comportements qualitatifs particuliers.

Cependant ce type d'approche peut aussi bénéficier de mesures qualitatives pour appuyer et éventuellement rechercher, voire discriminer, des classes de comportements collectifs. Ainsi, si nous travaillons sur la distribution des vecteurs d'états $X(t)$ nous pouvons appliquer une panoplie d'indicateurs, comme des outils statistiques classiques, qui nous permettront d'identifier des comportements collectifs particuliers. C'est le cas par exemple si nous conduisons une analyse des groupes dans la distribution sur une composante particulière

$m(t)=X_y(t)$ des vecteurs d'état (indice y mis au point dans la section 4.5.3.2 ou évolution du nombre de groupes au cours du temps).

3.2.5 Observer les autres éléments dans le modèle (G,E)

Notre modèle individus-centré $M=\{A, G, E, S, T\}$ est cependant composé d'autres éléments que la population d'individus A . Dans notre compréhension du modèle, lors de cette phase exploratoire, nous devons donc considérer les éléments qui ont une réponse au cours de l'exécution du modèle. Ces éléments doivent évoluer et leur évolution au cours de l'expérience de simulation doit être suffisamment complexe pour faire l'objet d'une enquête particulière. Ainsi, dans cette partie où nous considérons uniquement les différentes composantes du modèle prises indépendamment ou plutôt mesurées indépendamment, il est inutile de mesurer les facteurs exogènes S qui sont spécifiés explicitement dans le modèle (leur comportement ne change pas en fonction de l'état des autres composants) et il est également inutile de mesurer l'évolution de la gestion et de la représentation du temps T , pour les mêmes raisons. Les deux éléments qui vont nous intéresser particulièrement ici sont l'environnement E et le graphe d'interactions G . Lorsqu'ils sont introduits dans les modèles, ces éléments sont en effet des éléments centraux (exemple de l'évolution de la ressource forestière dans Bonnefoy et al. (2001)). Les évolutions de ces composants font donc souvent l'objet de mesures ou d'observations dans la pratique et sont rarement négligées.

3.2.5.1 Mesurer l'environnement

Si nous nous intéressons à mesurer l'environnement seul, sans chercher à le corrélérer à la population d'individus, le cadre d'application dans lequel il est intéressant de l'observer est relativement réduit. Il est présent cependant dans trois cas énoncés dans la partie consacrée à l'état de l'art. Le premier cas correspond à celui où l'environnement sert de média de communication pour les individus (le dépôt de phéromones chez les fourmis par exemple). Le deuxième cas concerne celui où les individus consomment une ressource dans l'environnement (le cas du sucre et des épices dans Sugarscape par exemple (Epstein et Axtell, 1996)). Le dernier cas correspond à celui où les individus interagissent plus fortement avec l'environnement non seulement en « consommant » des éléments de l'environnement mais également en les déposant ou en les déplaçant (le cas de la construction des piliers chez les termites, où les termites déplacent les grains de sable de l'environnement par exemple).

Il s'agit alors bien souvent de représenter et de mesurer des propriétés directes de l'environnement, des états de celui-ci :

- soit de manière globale (quantité de sucre présente dans l'environnement au temps t ou évolution de la quantité de sucre),
- soit de manière spatialisée en représentant la localisation des ressources et la quantité ou l'état de ces ressources en chaque point de l'environnement.

Les deux approches sont utilisées fréquemment pour comprendre l'évolution de l'environnement. Des techniques d'analyse spatiale sont souvent utilisées (Goreaud, 2000) pour caractériser les distributions spatiales des ressources (ces techniques sont également appliquées à la répartition spatiale des entités que nous évoquerons dans la partie consacrée aux couplages), et déterminer en particulier si cette distribution est plutôt aléatoire, régulière ou clusterisée.

3.2.5.2 Mesurer le graphe d'interactions

En ce qui concerne le graphe d'interactions, son utilisation, même au sein de la simulation sociale, est relativement rare et le graphe pris en compte est très fréquemment statique. Appliquer une mesure sur cet objet revient souvent à caractériser le graphe, par exemple en utilisant des indicateurs de graphes classiques tels que : la connectivité moyenne (le nombre de liens moyens par individu), le nombre de composantes connexes, le

diamètre du graphe (longueur du plus long des plus courts chemins), taux de clustering moyen (ou taux de redondance des liens), ou, comme nous l'avons vu dans le cas des réseaux à invariance d'échelle, la propriété de la distribution du nombre de liens par nœud. D'autre part il est également possible de faire une analyse plus localisée du graphe en appliquant en particulier les indicateurs provenant de l'analyse des réseaux sociaux (Wassermann et Faust, 1994) tels que : la centralité de proximité d'un nœud (le fait qu'un nœud soit plus ou moins proche de l'ensemble des autres et qui correspond à une normalisation de la somme des plus courts chemins de l'individu à tous les autres individus de la population) ou la centralité d'intermédiarité d'un nœud (le fait qu'un individu apparaisse plus ou moins souvent sur les plus courts chemins dans le graphe et qui traduit le fait que l'individu soit un individu pont entre deux groupes d'individus ou pas).

Cependant si le graphe considéré est statique, la mesure de ces différents indicateurs est de peu d'intérêt puisque la compréhension du modèle ne passe pas par la compréhension du graphe d'interaction (le graphe n'est pas modifié par le modèle). Sauf dans le cas où ces graphes statiques seraient issus d'un processus de construction non déterministe ou si nous cherchions à comparer des expériences similaires réalisées sur des graphes différents pour tenter de comprendre l'influence de la forme du graphe sur la dynamique du modèle. Il nous faudra nous reposer dans ce cas sur les indicateurs énoncés et les comparer pour avancer dans la compréhension de l'influence.

Concernant la dynamique du graphe, sa mesure ou sa caractérisation, la représentation de l'évolution des indicateurs énoncés peut être un bon début pour comprendre globalement l'évolution du graphe d'interactions, en particulier l'évolution du nombre de liens au cours du temps, ou l'évolution du nombre de composantes connexes qui peuvent traduire des phénomènes de regroupement des individus. Cependant pour des modèles plus complexes, nous pouvons également appliquer des indicateurs provenant de l'analyse structurale des réseaux dynamiques, en particulier ceux énoncés par Snijders (2001) et par Snijders et van Duijn (1997).

3.2.6 Observer les couplages au sein du modèle

Un élément important et souvent associé aux modèles individus-centrés réside dans le fait que les éléments qui composent ce modèle sont fortement couplés et ne peuvent faire longtemps l'objet d'une exploration de type réductionniste dans laquelle on chercherait à comprendre les éléments indépendamment les uns des autres. Une part majeure de la difficulté de compréhension du comportement de ces modèles tient en fait à la compréhension de l'articulation dynamique de ces différents composants. Ces couplages que nous avons évoqués lors de l'exposé du méta-modèle doivent donc être étudiés et faire eux-aussi l'objet d'une approche expérimentale, i.e. faire l'objet de mesures spécifiques.

Il faut noter que les mesures s'effectuent dans le cadre d'une expérience de simulation particulière au cours de laquelle nous cherchons à nous représenter l'évolution dynamique des différents couplages. Il ne s'agit pas d'explorer l'effet d'une composante construite avec certains paramètres sur une population d'individus, par exemple d'étudier l'influence de la structure du graphe sur le comportement de la population d'individus. Il s'agit plutôt de rechercher une connaissance du fonctionnement du modèle en intégrant plusieurs composantes dans la mesure au cours d'une expérience.

Un des couplages les plus souvent mesurés à ce niveau est le couplage entre population d'individus et environnement. De nombreuses simulations qui intègrent l'aspect géographique adoptent ainsi une visualisation spatiale de la simulation en y intégrant explicitement l'environnement (Hill, 2000) (les agents qui se déplacent dans l'environnement de Sugarscape (Epstein et Axtell, 1986) en sont un exemple). Si nous considérons la localisation de l'individu dans l'environnement (à juste titre) comme un des éléments de son vecteur d'état, les mesures proposées plus haut sont également utiles (suivi de l'évolution des positions d'un individu ou d'une population d'individus, et de l'évolution de leurs changements de positions). Comme nous l'avons évoqué, l'application d'indicateurs de distribution spatiale sur la population d'individus et leur évolution dans le temps est également intéressante, en particulier pour l'étude de phénomènes de regroupement.

Un second couplage qui reste cependant peu étudié concerne la mesure conjointe du graphe d'interactions et de la population d'individus. C'est en partie ce que nous avons réalisé (Amblard et Deffuant,

2003) pour visualiser les réseaux d'interactions efficaces, où dans le cadre du modèle présenté dans la partie suivante (un modèle d'interactions sous condition et sur un graphe statique), nous visualisons et nous mesurons le graphe correspondant aux relations entre individus qui sont susceptibles d'entraîner un changement d'état (qui vérifient la condition en question). La mesure d'indicateurs classiques sur ce graphe, par exemple la mesure de l'évolution du nombre de liens et du nombre de composantes connexes sont des indicateurs intéressants dans le cadre de l'étude de ce couplage entre réseau et population d'individus (cf. Figure 3-5).

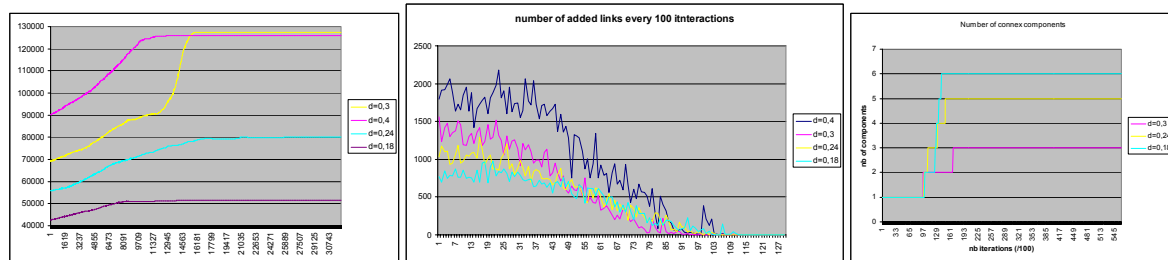


Figure 3-5 : Mesures effectuées sur le graphe d'interactions efficaces pour différentes valeurs d'un paramètre donné a) évolution du nombre de liens du graphe b) évolution du nombre de liens ajoutés au graphe c) nombre de composantes connexes dans le graphe

3.2.7 Caractériser le comportement d'une simulation

La caractérisation du comportement observé au cours d'une expérience a deux buts : le premier concerne la construction même des indicateurs qui vont le caractériser puisqu'ils vont permettre une opération de synthétisation de la connaissance. Nous chercherons à obtenir un ensemble d'indicateurs minimal qui caractérisera au mieux le comportement observé. Le deuxième but concerne la généralisation des expériences et la conduite de l'exploration de manière systématique. Si nous voulons par exemple étudier l'influence de variations de paramètres sur le comportement du modèle, nous devons pouvoir caractériser synthétiquement le comportement observé sur une simulation. Cela revient donc à caractériser l'état d'un système au regard de ses états possibles, donc de situer le système considéré dans l'espace des phases de celui-ci ou dans une réduction de cet espace. La relation qui existe entre ces deux buts est bien sûr la mise au point d'indicateurs synthétiques pertinents. Ils devront en effet non seulement rendre compte de la situation observée au cours d'une expérience, mais également être pertinents et le plus possible porteurs de sens pour chacune des expériences conduites au cours de l'exploration systématique. Pour ce faire, il est nécessaire d'établir des allers-retours entre exploration systématique (qui sera abordée au paragraphe suivant) et l'observation d'expériences particulières.

3.2.8 Observer une population de simulations

L'observation d'une population de simulations ou d'un ensemble de simulations est tout d'abord réalisée fréquemment pour évaluer les changements de comportement du modèle lorsque l'on change les paramètres de celui-ci, pour évaluer les changements de réponse et tenter de découvrir une régularité ou un lien de corrélation entre changement des paramètres et comportement du modèle. D'autre part cette exploration systématique est également nécessaire pour généraliser la connaissance acquise sur des expériences particulières pour avoir une forme de théorie plus compacte du comportement du modèle. Pour ce faire, il faut ainsi conduire un grand nombre d'expériences que nous ne pouvons analyser chacune en détail. Notre exploration reposera donc sur les indicateurs identifiés et présentés au cours du paragraphe précédent. Il nous faut de plus organiser ces expériences de manière à avoir une exploration cohérente de l'influence des paramètres retenus par rapport aux objectifs fixés.

Pour parvenir à un tel but, il faut tout d'abord introduire brièvement la méthode des plans d'expérience, champ particulier de la statistique, pour en présenter ensuite une application aux expériences de simulations, en particulier aux simulations individus-centrées.

La méthode des plans d'expériences est née du besoin, dans les sciences expérimentales, d'organiser les expériences réalisées pour réduire d'éventuels biais. De manière à mieux comprendre ce besoin, présentons un exemple typique. Dans le cadre de l'étude de l'efficacité d'un engrais sur une espèce de plante particulière, les expérimentateurs vont réaliser des expériences (disons sur 100 fleurs) en comparant une moitié de la population, la population témoin, qui aura été cultivée sans engrais et l'autre moitié qui l'aura été en utilisant l'engrais. Le recours aux plans d'expériences aura donc pour but d'organiser les 100 pots de fleurs de manière à limiter les biais. De cette manière, si nous disposons les 100 pots dans une serre, les 50 témoins au fond et les 50 avec engrais devant, les biais pourront provenir de nombreuses sources : luminosité plus importante à l'entrée de la serre, chaleur non uniforme, arrosage/humidité non uniforme. Il faudra donc organiser entre elles les cultures pour éviter de tels biais, donc de mélanger les deux sous-populations de fleurs de manière à ce qu'elles soient soumises aux mêmes conditions.

Ce cadre nous permet d'introduire la notion de dépendance ou d'interaction entre expériences. En effet dans cet exemple, la disposition des pots (donc de chaque expérience) est un facteur important. Les expériences sont dépendantes les unes des autres. Dans notre cadre de simulation, l'organisation des expériences les unes par rapport aux autres est peu importante, puisque contrairement à la serre nous sommes plongés dans un cadre uniforme : les expériences seront toutes réalisées dans les mêmes conditions.

Ainsi, tout un domaine des plans d'expériences (les carrés latins par exemple) ne nous est pas de grande utilité pour l'exploration systématique de nos simulations. Les parties qui vont nous intéresser correspondront donc, non pas à l'organisation des expériences entre elles, mais davantage à savoir quelles expériences il nous faut mener sur notre modèle. Dans ce cadre les plans d'expériences apportent également une réponse.

De manière synthétique, les plans d'expériences portent sur des *facteurs* et des *niveaux* pour chacun de ces facteurs. Dans le cas de la simulation, les facteurs correspondent aux variables que nous voulons évaluer et qui définissent l'espace des paramètres à explorer et les niveaux ou valeurs à évaluer pour chacun des paramètres. Des *réplications* de ces expériences peuvent être nécessaires pour se baser sur des réponses moyennes lorsque les expériences sont sujettes à des aléas, ce qui est le cas pour les simulations stochastiques.

Le premier type de plan d'expériences le plus utilisé en simulation est le plan factoriel complet. Il consiste pour chacun des facteurs (des paramètres de la simulation) à définir les niveaux que l'on souhaite étudier (ces niveaux correspondent en général à un découpage discret et régulier du facteur) puis à réaliser l'ensemble des expériences définies par la combinaison de ces valeurs. Pour chacun des points expérimentaux ainsi définis, dans le cas de simulations stochastiques notamment, il faudra réaliser suffisamment de réplications pour obtenir une moyenne des réalisations qui soit fiable. C'est en l'occurrence le type de plans d'expériences que nous avons mis en place. Cependant lorsque dans certains cas on ne s'intéresse qu'à l'exploration d'un sous-ensemble des paramètres, Kleijnen (1974 ; 1975 ; 1987) recommande de ne pas fixer les paramètres restants mais, d'expérience en expérience, de les déterminer aléatoirement. Cette dernière précaution permet d'éviter de prendre des valeurs trop particulières des paramètres qui ne sont pas testés pour réaliser une estimation non biaisée de l'influence des paramètres en cours d'étude. Sur ce dernier point, comme Coquillard et Hill (1997) le remarquent, beaucoup de modélisateurs sont mauvais élèves et fixent effectivement les paramètres dont ils ne veulent pas étudier l'influence. Nous n'avons à ce sujet malheureusement pas échappé à la règle. La principale raison en est que l'étude de l'influence de certains paramètres sur la simulation était réalisée dans des conditions particulières au modèle : pas de balance entre les deux extrêmes et peu d'influence des autres paramètres. Aussi il nous a semblé que nous pouvions nous dispenser d'appliquer cette recommandation à la lettre.

Un autre type de plans d'expériences qui peut également être mis en place et qui dérive de méthodes de type Monte Carlo concerne les plans d'expériences aléatoires. Les facteurs ayant été choisis, nous déterminons alors les niveaux de chacun des facteurs aléatoirement. Nous obtenons ainsi progressivement une « image » de la réponse dans l'espace des paramètres. Les points délicats concernent alors d'une part la connaissance du nombre d'expériences à réaliser ou du critère d'arrêt des expériences dans le cadre où le processus d'exploration serait dynamique et d'autre part la question des réplications à conduire. Sur ce dernier point deux attitudes sont possibles : réaliser en chaque point d'expérience un nombre de réplications fixé de manière à travailler sur une

moyenne des réalisations de la réponse ; ou ne pas réaliser de réplifications de chacune des expériences en s'appuyant sur une homogénéité locale de la réponse. Des points d'expérience qui seront très proches pourront alors permettre de se figurer la variabilité de la zone en question.

Le dernier type de plan d'expériences que nous exposerons ici concerne les plans d'expériences factoriels incomplets aussi appelés plans d'expériences dynamiques. Ils sont généralement mis en place dans les mêmes conditions que les plans d'expériences factoriels complets. Nous avons ainsi un ensemble de facteurs et de niveaux définis pour chacun de ces facteurs, avec la contrainte supplémentaire d'être alors face à un plan d'expériences trop important. Cette difficulté peut provenir soit du nombre trop important de simulations à réaliser, soit du temps trop important que met une simulation pour s'exécuter. En partant d'un ensemble de points que nous voudrions explorer (le plan d'expériences factoriel complet correspondant), nous essayerons d'obtenir une réponse satisfaisante en un minimum d'expériences. Pour ce faire, les techniques fréquemment utilisées rejoignent les techniques d'optimisation. Le principe peut être expliqué rapidement : nous exécutons les expériences au fur et à mesure (les premières expériences étant conduites soit aléatoirement, soit en suivant un découpage régulier à grosses mailles) et les réponses des expériences permettent d'orienter les expériences futures à réaliser. Bien que dans notre cas, le nombre d'expériences à conduire et le temps d'exécution des simulations nous aient permis de rester dans le cadre des plans d'expériences factoriels complets, un premier ensemble d'expériences réalisées nous permettrait de définir, en fonction des réponses obtenues, les points expérimentaux suivants à tester, pour déterminer les frontières des comportements typiques (cf. Figure 3.6).

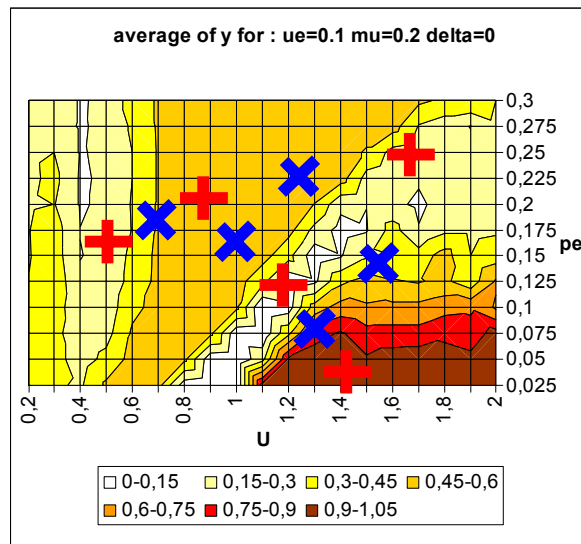


Figure 3.6 : Exemple de plan d'expériences factoriel dynamique dans l'espace des paramètres (U , p_e) d'un modèle donné (nous avons représenté en arrière plan la réponse y du modèle à un plan d'expériences factoriel classique). Le premier ensemble d'expériences (croix '+' rouges) nous permet par une méthode basique basée sur l'exploration des plus grandes différences de réponse, de déterminer les suivantes (croix 'X' bleues) pour affiner l'exploration.

Pour conclure sur les plans d'expériences existants qui peuvent être appliqués à la simulation, beaucoup d'autres types de plans peuvent être considérés. Le lecteur pourra se référer à Kleijnen (1974) ou Kleijnen et Van Groenendaal (1992) pour l'utilisation des plans d'expériences en simulation. Cependant, les trois types de plans que nous avons présentés (factoriels complets, aléatoires, factoriels incomplets ou dynamiques) représentent la grande majorité de ceux utilisés par les modélisateurs.

Un point important qui doit être souligné dans le cadre de l'exploration systématique de la réponse d'un modèle concerne la réplication des simulations. En effet, les modèles individus-centrés étant dans leur grande

majorité stochastiques, il faut réaliser un certain nombre de simulations en chaque point de l'espace des paramètres exploré pour pouvoir en extraire une quelconque connaissance. Le point délicat réside dans le nombre de réplifications à conduire. Pour exposer plus précisément le problème, prenons le cas d'un modèle qui donne une réponse sous forme de plateau (une réponse fixe à quelques variations près) en une zone de l'espace des paramètres et qui présente une bifurcation (présence d'un mélange d'attracteurs) en une autre zone. Comment déterminer de manière générique le nombre de simulations à conduire en chaque point de l'espace des paramètres ? Dans le cas de la zone qui présente une réponse unique, un faible nombre de réplifications permettra d'obtenir une réponse satisfaisante (plus d'une trentaine de simulations pour réaliser des opérations simples du type moyenne et écart-type sur la réponse). Cependant dans le cas de la zone où nous observons une bifurcation, si un faible nombre de réplifications nous permet de distinguer la présence de la bifurcation (il suffit d'observer la présence dans les réponses des deux attracteurs, un fort écart-type peut être un signe d'une telle présence) comment pouvons-nous approcher au mieux la composition du mélange ? Dans le cas de la présence conjointe de deux attracteurs A et B, comment pouvons-nous déterminer en ce point de l'espace la proportion moyenne de A et la proportion moyenne de B ? Combien de réplifications faut-il conduire pour en avoir une bonne idée ? Hill (2001) et Coquillard et Hill (1997) nous donnent une première piste en employant l'analyse spectrale. Une autre piste qui peut être explorée concerne l'analyse de la connaissance collectée, et consiste non plus à conduire un nombre de réplifications fixé, mais à conduire des réplifications tant que le processus de connaissance n'est pas stabilisé. Plus clairement, si nous reprenons le cas de notre mélange, il s'agira de conduire des réplifications jusqu'à ce que l'évaluation de la proportion du mélange atteigne un seuil. Ainsi sur plusieurs réplifications, si l'évaluation du mélange présente des variations importantes, il nous faudra conduire suffisamment de réplifications pour que l'évaluation de ce mélange se stabilise. Bien sûr cette solution n'est qu'une piste vers la résolution de ce problème qui reste ouvert.

3.2.9 Articulation et navigabilité entre les différents points de vue

Les différents points de vue que nous avons présentés sur l'objet d'expérience qu'est la simulation individus-centrée ne s'organisent pas linéairement comme nous avons dû le faire au cours de leur présentation. Bien au contraire, il faut les considérer comme des systèmes de mesures différents qui peuvent être appliqués à l'expérience de simulation. Ces différents systèmes de mesures s'articulent les uns avec les autres et de fréquents allers-retours entre ceux-ci sont nécessaires pour obtenir une meilleure compréhension du modèle (Drogoul, 2000). Ainsi, dans le cadre de l'élaboration d'indicateurs pertinents pour une exploration systématique, le modélisateur doit réaliser ces allers-retours entre exploration systématique et comportement collectif de la population. De même au cours de la construction de sa compréhension du modèle, l'expérimentateur va élaborer des hypothèses selon un certain point de vue dont il devra vérifier la cohérence avec les autres points de vue. Pour une meilleure compréhension du modèle, il s'agit donc d'introduire les éléments qui seront nécessaires pour la gestion de la navigabilité entre ces différents points de vue.

Pour prendre un exemple concret, si l'expérimentateur observe qu'en une zone de l'espace des paramètres son modèle se comporte d'une manière particulière, il va vouloir vérifier ce qui se passe en un ou quelques points de cette zone. Il devra ainsi pouvoir reconstruire les expériences réalisées en ce point particulier (la répétition étant imposée par la stochasticité du modèle). Une fois ces expériences récupérées il va par exemple vouloir visualiser l'évolution de son indicateur au cours du temps sur chacune de ces expériences. Puis, toujours pour vérifier l'hypothèse émise, il va vouloir vérifier ce comportement sur les trajectoires de l'ensemble de la population et éventuellement analyser le comportement d'individus particuliers. C'est, nous le pensons, vers ce type de navigabilité entre points de vue qu'il faut tendre si nous voulons obtenir une compréhension plus efficace du comportement de modèles individus-centrés. C'est ce que nous proposons d'évoquer dans le paragraphe suivant pour l'exécution des plans d'expériences et dans la partie suivante concernant plus exactement la navigabilité entre modèles. Ces deux points nous permettront d'avancer dans cette direction.

3.2.10 Vers une gestion de l'exploration systématique

Une fois le plan d'expériences mis au point, i.e. le modélisateur a déterminé quelles expériences il allait devoir réaliser, il faut donc exécuter les simulations correspondantes. Nous avons pour ce faire expérimenté deux solutions : une solution mono-poste et une solution sur un cluster de 24 bi-processeurs, une ferme de calcul à notre disposition, gérée par OpenPBS (Open Portable Batch System). OpenPBS (<http://www.openpbs.org>) est un système de gestion de files d'attente par scripts développé pour la NASA au début des années 90. Il fonctionne sur des environnements multi-plateformes UNIX en réseau.

3.2.10.1 *Solution mono-poste*

Concernant la solution en mono-poste, quel que soit le plan d'expériences retenu, il apparaît essentiel de découpler le programme de simulation proprement dit du programme gérant le plan d'expériences pour conserver une forme d'indépendance entre le modèle réalisé et les outils dont nous nous servons pour l'étudier. Ainsi dans une optique minimaliste, le programme de gestion d'un plan d'expériences factoriel complet pourra être implémenté en ayant recours à des scripts qui font s'exécuter le programme de simulation en lui communiquant les valeurs des différents paramètres correspondant à l'expérience en ligne de commande.

Ce n'est cependant pas la solution que nous avons retenue. Nous avons en effet préféré gérer le plan d'expériences et l'exécution des simulations correspondantes dans un programme extérieur qui manipule le programme de simulation pour fixer les valeurs des paramètres à l'aide de modificateurs et qui déclenche son exécution. Le plan d'expériences factoriel complet est alors géré simplement par des boucles imbriquées, chacune correspondant au parcours d'un tableau de valeurs pour un facteur particulier. Une boucle supplémentaire gère l'exécution des répliques en chaque point. Le programme gère également la récupération des résultats de simulation dans un fichier, en allouant une ligne particulière pour chaque simulation. Cette ligne reprend les valeurs des différents paramètres de l'expérience et les valeurs des indicateurs de réponse (les sorties de la simulation). Ce fichier est ensuite destiné à être traité par un tableur, dans notre cas MS-Excel. Une remarque doit être faite concerne la boucle correspondant aux répliques. Dans notre cas l'exécution mono-poste du plan d'expériences étant relativement longue (une à deux semaines), il peut être intéressant d'avoir en cours d'exécution une première évaluation de la réponse du plan. La boucle correspondant à la gestion des répliques a donc tout intérêt à englober les autres boucles dédiées au parcours des valeurs attribuées aux différents facteurs. Ainsi nous obtenons assez rapidement une première image de la carte, image qui sera affinée au fur et à mesure de la réalisation des répliques.

3.2.10.2 *Distribution des expériences sur une ferme de calcul*

Pour réaliser des explorations systématiques de la réponse d'un modèle sur un espace de paramètres donné, le processus d'exécution d'un plan d'expérience, en particulier dans le cadre d'un plan d'expériences factoriel complet, peut être très long. Nous avons donc intérêt à utiliser des moyens de calcul importants. C'est ce que nous avons fait dans une seconde phase en conduisant nos expériences de simulation sur une grille de calcul du Cemagref. L'intérêt est bien entendu de réaliser l'exécution du plan d'expériences plus rapidement en distribuant les expériences à réaliser sur chacun des nœuds de la grille.

Les contraintes principales à appliquer sur le modèle de simulation pour pouvoir distribuer les expériences concernent l'initialisation de la simulation et la récupération des résultats. Il faut en effet passer au programme les bonnes valeurs de paramètres et gérer les conflits en écriture pouvant intervenir lorsqu'un fichier résultat est partagé par plusieurs simulations. Ainsi, la première solution basique mise en place, consiste à générer un fichier d'initialisation pour chacune des expériences à réaliser. Ensuite il faut lancer l'ensemble des expériences dans la file d'attente de la grille de calcul et attendre un nœud disponible pour exécuter l'expérience. Enfin il faut faire écrire les résultats de la simulation dans autant de fichiers qu'il y a d'expériences. Cette solution qui entraîne la congestion de la file d'attente a été rapidement abandonnée. Une première manière de

factoriser d'une certaine manière ces exécutions, consiste à faire réaliser à chaque programme de simulation non pas une expérience unique mais également toutes les réplifications correspondantes. Nous gagnons ainsi un facteur correspondant au nombre de réplifications pour la répartition des expériences de simulations sur la grille. Dans cette dernière solution, nous avons toujours un fichier qui servira à initialiser les valeurs des paramètres de la simulation (paramètres initialisés une fois pour toutes) et les résultats seront inscrits séquentiellement dans un fichier. Nous obtenons alors autant de fichiers qu'il y a de points dans le plan d'expérience. L'inconvénient majeur est encore le même à savoir que la file d'attente de la grille risque de nouveau d'être engorgée.

La solution que nous avons finalement mise en place consiste à découper les expériences de simulation à réaliser suivant le nombre de nœuds disponibles sur la grille. Ainsi un programme minimal nous permet, pour un plan d'expériences donné, de générer autant de fichiers que de nœuds, chaque fichier contenant séquentiellement les caractéristiques des expériences à réaliser (valeurs des paramètres). Ensuite sur chaque nœud, des programmes-interface permettent de faire le lien entre le fichier de paramètres à exploiter et les simulations à exécuter. Il initialise donc séquentiellement les expériences de simulation à réaliser, et les exécute sur le nœud sur lequel il est situé. Le programme interface communique également au programme de simulation le nom d'un fichier dans lequel stocker les résultats de chaque simulation. Le plan étant ainsi découpé en autant de sous-plans indépendants que de nœuds disponibles, nous évitons l'engorgement de la file d'attente et les conflits en écriture sur les fichiers résultats. De plus, une répartition adéquate des expériences permet d'équilibrer la charge sur les différents nœuds de manière à optimiser le temps de calcul. Pour ce dernier point, deux stratégies peuvent être mises en place, soit répartir les réplifications d'une simulation sur les différents nœuds, chaque processeur exécute alors une simulation dont le temps d'exécution est relativement comparable aux autres ; soit répartir régulièrement ou aléatoirement le plan d'expériences en évitant de se retrouver confronté au cas où l'on découpe l'espace des paramètres en zones que l'on donne à traiter à chaque processeur (les différentes zones pouvant correspondre à des temps d'exécution très différents).

Par la suite les fichiers résultats qui sont structurés suivant une forme séquentielle sont agrégés en un seul fichier résultat pour l'ensemble du plan (commande `cat` sous Unix). Il reste alors à réaliser l'exploitation de ce fichier.

Un autre problème majeur dans le cadre de la distribution de simulation concerne la distribution des nombres pseudo-aléatoires. Comme évoqué dans De Matteis et Pagnutti (1988), des biais peuvent apparaître non seulement du fait du générateur de nombre pseudo-aléatoire utilisé (L'Ecuyer, 1988 ; Klimasauskas, 2002) mais également de la technique de partitionnement des séquences de nombres sur les différents processeurs. Différentes techniques de répartition et différents générateurs ont été testés dans Traore et Hill (2001).

3.2.10.3 *Vers une automatisation de l'ensemble du procédé : SimExplorer*

Depuis les débuts de la simulation, le champ des plans d'expériences a été un champ de recherche très actif pour le test et l'analyse du comportement des modèles de simulation. Les plans d'expériences sont encore aujourd'hui une technique robuste dans un contexte d'aide à la décision (Zeigler, 1976 ; Balci et Sargent, 1981 ; Kleijnen, 1987 ; Hill, 1996 ; Sarjoughian et Cellier, 2001).

En suivant les arguments de Balci et al. (2000), l'accréditation de modèles de simulation passe par l'utilisation de processus de vérification et de validation rigoureux (Kleijnen, 1995). Pour leur réalisation, il faut alors conduire un nombre considérable d'expériences de simulation pour explorer les comportements du modèle. De plus, dans certains cas, la réalisation d'expériences de simulation est la seule manière d'analyser et de comprendre le comportement de modèles complexes. C'est le cas par exemple de modèles individus-centrés, représentant des dynamiques sociales ou écologiques, et dans lesquels l'effet cumulatif des interactions peut conduire à des effets inattendus généralement impossibles à formaliser analytiquement (Deffuant et al., 2002a). Il y a donc, comme nous l'avons souligné précédemment, un besoin pour automatiser à la fois l'exécution d'un nombre massif d'expériences de simulation et pour gérer les plans d'expériences correspondants d'une manière un peu plus évoluée que par l'implémentation de simples scripts. Cette préoccupation inclut à la fois la réalisation d'interfaces ergonomiques et la distribution des exécutions pour lancer les expériences de simulation correspondantes sur des processeurs parallèles lorsque cela est possible (Belloum et al., 2003).

Pour conduire les expériences de simulations de manière aussi efficace et rigoureuse que possible, nous proposons un *Platform Independent Model* (PIM) et son prototype d'implémentation, SimExplorer. Ce logiciel peut être appliqué pour conduire à la fois des simulations déterministes et stochastiques. Le cas de la distribution de simulations stochastiques est particulièrement envisagé, parce qu'outre les problèmes classiques liés à l'utilisation de générateurs pseudo-aléatoires biaisés (Klimasauskas, 2002), il conduit à discuter certains résultats de recherche concernant la parallélisation de générateurs de nombres pseudo-aléatoires pour les simulations stochastiques (Fujimoto, 1990 ; Traore et Hill, 2001). La technologie PIM provient de l'*Object Management Group* (OMG: www.omg.org). Elle est incluse dans la *Model Driven Architecture* (MDA) qui propose une nouvelle approche pour développer des applications et écrire des spécifications. Nous présenterons donc ici une spécification MDA de SimExplorer qui consiste en un PIM de base en UML™ (Unified Modelling Language), et en un *platform-specific model* (PSM) montrant comment le modèle de base est implémenté. L'approche MDA pour le développement de SimExplorer nous permet de nous focaliser tout d'abord sur les fonctionnalités et le comportement de l'application distribuée. Celle-ci va gérer le cadre expérimental pour des simulateurs séquentiels ou parallèles, sans les distorsions communes qui sont souvent induites par les technologies retenues pour l'implémentation ou les autres choix d'implémentation réalisés. Par la dissociation entre les détails d'implémentation et les fonctions essentielles de SimExplorer, nous pouvons faire évoluer le système en incluant des nouvelles technologies sans avoir à répéter le processus de modélisation de l'application ou des fonctionnalités et comportements du système. Les architectures proposées au cours de la dernière décennie, par exemple l'*Object Management Architecture* (OMA, qui provient également de l'OMG) sont généralement liées à une technologie particulière. Par exemple, notre solution en matière d'analyse exposée dans un PSM, doit utiliser *XMI* (eXtended markup language Metadata Interchange) pour la communication entre des composants logiciels Java. Malgré cette spécificité, par le choix de MDA, les fonctionnalités et le comportement de SimExplorer sont modélisés une fois pour toutes.

3.2.10.3.1 Analyse des besoins

L'automatisation de l'exploration et du test des modèles exposée précédemment implique d'imposer un ensemble minimal de contraintes qu'un programme de simulation doit suivre pour être capable d'appliquer les mêmes procédures à chaque expérimentation concrète avec n'importe lequel des modèles implémentés. Avec notre approche, le modèle de simulation exécutable est considéré comme un programme composé d'une structure paramétrique contenant un ensemble de variables d'entrées et de sorties. Les besoins minimaux auxquels doit pouvoir répondre le programme de simulation traité par SimExplorer sont donc (cf. Figure 3.7) :

- L'initialisation du programme à partir d'un seul fichier contenant les paramètres d'entrée de la simulation (ce fichier pourrait se référer alors hiérarchiquement à d'autres fichiers de données qui peuvent être manipulés par le programme de simulation)
- La capacité de lancer l'exécution du programme de simulation comme un processus externe.
- La description d'une zone d'exploration. Au lieu de donner une seule valeur à chaque paramètre, l'utilisateur spécifie un ensemble de valeurs.
- La définition d'une méthode d'exploration sur une zone d'exploration par le choix d'un plan d'expériences existant ou la construction d'un nouveau plan.
- La définition des sorties de simulations : l'utilisateur peut sélectionner des variables particulières ou des combinaisons de variables, à des pas de temps particuliers ou pour des états particuliers du système (à convergence par exemple), pour que celles-ci soient analysées.
- L'exécution des simulations correspondant à un ensemble de paramètres ou un plan d'expériences donné (Kleijnen et Groenendaal, 1992).
- La visualisation ou animation des résultats de simulations après exécution et de manière synthétique pour pouvoir les interpréter (Hill, 1996). Cela pourrait correspondre à la visualisation de la trace d'une simulation ou à des visualisations plus évoluées pour synthétiser l'exploration d'un grand nombre d'expériences de simulation (Bell et O'Keefe, 1987 ; Hill, 2000).

A partir de cet ensemble minimal de contraintes, nous observons que les Simulateurs Interactifs Visuels ne sont pas directement gérables. En fait, les explorations réalisées sur des environnements interactifs ne sont

pas réalisables avec ce type d'outils. Cependant les outils de simulation scientifiques proposent souvent une version script avec des fichiers de traces synthétiques pour exécuter un grand nombre d'expériences, particulièrement dans le cadre des modèles stochastiques.

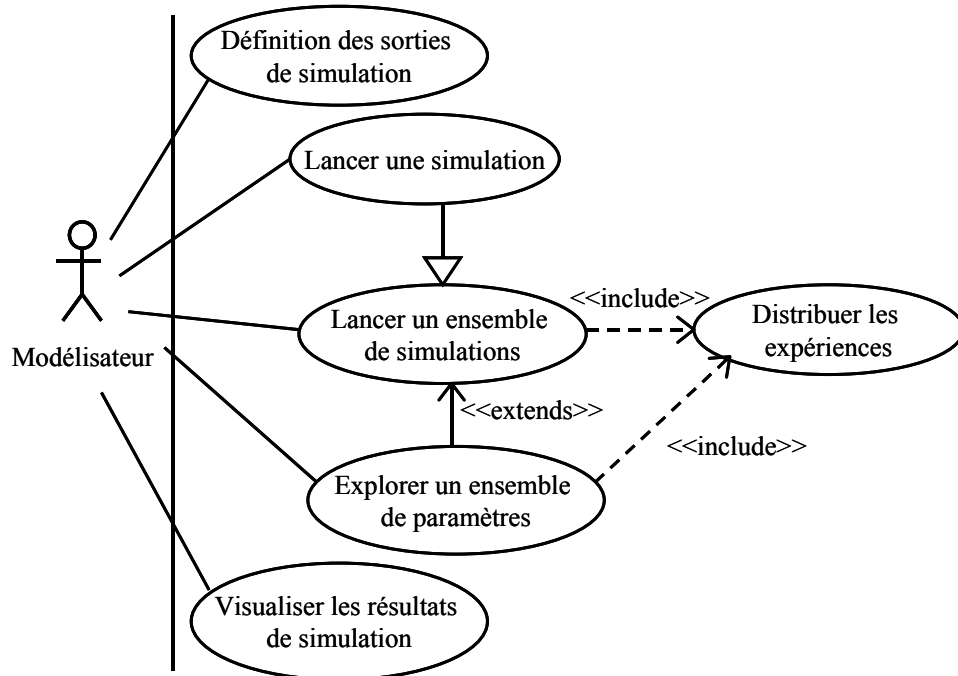


Figure 3.7 : Cas d'utilisation UML pour SimExplorer.

3.2.10.3.2 Modèle de conception

3.2.10.3.2.1 Organisation des composants

De manière à assurer l'indépendance des différents composants logiciels, plus particulièrement entre le modèle de simulation et l'interface d'exploration, nous avons décidé d'utiliser des fichiers XML (eXtended Markup Language) correspondant au standard XMI pour communiquer entre les composants. Un travail similaire est proposé par Syrjakow et al. (2002) (cf. Figure 3.8). L'interface d'exploration lit les entrées et sorties du modèle à partir d'un fichier de description écrit en XML par le modélisateur pour décrire son modèle et générer pour chaque expérience de simulation un fichier XML contenant les valeurs des différents paramètres de la simulation. De plus, le fichier XML décrivant l'expérience de simulation contient aussi la description XML des indicateurs, élaborée en combinant les sorties de simulations à observer.

Nous n'aborderons pas ici les composants supports de la simulation (cf. Figure 3.8), cependant le lecteur intéressé peut se reporter à Andradottir (1998) pour l'optimisation de simulations, à Balci (1998) pour les questions de validation et à Aussem et Hill (1999) pour l'utilisation de méta-composants pour l'exploitation de modèles de simulation.

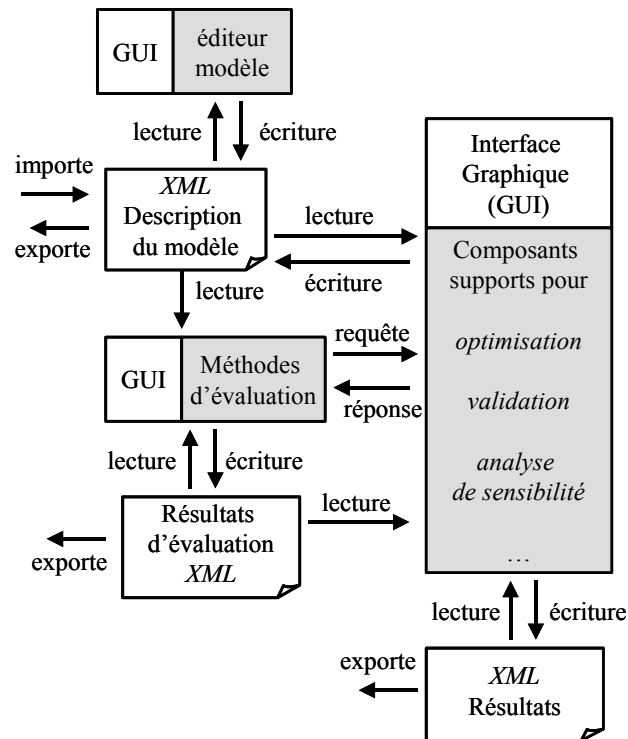


Figure 3.8 : Outils de modélisation et de simulation et leurs relations (Syrjakow et al., 2002)

L'organisation de l'interface d'exploration suit un découpage en paquetages qui est assez naturel. Il y a ainsi trois paquetages :

- *Le paquetage Exploration* qui va gérer ce qui concerne les spécifications de l'exploration, qui seront détaillées plus loin.
- *Le paquetage Distribution* qui s'occupe de la distribution et de l'exécution de la simulation.
- *Le paquetage Résultats* qui va récupérer et traiter les résultats de simulation, gère aussi la visualisation de ceux-ci.

D'autre part, les objectifs du paquetage *Exploration* imposent également un découpage en sous-paquetages (cf. Figure 3.9). Le premier d'entre eux le paquetage *Contraintes* gère toutes les contraintes sur les entrées et les sorties du modèle. Le paquetage *Paramètre* gère la partie clé qui correspond à la récupération des variables du modèle à partir du fichier de description XML, la possibilité de définir la zone d'exploration et la définition de scénarios. Finalement le paquetage *Plan d'expériences* gère le choix et l'exécution de plans d'expériences particuliers.

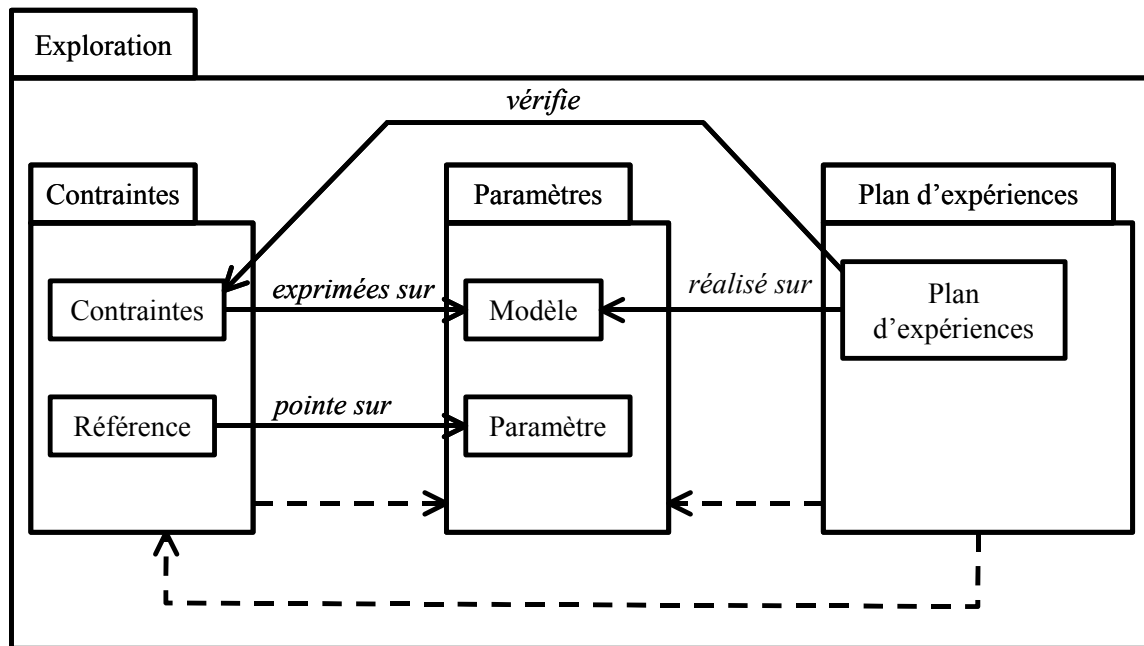


Figure 3.9 : Diagramme de paquetage UML illustrant les interactions entre les sous-paquetages du paquetage Exploration.

3.2.10.3.2.2 Gestion des paramètres

Au cours de la définition de la zone d'exploration, nous devons gérer les paramètres et la manière dont ils sont organisés. Cette procédure est indépendante de la catégorisation classique des paramètres en variables d'état, paramètres de dynamique et scénarios, car elle doit prendre en compte de manière aussi générique que possible le type de ces variables et non pas leur statut vis-à-vis des modèles. Le modèle est alors considéré, du point de vue de l'interface, comme une structure paramétrique qui agrège des paramètres. Ainsi, nous isolons deux types de paramètres : les paramètres simples correspondent à des types classiques (integer, float, double, string, etc..) et les groupes de paramètres qui correspondent à des agrégations de paramètres. Nous obtenons le diagramme de classe suivant concernant l'organisation des paramètres (cf. Figure 3.10) et contenant le patron de conception composite (Gamma et al., 1995). Nous devons préciser que cette catégorisation des paramètres est applicable à chacun des statuts de variables que nous avons décrits (variables d'état, paramètres de la dynamique et scénarios). Alors en incluant les différents types disponibles et la documentation pour les différents paramètres nous pouvons compléter les différents objets traités par l'interface d'exploration pour décrire le modèle et définir son exploration. Cela inclut le nom des paramètres, des remarques et des descriptions pour une manipulation plus facile de l'interface (cf. Figure 3.10) et la documentation de chaque paramètre.

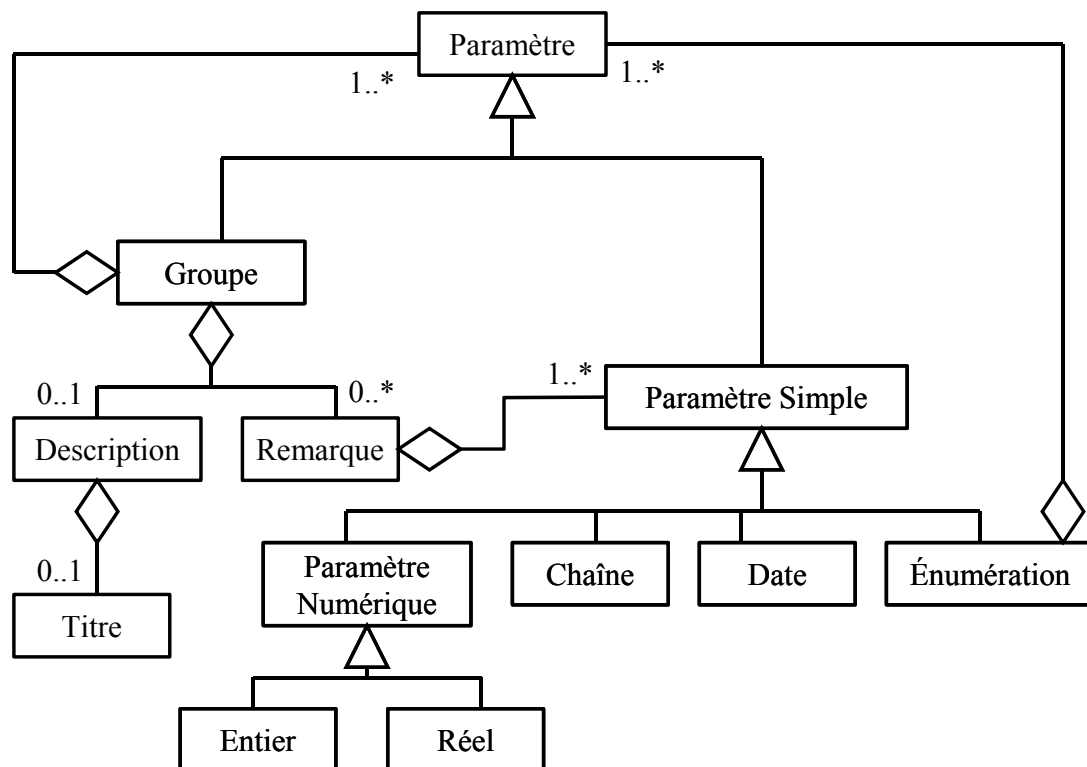


Figure 3.10 : PIM en UML prenant en compte les différents types disponibles.

3.2.10.3.2.3 Gestion des contraintes

Concernant les contraintes appliquées sur l'expérience de simulation pour la manipulation du modèle (contraintes provenant du modélisateur, contraintes d'exploration, contraintes de sorties), nous devons seulement considérer une grammaire basique pour toutes les exprimer. Cette grammaire permet d'exprimer des formules liant des variables, des opérateurs (en particulier des opérateurs logiques) et des valeurs numériques. Les relations entre ces objets sont exprimées sur la figure 3.11.

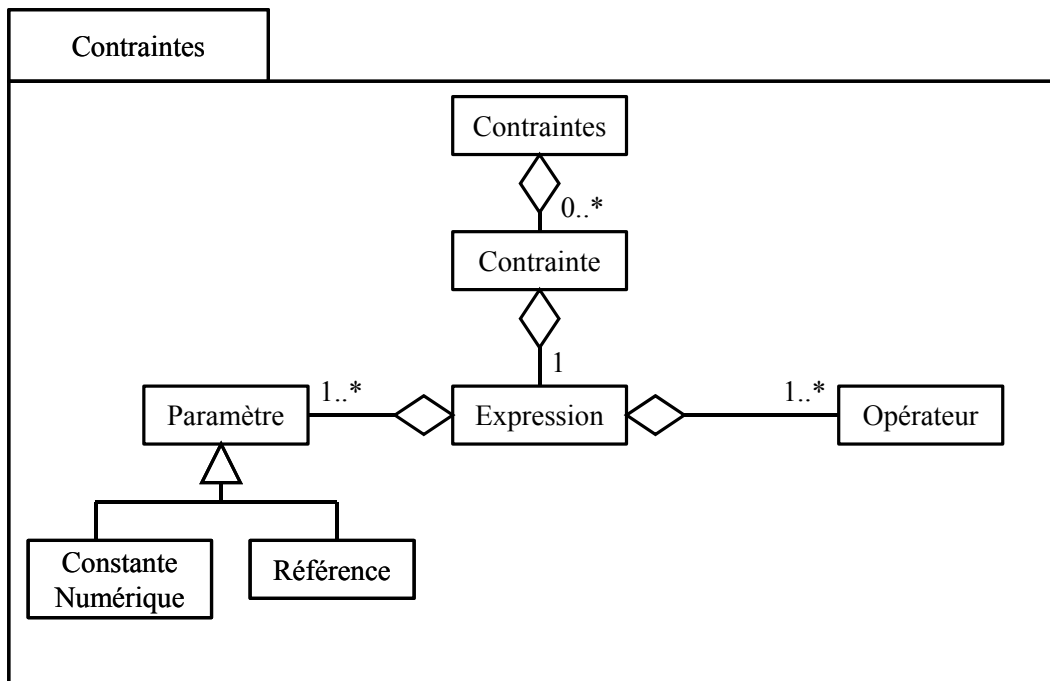


Figure 3.11 : Diagramme de classe UML pour le paquetage « contraintes ».

3.2.10.3.2.4 Gestion des plans d'expérience

Une fois que l'utilisateur a exprimé les différentes valeurs liées à chacun des paramètres du modèle qu'il souhaite explorer, et une fois que les contraintes sur les paramètres ou entre les paramètres sont exprimées, il doit vouloir appliquer un plan d'expérience. L'application des plans d'expériences à la simulation n'est pas nouvelle (Kleijnen, 1987) mais sa généralisation à l'ensemble du champ de la modélisation et de la simulation n'est pas encore acquise en particulier du fait qu'un plan d'expériences est encore difficile à élaborer. De plus, le plan d'expériences est très dépendant du type du modèle et du type d'analyse que l'utilisateur souhaite réaliser. Malgré cela, nous ne proposons pas un outil qui choisira le meilleur plan d'expériences en fonction du modèle ou de l'analyse désirée. L'intervention et l'expérience de l'utilisateur intervient ici pour choisir un plan d'expériences approprié à l'exploration. L'outil fournira juste une librairie de plans d'expériences et permettra à l'utilisateur d'en ajouter de nouveaux. Les différents types de plans d'expériences que nous souhaitons gérer sont donnés par la suite. Quel qu'il soit, le plan d'expériences devra prendre en compte les réplications à réaliser pour les simulations stochastiques :

- Les plans d'expériences complets (plans factoriels) doivent être capables de réaliser toutes les simulations décrites par la combinaison des valeurs de paramètres spécifiées en prenant en compte les contraintes qui lient ces paramètres.
- Les plans d'expériences incomplets vont exécuter seulement un sous-ensemble organisé des expériences d'un plan d'expériences complet.
- Les plans d'expériences aléatoires se focalisent sur un ensemble aléatoire d'expériences dans l'espace des paramètres ou une partie de cet espace.
- Les plans d'expériences dynamiques peuvent être envisagés comme des outils d'optimisation. Le principe général est ici d'exécuter un premier ensemble de simulations dans l'espace des paramètres (souvent une discrétisation régulière de cet espace ou un ensemble aléatoire d'un espace continu). La réponse de cet ensemble d'expériences est alors analysée et un nouvel ensemble d'expériences de

simulation est déterminé automatiquement pour optimiser un indicateur ou plus généralement une variable du plan d'expérience. C'est le cas par exemple des plans d'expériences de surface de réponse. Les plans d'expériences sont un outil utile dans le cas du raffinement de zones spécifiques de l'espace des paramètres.

3.2.10.3.2.5 Conception du fonctionnement

De manière à résumer le fonctionnement du processus d'exploration, nous avons un paquetage paramètre qui permet de lire la description d'un modèle à partir d'un fichier XML. Ce paquetage permet de définir l'espace des paramètres pour l'exploration en spécifiant pour chaque paramètre du modèle les différentes valeurs à explorer. Une fois que celles-ci sont définies, le paquetage *Contraintes* permet d'exprimer des contraintes sur l'espace d'exploration en liant des paramètres et des valeurs numériques au sein de formules. Enfin le paquetage *Plan d'expériences* propose différents moyens d'explorer l'espace d'exploration contraint ainsi défini. En fonction du fichier pris en entrée, l'interface fournit deux formulaires différents. Concernant la structure globale, les paramètres sont organisés sous forme d'arbre dans la partie gauche de l'interface. Les feuilles ayant la même structure globale directe sont groupées et apparaissent dans la partie droite de l'interface sous forme de formulaire (cf. Figure 3.12).

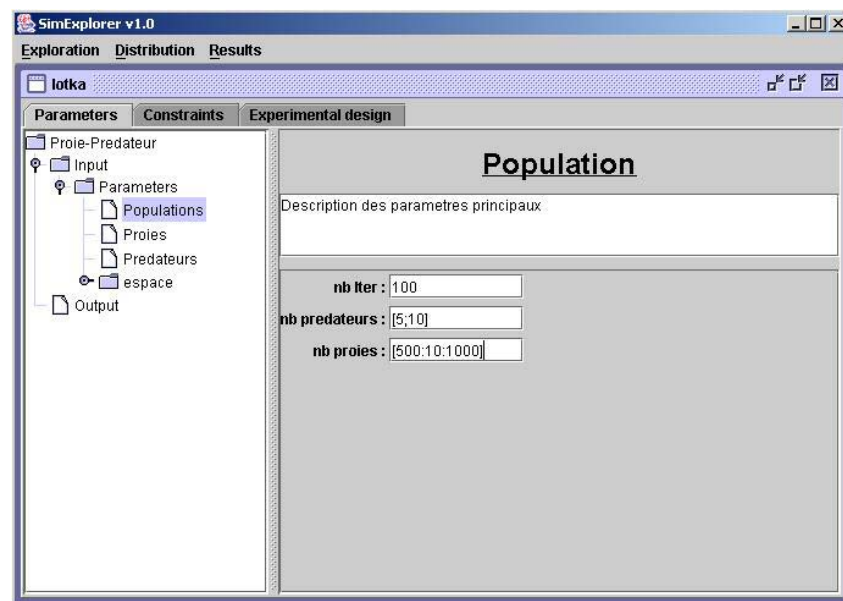


Figure 3.12 : Interface Homme-Machine, un arbre organise les groupes de paramètres à gauche et un formulaire détaille un groupe de paramètres à droite (Truffot, 2002).

3.2.10.3.3 Quelques champs d'applications

3.2.10.3.3.1 Expérimentations sur des distributions initiales et des structures spatiales

La particularité principale des modèles individus-centrés est de représenter explicitement l'ensemble des individus du modèle. Une expérimentation requiert donc de spécifier les valeurs initiales des attributs de ces individus. Souvent cette initialisation est faite par des tirages selon des distributions de probabilité. Ces hypothèses d'initialisation peuvent avoir des conséquences importantes sur le comportement ultérieur du modèle. Il est donc important d'évaluer cette influence avec soin lorsque nous cherchons à comprendre un

modèle. Nous prévoyons d'inclure dans SimExplorer la possibilité d'utiliser des distributions classiques pour initialiser les modèles.

Cependant, il est également important d'évaluer l'influence du nombre d'individus sur le comportement du modèle, notamment lorsque l'initialisation des attributs est faite par des tirages selon une distribution. En effet, plus le nombre d'individus est faible, plus la variabilité est importante, ce qui rend les tendances et les régularités plus difficiles à établir. Il peut donc être intéressant de tester les modèles avec de grands nombres d'individus afin de limiter cette variabilité. Il est alors nécessaire d'inclure la taille de la population comme paramètre à tester dans les expériences.

Par ailleurs, lorsque nous utilisons des distributions issues de données de relevés (pour des peuplements forestiers par exemple), l'utilisation d'indicateurs agrégés caractérisant la distribution spatiale (Diggle, 1983) peuvent être pertinents pour établir des régularités entre la distribution et la dynamique elle-même (Goreaud, 2000). De tels indicateurs peuvent être utiles également pour des initialisations par des distributions de probabilités artificielles. Il est donc intéressant d'intégrer de tels outils dans SimExplorer.

3.2.10.3.3.2 Expérimentations sur les structures d'interactions

Nous considérons maintenant des modèles individus-centrés particuliers, fréquents en modélisation sociale, dans lesquels les interactions entre les individus sont définies par un graphe (le réseau social). Nous supposons ici que ce graphe est statique. Nous supposons aussi, bien sûr que les individus sont définis par un ensemble d'attributs dont les valeurs sont initialisées en début de simulation, et évoluent ensuite à cause des interactions entre les individus reliés par le graphe.

Un des problèmes intéressants posés pour ce type de modèle est d'évaluer l'influence de propriétés générales du graphe sur la dynamique globale du modèle. Par exemple, nous pouvons nous intéresser à l'influence de la structure du graphe sur la formation et l'évolution de groupes homogènes d'individus.

Nous proposons différents tests à réaliser pour caractériser l'influence de la structure d'interactions sur le comportement du modèle. Nous adoptons la métaphore d'un graphe sur lequel nous posons une distribution, chaque nœud prenant une valeur particulière de cette distribution.

Dans ce cadre il peut être intéressant d'utiliser différents types de graphes ayant des propriétés bien particulières dont nous voulons évaluer l'influence sur la dynamique du modèle. Typiquement le premier élément basique que nous pourrions vouloir tester est la connectivité moyenne du graphe, le nombre de liens de celui-ci. Un autre point que nous pouvons tester (et que nous avons testé dans la partie 5.6.3) est le fait que la structure soit plutôt régulière ou plutôt aléatoire. Pour réaliser ce test, le modèle de small-world de Watts (1999) est très utile puisqu'il permet, en utilisant seulement deux paramètres, de faire varier non seulement la connectivité moyenne, mais également le bruit que l'on applique à une structure régulière construite à partir de cette connectivité, à savoir le fait qu'elle soit plus ou moins aléatoire.

De la même manière, une propriété mise en évidence fréquemment sur des données empiriques (même si ces dernières ne concernent pas les réseaux sociaux directement), à savoir le Web (Albert et al., 1999) ou les réseaux métaboliques (Barabasi, 2002), concerne la distribution des connectivités de chaque nœud du graphe. Dans ces études il apparaît qu'elle correspond à une distribution suivant une loi de puissance, alors qu'elle est réduite à un pic pour des graphes réguliers et qu'elle suit une loi normale pour les graphes aléatoires. Il peut être intéressant dès lors de générer des graphes qui correspondent à une distribution particulière du nombre de liens par nœud et de faire varier alors le facteur de répartition, d'une répartition constante à uniforme (chaque catégorie de connectivité possède alors le même nombre de représentants ou en moyenne le même nombre) jusqu'à des répartitions exponentielles ou qui suivent une loi de puissance. Ce dernier point nous permet de jouer sur la répartition du nombre de liens en passant d'un système égalitaire (tout le monde a le même nombre de liens) à un système de plus en plus inégalitaire (les individus ayant le plus grand nombre de liens sont de moins en moins nombreux et de plus en plus d'individus ont de moins en moins de liens).

Nous envisageons d'intégrer à SimExplorer un module permettant de tester des variations sur les graphes d'interactions afin de tester l'influence de leur structure sur la dynamique. Pour cela, différentes stratégies d'évolution du graphe sont possibles. L'utilisation d'indices caractéristiques issus de la sociologie des réseaux (Wasserman et Faust, 1994 ; Bonacich, 1996), ainsi que des indicateurs de distribution spatiale,

fournissent des indicateurs agrégés qu'il peut être intéressant d'examiner conjointement aux caractéristiques de la dynamique. Il est donc important de pouvoir disposer de tels outils qui peuvent grandement améliorer la compréhension du modèle au niveau global.

L'incorporation de telles méthodes dans SimExplorer permettrait de les utiliser systématiquement pour différents modèles. Cet outil devrait donc nous permettre d'améliorer notre démarche d'expérimentation sur les modèles individus-centrés, en la rendant plus rigoureuse et plus systématique.

3.2.10.4 *Bilan de l'approche proposée*

Nous défendons une approche expérimentale de la simulation individus-centrée. Nous justifions cette position par la complexité des modèles computationnels, en particulier à cause de la déconnexion entre dynamiques individuelles et phénomènes collectifs. En effet, souvent la connaissance fine des dynamiques individuelles ne permet pas de déduire directement le comportement global du modèle. Une démarche expérimentale est donc nécessaire afin d'établir les liens entre des variables agrégées décrivant le modèle globalement. A partir de la constatation expérimentale de tels liens, des modèles théoriques au niveau global peuvent être proposés. Cependant, la littérature fait plutôt apparaître un déficit de rigueur et de systématisation dans les expérimentations numériques sur les modèles individus-centrés.

Le projet SimExplorer vise à faciliter et améliorer cette démarche expérimentale, tout en tenant compte des spécificités des modèles individus-centrés. Il s'agit de développer une interface de mise en œuvre d'expérimentations sur des modèles individus-centrés. Cette interface proposera un ensemble de fonctions permettant de définir un plan d'expériences sur le modèle, et les variables agrégées à observer. Nous prévoyons aussi le développement de modules spécifiques permettant d'explorer l'influence de la répartition spatiale des individus, ou encore l'influence de la structure du graphe d'interactions entre les individus. Nous souhaitons la rendre adaptable à différents modèles le plus simplement possible et ainsi en faciliter l'utilisation et la diffusion.

Nous pensons que cet outil permettra de faire progresser la réflexion sur les méthodes de traitement systématique des résultats. Nous pensons bien sûr aux méthodes de fouilles de données (Han et Kamber, 2000) qui offrent des perspectives séduisantes pour déterminer des régularités dans ces résultats. En outre, la démarche d'expérimentation prend son sens dans une itération entre la définition du plan d'expériences et l'exploitation des résultats. L'automatisation partielle de ce processus itératif est un défi passionnant que cette démarche permettra d'aborder dans le futur.

3.3 Multi-modélisation pour la compréhension d'un modèle

3.3.1 Jouer sur la complexité des modèles

Dans le but de favoriser une meilleure gestion du processus de modélisation, notre expérience dans le domaine de la simulation sociale basée sur des simulations stochastiques de modèles individus-centrés dans le cadre d'une approche multi-agents (Deffuant et al., 2000 ; Amblard et Ferrand 1998) nous conduit à proposer un framework particulier : DAMMASS. Cependant, même si notre domaine concerne principalement la conception et l'implémentation de modèles sociaux qui reflètent des propriétés sociologiques, le framework proposé peut être intéressant pour des modélisateurs qui utilisent des modèles individus-centrés ; spécialement s'ils sont confrontés à des interactions complexes (Atlan 1979) entre les entités modélisées. Ce framework permet la gestion du processus de modélisation envisagé sous la forme d'un ensemble de modèles de complexité computationnelle croissante. Il permet également de manipuler les différentes entités rencontrées, à savoir les Agents, les Interactions, l'Organisation et l'Environnement au même niveau en tant que sous-modèles.

3.3.1.1 Décomposition des modèles sociaux

La modélisation de systèmes complexes peut impliquer la construction de modèles computationnels complexes. La gestion de cette complexité aussi bien dans la conception du modèle qu'au cours de son implémentation en utilisant des méthodologies de modélisation efficaces (Overstreet, 1982 ; Nance, 1987 ; Zeigler, 1990 ; Wagner et al., 1996 ; Zeigler et al., 2000) reste un challenge encore à l'heure actuelle. Si ces dernières étaient mises au point dans le passé pour surpasser les faibles puissances computationnelles, les méthodologies sont utilisées maintenant pour affronter la complexité computationnelle et proposer des modes de construction qui permettent de l'organiser.

Une taxonomie pour la modélisation des systèmes a été introduite dans la terminologie multi-modèles dans le milieu des années 80 (Ören, 1984) et la technique appelée multi-modélisation dérive principalement des approches multi-formalismes (Zeigler, 1979). Un multi-modèle est considéré comme une composition de différents sous-modèles homogènes ou hétérogènes à plusieurs niveaux d'abstraction. Cette approche permet la construction de modèles hiérarchiques de systèmes réels qui ne peuvent pas être simulés facilement en utilisant une approche monolithique (Fishwick, 1993 ; Fishwick, 1995). Les patrons de conception ont été largement discutés au cours des années 90 dans la communauté du génie logiciel (Gamma et al., 1995). Ils sont largement utilisés pour accroître la productivité logicielle par la réutilisation logicielle. Ils s'appuient sur les concepts orientés-objets pour représenter les structures d'abstractions logicielles à haut niveau. Le rôle des patrons de conception est de fournir des structures de conception logicielle qui peuvent être copiées ou adaptées à un nouveau système. D'après Pree (1994), le concept de patron de conception peut être vu comme une abstraction de l'activité d'imitation des programmeurs novices qui créent des parties de programmes, indirectement, en copiant des parties de programmes écrites par des programmeurs plus avancés. Généralement le paradigme d'imitation nous permet de réduire la complexité, dans beaucoup de situations de la vie réelle comme dans le cadre du développement logiciel. Les patrons peuvent aider à produire des bonnes conceptions orientées-objet dans un contexte de modélisation environnementale (Campos et Hill, 1998). De nombreux patrons peuvent être utilisés pour la multi-modélisation (Hill et al., 2000). Malgré cette abondance il y a actuellement un besoin pour la conception de frameworks qui distinguent clairement les différentes parties du modèle. Les frameworks sont vus comme des macro-architectures logicielles, alors que les patrons peuvent être envisagés comme des micro-architectures. Nous proposons un outil de conception avec l'hypothèse que le modèle est une collection de sous-modèles. Chacun d'entre eux peut refléter différentes hypothèses émises à propos des individus, des processus d'interactions, de l'environnement ou des organisations. Dans ce cadre, le réductionnisme peut nous aider comme outil méthodologique pour concevoir des classes d'entités dans un modèle. Les principales classes que nous avons identifiées sont l'Agent, la Relation, l'Environnement et l'Organisation. Ils sont envisagés récursivement comme des sous-modèles et dans ce sens peuvent être composés de plusieurs sous-modèles (cf. Figure 3.13).

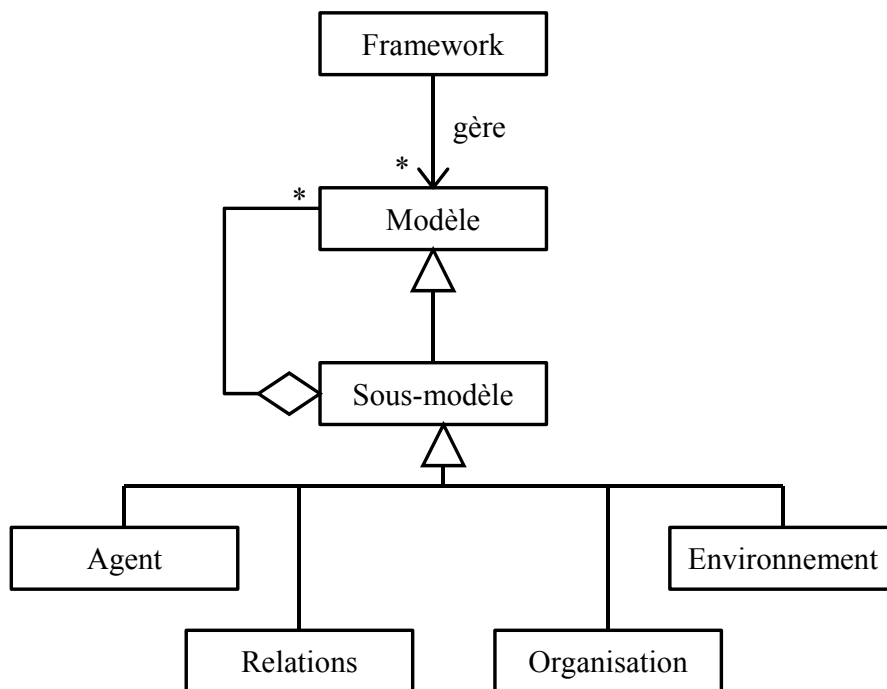


Figure 3.13 : Méta-modèle UML pour notre framework utilisant le patron de conception Composite (cf. Gamma et al., 1995).

3.3.1.2 Modèles généraux, modèles spécifiques et collections de modèles

La principale source de complexité que nous avons isolée dans la littérature en modélisation des systèmes sociaux provient d'une part de l'émergence d'effets collectifs non spécifiés explicitement lors de l'élaboration des comportements individuels et d'autre part de la diversité des causes qui peuvent conduire à cette émergence. Face à cette contrainte pour modéliser ces systèmes, les chercheurs ont deux formes d'approches. D'une part, certains vont construire des modèles très simples, motivés par l'observation de propriétés émergentes à partir de caractéristiques particulières du comportement des individus par exemple la coopération, la ségrégation ou l'influence (Schelling, 1960 ; Axelrod, 1997 ; Epstein, 2001). D'autre part, certains construisent des modèles spécifiques, dans le but de comprendre un phénomène social spécifique dans un contexte d'étude donné et essayent de le faire correspondre à l'expertise ou aux données collectées (Deffuant, 2001 ; Nowak et Vallacher, 1998). Le but du modélisateur, qui est de modéliser un phénomène social général ou de l'appliquer à un système social spécifique, permet de situer le modèle réalisé dans une des deux catégories.

Récemment, un courant de plus en plus observé tend à la réalisation de modèles qui sont plus ou moins des collections de modèles (Epstein et Axtell, 1996 ; Axelrod, 1997). En partant de modèles très simples, on ajoute des propriétés de manière incrémentale pour capturer de plus en plus de propriétés du système social modélisé (Drogoul, 2000). Par conséquent, les modèles croissent de plus en plus en complexité computationnelle. Il y a dès lors besoin d'un framework qui ne prend pas comme point de départ la réalisation d'un modèle isolé mais qui aide le processus de modélisation en permettant la manipulation de l'ensemble des modèles composant le processus de modélisation (cf. Figure 3.13).

3.3.1.3 Couplage de l'approche Vowels et de l'abstraction décroissante

Au cours de la modélisation de systèmes complexes, on a souvent recours au réductionnisme et il faut alors décomposer le système en sous-parties. Il s'ensuit que le modèle est alors un ensemble de sous-modèles. La décomposition en plusieurs parties, pour qu'elle soit compréhensible et incluse efficacement dans le processus de modélisation, doit être réalisée en suivant un framework général qui organise les sous-modèles. Dans ce cadre, nous utiliserons l'approche VOWELS (Demazeau, 1995). Par comparaison avec d'autres frameworks qui se focalisent souvent sur la conception de l'agent et de plusieurs niveaux d'organisations (Ferber et Gutknecht, 1998 ; Campos et Hill, 1998). La méthodologie VOWELS est principalement caractérisée par l'usage primitif, récursif et égal des sous-modèles d'Agents, d'Environnement, d'Interactions et d'Organisations pour résoudre des problèmes ou simuler des systèmes.

Comme cette approche nous donne un cadre pour décomposer un modèle donné, nous devons clairement définir un processus de modélisation associé qui permet les étapes classiques en simulation, à savoir la conception, l'implémentation, la vérification et la validation (Hill, 1995 ; Kleijnen, 1995 ; Hill et al., 1996 ; Balci, 1998). De plus, parce que nous croyons qu'une famille de modèles est plus riche d'informations pour le modélisateur qu'un seul, le processus de modélisation doit expliciter le moyen de passer d'un modèle à l'autre en suivant la croissance en complexité et la décroissance en abstraction. Pour le processus de modélisation nous avons alors choisi la méthodologie d'abstraction décroissante (Lindenberg, 1992). Nous commençons ainsi par des modèles simples mais abstraits représentant des caractéristiques générales puis nous y ajoutons des propriétés pour modéliser des phénomènes plus réalistes. C'est la méthode choisie par Epstein et Axtell (1996) dans Sugarscape, commençant avec un modèle très simple de l'environnement et des agents très frustrés (ils bougent et ils mangent) et en accroissant les propriétés de l'environnement, en ajoutant des ressources par exemple et en allant plus loin dans la conception comportementale de l'agent (reproduction/mort, métabolisme, motifs culturels). Le point final du processus est un modèle aussi complexe que nécessaire, mais aussi simple que possible.

Cette approche permet de valider de manière plus sécurisée le modèle final, car elle fournit une description plus complète du système réel, à différents grains. Le premier modèle simple nous permet de comprendre les propriétés dynamiques basiques du modèle. Nous les faisons correspondre avec des propriétés générales provenant par exemple de la littérature sociologique, en définissant une similarité entre la structure du système réel et la structure du modèle. Par exemple pour la diffusion d'opinions dans une population, plusieurs groupes d'opinions peuvent être partagés par des groupes d'individus alors le modèle de base doit exprimer ce type de dynamique (Deffuant et al., 2000). Nous ajoutons alors progressivement des propriétés (plusieurs opinions en compétition, des poids sur chaque opinion) au modèle pour le faire correspondre au système-cible spécifique, en comparant les sorties du modèle à l'expertise et aux données collectées. La granularité du modèle est alors augmentée progressivement jusqu'à ce que le modèle semble trop détaillé par rapport aux données observées sur le système modélisé.

3.3.1.4 DAMMASS

3.3.1.4.1 Le Framework proposé

De manière à se conformer aux conditions énoncées ci-dessus, nous retenons l'architecture de framework suivante pour la conception et la simulation de modèles sociaux multi-agents. (cf. Figure 3.14).

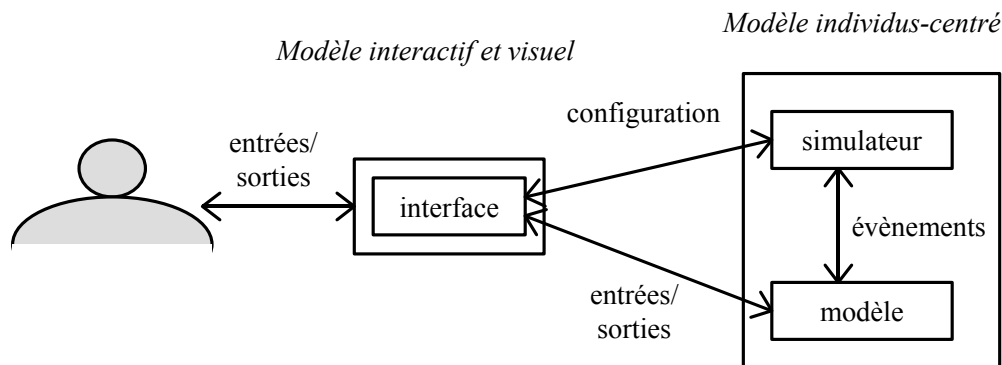


Figure 3.14 : Architecture générale du framework à partir de (Campos et Hill, 1998)

Cette architecture dérivée du fameux patron de conception MVC (Model View Controller) est détaillée dans la thèse de Campos (2000) et elle est divisée en trois parties. Le Simulateur gère tous les points concernant l'exécution du modèle. La partie Modèle détaillée ci-dessous (cf. Figure 3.15) contient toutes les classes concernant le modèle lui-même. L'interface permet à l'utilisateur de paramétrer le Simulateur et le Modèle indépendamment, pour observer la simulation en cours d'exécution et ses résultats.

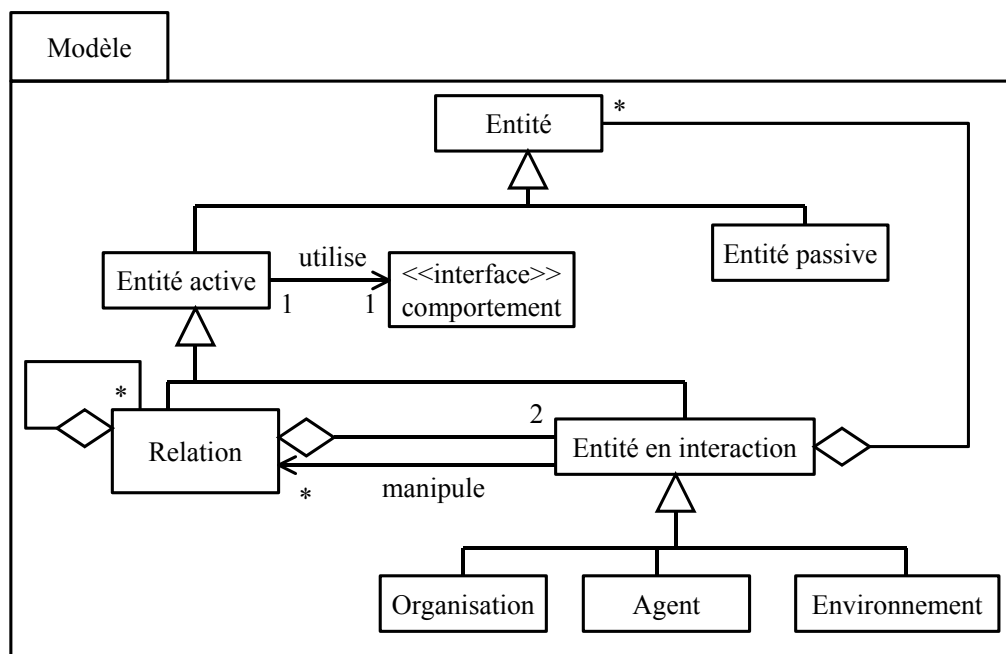


Figure 3.15 : Le paquetage Model du framework (notation UML).

Pour aller plus loin sur la partie Modèle, nous allons détailler le paquetage modèle. « Entité » est le terme générique pour désigner un objet du modèle. Une entité possède des états et des fonctions de transition pour passer d'un état à un autre. Nous catégorisons les entités du modèle en entités actives et en entités passives. Les entités actives sont activables directement par le simulateur. Elles ont un certain comportement à des pas de temps discrets alors que les entités passives actualisent leur état à partir d'événements internes au modèle. Nous

divisons alors les entités actives en deux sous-groupes: les relations et les entités en interaction. Les relations lient deux entités en interaction et chacune d'elles peut agir sur les relations dans lesquelles elle est impliquée. Les relations peuvent être conçues comme un ensemble de relations pour modéliser différents types d'interactions qui arrivent entre deux entités données. De la même manière, une entité en interaction peut être conçue récursivement comme un ensemble d'entités de manière à modéliser plusieurs types d'organisations. Les entités en interaction sont elles-mêmes divisées en trois sous-groupes : l'Organisation, l'Agent, et l'Environnement qui sont les composants de la méthodologie de modélisation retenue, la méthodologie VOWELS.

3.3.1.4.2 Quatre axes pour accroître le réalisme

En appliquant l'abstraction décroissante énoncée précédemment, nous pouvons, avec un modèle donné, faire décroître son abstraction pour accroître son réalisme suivant un (ou plusieurs) de ces quatre axes :

- *Le modèle de l'Agent* : les propriétés internes de l'individu, comme par exemple son système de représentation ou son système décisionnel, peuvent être plus détaillées. Cela inclut la possibilité d'ajouter de nouveaux comportements au modèle de l'agent.
- *Le modèle de Relation* : les interactions qui peuvent avoir lieu entre des entités (Agent, Organisation et Environnement) peuvent être détaillées davantage. Cela peut concerner les échanges entre deux entités ou un protocole de communication plus détaillé. En fait, nous pourrions considérer qu'il y a autant d'axes Relation pour accroître le réalisme qu'il y a de relations possibles entre les différentes catégories d'entités.
- *Le modèle d'Organisation* : il implique une croissance des caractéristiques prises en compte par l'organisation, par exemple l'introduction de niveaux d'organisation dans une organisation existante ou de nouveaux comportements de groupes dans un modèle.
- *Le modèle de l'Environnement* : la croissance en réalisme doit correspondre à l'ajout de critères environnementaux (herbes, eau, niveau de nitrates par exemple) et à leur dynamique.

L'impression d'indépendance entre ces axes peut être cependant trompeuse. Cette décomposition implique de toute évidence certaines dépendances entre les axes. Par exemple, nous identifions un couplage majeur entre le modèle d'agent et le modèle de relation en ce sens qu'augmenter la granularité du modèle d'interaction implique souvent d'augmenter la granularité du modèle d'agent. Pour illustrer cette dépendance, le modèle d'interactions peut représenter le moyen par lequel les agents influencent chacun l'opinion de l'autre. Alors le processus d'influence met en relation les attributs d'opinions des individus. Augmenter le modèle d'interactions peut impliquer l'introduction de nouvelles variables ou de nouveaux attributs, comme la transmission d'information et potentiellement des dynamiques correspondantes dans le modèle de l'agent, comme le traitement de cette information pour construire ou renforcer les opinions. Malgré tout, ce n'est pas toujours le cas et l'accroissement en complexité du modèle d'interactions doit parfois être un changement dans la structure du modèle de cette influence. Nous pouvons par exemple partir d'une influence moyenne du voisinage social de l'individu et progresser vers un modèle d'interactions à seuil dans lequel les individus seront influencés par leurs voisins seulement si la différence entre leurs opinions est inférieure à un seuil donné qui est un attribut de l'interaction. Nous accroissons alors le réalisme du modèle d'interactions tout en laissant inchangés les attributs d'un modèle d'agent.

L'axe choisi pour atteindre le modèle suivant dans le processus de modélisation dépend beaucoup du modèle en question. Malgré cela, quelques règles ou heuristiques peuvent être recensées brièvement. Prenons un modèle qui utiliserait chacun des quatre composants précédents, un piège à éviter semble être de trop accroître la complexité suivant un seul des quatre axes sans en faire de même sur les autres. Il semble qu'un bon modèle doit garder une certaine homogénéité concernant la complexité de ses composants. Une autre heuristique qui peut être indiquée apparaît lorsque nous voulons accroître le réalisme d'un modèle. Nous commençons souvent par accroître le réalisme du processus d'interaction. Ce dernier est souvent celui qui influe le plus sur la dynamique du modèle global et il implique souvent des changements sur les autres axes.

3.3.1.5 Bilan de l'approche proposée

De manière à accompagner la conception de modèles en suivant une abstraction décroissante, nous avons proposé un framework, DAMMASS, qui prend en compte une hiérarchie d'entités de manière organisée dans les modèles. La collection de modèles qui en résulte permet d'une part de garder une trace du processus de modélisation de manière à développer un modèle final délivrable. D'autre part, il permet de délivrer une collection de modèles du plus simple au plus réaliste. Il permet d'éclairer le phénomène social étudié et les propriétés dynamiques générales des modèles-racines. Il permet également de comprendre davantage la croissance en complexité des modèles de manière à correspondre davantage à la réalité observée, en plaçant au premier plan les hypothèses prises pour passer d'un modèle au suivant.

Au niveau d'un modèle, le framework proposé permet, en adaptant un réductionnisme par classes d'entités, d'accroître le réalisme du modèle dans une ou plusieurs directions identifiées qui sont : l'Agent, la Relation, l'Environnement ou l'Organisation. Cette décomposition permet d'identifier clairement la manière dont le modèle croît en complexité et de manipuler pratiquement indépendamment les sous-modèles correspondant à la décomposition.

Nous avons appliqué ce framework dans le cadre des modèles de dynamiques d'opinions, en accroissant progressivement le réalisme ou la complexité de nos modèles. Nous l'illustrerons au cours de la troisième partie.

3.3.2 Jouer sur le formalisme utilisé

Pour nuancer un peu notre propos concernant la relative linéarité qui semble apparaître à la lecture du framework DAMMASS, il nous faut préciser que les allers-retours entre niveaux de complexité des modèles sont fréquents et nécessaires. Ainsi, simplement suggéré par la difficulté à obtenir de la connaissance sur un modèle trop complexe, le modélisateur sera naturellement incité à travailler sur une version simplifiée de celui-ci, au moins temporairement. Ainsi, le modèle sur lequel nous avons travaillé au cours de cette thèse s'inscrit comme une composante d'un modèle beaucoup plus vaste, le modèle IMAGES (Deffuant, 2001) dédié à la modélisation de l'adoption de mesures agri-environnementales de la PAC par les agriculteurs. Ce dernier intègre ainsi de nombreux autres processus tels que la transmission de l'information entre les individus, une composante économique pour l'évaluation de la mesure, les acteurs institutionnels et les réseaux sociaux. Face à la difficulté de comprendre un tel modèle, nous avons ainsi adopté l'approche qui consiste à mieux connaître chacun de ses composants pour tenter de comprendre davantage le fonctionnement du modèle global. Dans ce cadre de réduction de la complexité par la focalisation sur des sous-modèles, un aspect important semble également être le changement de formalisme. Ainsi sur le modèle le plus simple, nous avons proposé (Deffuant et al., 2001a) une solution analytique pour calculer le nombre de groupes d'opinions apparaissant dans la population en fonction des paramètres de celle-ci. De même dans le modèle d'accord relatif, nous avons eu recours à une modélisation alternative du modèle sous forme d'équation maîtresse (Faure et al., 2002). Cependant, dans la partie applicative que nous allons présenter, le cheminement suit à quelques exceptions près celui décrit par le framework DAMMASS. Ainsi, d'un modèle à seuil fixe, nous sommes passés à un modèle à seuil dynamique, puis nous avons évolué vers un modèle également à seuil dynamique, mais qui comprend des hypothèses différentes, pour introduire ensuite une hétérogénéité dans la population (les extrémistes), et enfin travailler sur la structure d'interactions (le réseau social). Nous présenterons à nouveau l'articulation entre ces différents modèles dans le chapitre suivant.

3.4 Conclusion

Dans cette partie nous avons présenté des méthodes pour encadrer une démarche de type expérimentale pour la compréhension du fonctionnement de simulations sociale individus-centrées. Nous avons présenté notre approche suivant deux directions.

Nous avons tout d'abord présenté la mise en place d'outils pour la gestion d'un processus expérimental sur des modèles de simulation. Nous avons ainsi exposé l'approche méthodologique suivant laquelle plusieurs points de vue pouvaient exister pour observer ou mesurer le comportement d'un modèle individus-centré :

- observer un individu au cours d'une simulation,
- observer une population d'individus comme une somme d'individus au cours d'une simulation,
- observer la population d'individus comme un comportement collectif singulier au cours d'une simulation,
- observer les autres éléments du modèle, notamment l'environnement et le graphe d'interaction et leur évolution au cours de la simulation,
- observer les couplages qui existent entre les différentes entités du modèle,
- caractériser de manière synthétique le comportement du modèle dans des conditions données,
- observer des populations de simulations dans l'espace des paramètres.

Ces différents points de vue s'appuient sur le méta-modèle présenté dans la partie précédente. Nous avons de plus insisté sur la complémentarité de ceux-ci pour la compréhension globale du modèle et placé en avant la nécessaire mise en place de solutions logicielles génériques pour accompagner cette démarche. Nous avons alors présenté le prototype d'une de ces solutions, le cadriciel SimExplorer, concernant la gestion des plans d'expériences dans le cadre de l'exploration systématique de modèles, pour explorer donc des populations de simulations dans l'espace des paramètres.

La deuxième direction que nous avons présentée s'inscrit davantage dans un cadre de multi-modélisation. Nous avons défendu l'intérêt d'une approche qui consiste à développer plusieurs modèles, à des niveaux d'abstractions différents et avec des formalismes éventuellement différents, ceci non seulement pour comprendre le phénomène modélisé mais surtout dans notre cadre pour comprendre le fonctionnement des différents modèles réalisés. Nous avons ainsi présenté un framework, DAMMASS, qui envisage le modèle comme une composition de sous-modèles dont les principaux identifiés sont les sous-modèles de l'Agent (ou de l'individu), des Relations (le modèle du graphe d'interaction sous-jacent), de l'Environnement et de l'Organisation. Dans ce cadre nous avons envisagé les relations entre modèles comme des relations correspondantes à des augmentations ou des diminutions de complexité des sous-modèles. Ce framework permet de naviguer dans une collection de modèles situés à des niveaux de complexité différents pour que les connaissances acquises concernant le fonctionnement d'un modèle particulier puisse avantager la compréhension du fonctionnement de modèles plus complexes.

Concernant le prototype du cadriciel SimExplorer, des travaux sont actuellement en cours pour en réaliser une version stabilisée. Nul doute qu'au cours de l'utilisation de ce cadriciel sur différents modèles, de nouveaux éléments vont apparaître qui permettront d'en accroître les fonctionnalités mais également la généricité.

Concernant le framework DAMMASS, si celui-ci a été effectivement sur le cas d'étude que nous présenterons dans la partie suivante, nous manquons actuellement de recul et il faudrait l'utiliser sur quelques autres cas typiquement différents, en particulier en incluant une composante environnementale, pour le valider comme framework à part entière.

De manière à illustrer le propos présenté dans cette partie, nous allons, dans la partie suivante, présenter le travail réalisé sur une collection de modèles individus-centrés pour la modélisation de dynamiques d'opinions.

*« C'est souvent du hasard que naît l'opinion,
Et c'est l'opinion qui fait toujours la vogue.
Je pourrais fonder ce prologue
Sur gens de tous états: tout est prévention,
Cabale, entêtement; point ou peu de justice:
C'est un torrent; qu'y faire? Il faut qu'il ait son cours:
Cela fut et sera toujours. »*

La Fontaine, Fables (Livre VII, Fable 15), Les Devineresses.

4 La modélisation des dynamiques d'opinions

4.1 Introduction

En suivant ainsi la démarche expérimentale présentée dans le paragraphe précédent, nous allons présenter ici la partie applicative de nos travaux. Ces travaux sont centrés autour de la modélisation individus-centrée de dynamiques d'opinions mais il nous semble important ici de rappeler quelques éléments de contexte. Ce travail et les modèles en découlant ont été réalisés dans le cadre plus large de la modélisation par la simulation individus-centrée de l'adoption de nouvelles mesures agri-environnementales par les agriculteurs. L'approche individus-centrée a été retenue à ce moment-là, et a été conservée par la suite, puisqu'elle nous permettait de proposer des modèles des individus de la population. Ainsi, cette approche nous a permis d'introduire un certain nombre d'éléments cruciaux pour cette approche, comme la prise en compte d'une hétérogénéité importante de la population ou des éléments liés à la répartition de la population sur le territoire et de plus d'inclure une connaissance importante au sujet du comportement des individus de cette population. Ce travail collectif (Deffuant, 2001) mêlant des équipes d'experts des systèmes agricoles et des équipes de modélisateurs a débouché sur la réalisation d'un modèle suffisamment complexe pour que seule l'approche boîte noire, pour son exploration, soit envisageable. Ainsi, face à ce modèle important, couplant à la fois diffusion d'information, réseaux sociaux, calcul économique et dynamique d'opinions, il nous était seulement possible de tenter de corrélérer des entrées et des sorties moyennes (le modèle étant stochastique, de nombreuses réplifications étaient nécessaires pour chaque ensemble de valeurs d'entrée). Cependant, cette approche boîte noire ne nous permet pas de comprendre le fonctionnement intime du modèle, les raisons des corrélations observées. Il nous a donc fallu dans une deuxième phase redescendre au niveau des sous-modèles pour les étudier de manière plus systématique. Ainsi, un de ces modèles, le modèle de dynamiques d'opinions, a fait l'objet de ce travail de thèse. L'objectif de cette partie n'est donc pas de proposer un modèle valide et de vérifier sa validité par rapport à des études empiriques ou des données collectées, mais plutôt de comprendre le fonctionnement de cette entité artificielle, puisque fabriquée par la main de l'homme et dont le comportement, n'est pas pour autant appréhendable en première instance, bien que le modèle soit relativement simple.

De plus dans le cadre de ce travail, nous avons suivi la méthodologie d'abstraction décroissante, en partant d'un modèle simple et en ajoutant ou modifiant des hypothèses sur ce modèle. Ainsi, l'étude d'un modèle donné (ou d'une hypothèse donnée) a été menée à chaque phase en bénéficiant des connaissances accumulées préalablement sur des modèles plus simples. Cette démarche incrémentale n'est cependant pas univoque puisque par endroits, pour vérifier la généralité de certaines propriétés, nous avons testé certaines hypothèses sur des versions plus simples ou différentes du modèle.

Dans cette partie, nous présenterons ainsi successivement un premier modèle de dynamiques d'opinions continues avec influence locale bornée ; tout d'abord en population homogène, puis en introduisant une hétérogénéité dans la population. Ensuite nous avons, au regard du comportement du modèle précédent, proposé un second modèle : le modèle d'influence proportionnelle à l'accord relatif. Ce modèle a tout d'abord été testé dans des conditions d'homogénéité de la population, puis en introduisant une hétérogénéité corrélée à l'opinion,

en l'occurrence ce que nous appellerons des extrémistes dans la population. Enfin ce même modèle a été étudié en introduisant un réseau social qui contraint les interactions entre les individus de la population.

4.2 Modèle d'influence bornée

Comme nous l'avons vu dans l'état de l'art, de nombreux modèles de dynamiques d'opinions (Föllmer, 1974 ; Arthur, 1994 ; Orléan, 1995 ; Latané et Nowak, 1997 ; Galam, 1997 ; Weisbuch et Boudjema, 1999), reposent sur des opinions binaires ou discrètes que les individus du modèle mettent à jour en fonction de l'influence sociale qu'ils reçoivent ou subissent.

Les dynamiques d'opinions binaires conduites par des processus d'imitation ont été bien étudiées. Dans la plupart des cas l'attracteur de cette dynamique conduit à une uniformité des opinions, soit 1 soit 0, quand les interactions ont lieu parmi la population toute entière (i.e. dans le cas d'un réseau social complètement connecté). Ce comportement, similaire à la fable des moutons de Panurge, est souvent décrit par les économistes (Föllmer, 1974 ; Arthur, 1994 ; Orléan, 1995). Des groupes d'opinions opposées apparaissent lorsque les interactions ont lieu sur un réseau social, (un graphe d'interaction non complet et souvent loin de la saturation en nombre de liens), ce dernier restreignant les échanges aux individus connectés. Le regroupement est renforcé lorsque l'on introduit de la diversité ou de l'hétérogénéité parmi la population d'individus, par exemple une hétérogénéité de l'influence, (Latané et Nowak, 1997 ; Galam, 1997 ; Weisbuch et Boudjema, 1999).

Une piste de recherche intéressante concerne l'importance de l'hypothèse binaire ou de choix discret. Que se passerait-il si l'opinion des individus était une variable continue comme l'évaluation d'un choix (une utilité en économie par exemple) ou certaines croyances sur l'ajustement d'un paramètre de contrôle (budget par exemple) ?

A priori nous pouvons penser que l'hypothèse d'opinions continues conduit également à une homogénéisation vers la moyenne des opinions initiales dans la population (Laslier, 1989).

Dans le premier modèle que nous allons présenter, le modèle d'influence bornée (que nous pourrions appeler par commodité modèle BC pour Bounded Confidence), les individus ont des opinions continues et ils interagissent uniquement si la différence entre leurs opinions est en dessous d'un certain seuil, c'est-à-dire si leurs opinions sont suffisamment proches. Ce seuil a été introduit pour que les individus interagissent uniquement avec les individus de la population avec lesquels ils sont suffisamment proches. Dans le cas contraire, si deux individus ont des opinions trop éloignées, ils ne sont pas influencés. Ce comportement peut modéliser des comportements comme le manque de compréhension, les conflits d'intérêts ou la pression sociale. Le seuil correspond alors à une forme d'ouverture d'esprit : plus il est élevé, plus les individus ont tendance à prendre en compte largement les opinions autour d'eux. Par la suite, nous pourrions également donner une interprétation de ce seuil comme symbole d'une incertitude autour de cette opinion. Les individus ayant une opinion associée d'une incertitude sur cette opinion, ne tiennent pas compte des opinions qui se situent en dehors de leur zone d'incertitude. Ce modèle étant d'une abstraction relativement élevée, ce simple paramètre rend compte d'une agrégation de caractère de ce type : incertitude, ouverture d'esprit, manque de confiance, recherche plus ou moins intensive d'information ou de confirmation.

4.2.1 Le modèle

En utilisant notre méta-modèle, le modèle BC peut-être exprimé comme $BC = \{A, T\}$. Nous n'incluons donc ni environnement, ni graphe d'interactions (il pourrait néanmoins être considéré comme complet), ni facteurs exogènes.

La population A est composée de N individus A_i : $|A| = |\{A_i\}| = N$

Chaque individu A_i possède deux variables d'état, son opinion x_i et l'incertitude associée u_i : $X_i = (x_i, u_i)$. Nous initialisons l'ensemble des opinions de la population par une distribution uniforme sur $[-1, 1]$ et l'incertitude des individus est homogène sur l'ensemble de la population et notée u . Ainsi, $\forall i, X_i = (x_i, u)$.

u pourra être considéré dans ce cas comme un des paramètres globaux du modèle.

Concernant la gestion du temps T , le scheduling est asynchrone et la cardinalité de l'influence de type $I-I$. A chaque itération, deux individus X_i et X_j sont pris au hasard dans la population et leur fonction de transition est activée.

La fonction de transition f_i de l'individu met à jour son opinion x_i lorsque la différence entre les opinions des deux individus sélectionnés est inférieure en valeur absolue à l'incertitude u . Ainsi, soit x_i et x_j les opinions des deux individus sélectionnés, la fonction f_i correspond à la mise à jour suivante :

$$\text{si } |x_i - x_j| < u, \quad x_i = x_i + \mu(x_j - x_i) \quad (Eq.4.1)$$

où μ est un paramètre global du modèle inclus dans la fonction de transition (la vitesse de convergence ou le taux de rapprochement entre les deux individus) dont la valeur est comprise entre 0 et 0.5.

4.2.2 Influence de l'incertitude u

Dans cette partie, l'incertitude u est identique et constante pour toute la population. L'évolution des opinions peut être prédite mathématiquement dans le cas limite de petites valeurs de u (Neau, 2000). Les variations de densité $\delta\rho(x)$ des opinions x suivent la dynamique suivante :

$$\delta\rho(x) = \frac{-u^3}{2} \mu(1-\mu) \frac{\partial(\rho^2(x))}{\partial x^2} \quad (Eq.4.3.)$$

Ceci implique qu'en partant d'une distribution initiale des opinions, chaque densité locale plus élevée dans la distribution est amplifiée. Les pics d'opinions s'accroissent et les « vallées » sont creusées jusqu'à ce que ne restent plus que des pics étroits parmi un désert d'opinions intermédiaires.

Les simulations montrent que la distribution d'opinions dans ce cas évolue jusqu'à former des groupes d'opinions homogènes (à convergence). Pour des valeurs élevées de l'incertitude ($u > 0.6$) un seul groupe est observé. Il correspond à la moyenne des opinions initiales. La figure 4.1 représente l'évolution des opinions dans le temps en partant d'une distribution uniforme des opinions.

Les graphiques 3D représentent l'évolution des histogrammes des segments d'opinions (l'opinion x_i de l'individu A_i et l'incertitude u autour de cette opinion permettent de définir le segment d'opinion $[x_i - u, x_i + u]$. L'axe z mesure le nombre d'individus dont le segment inclut l'opinion x donnée sur l'axe x . Pour des incertitudes plus faibles, plusieurs groupes peuvent être observés (cf. Figure 4-2).

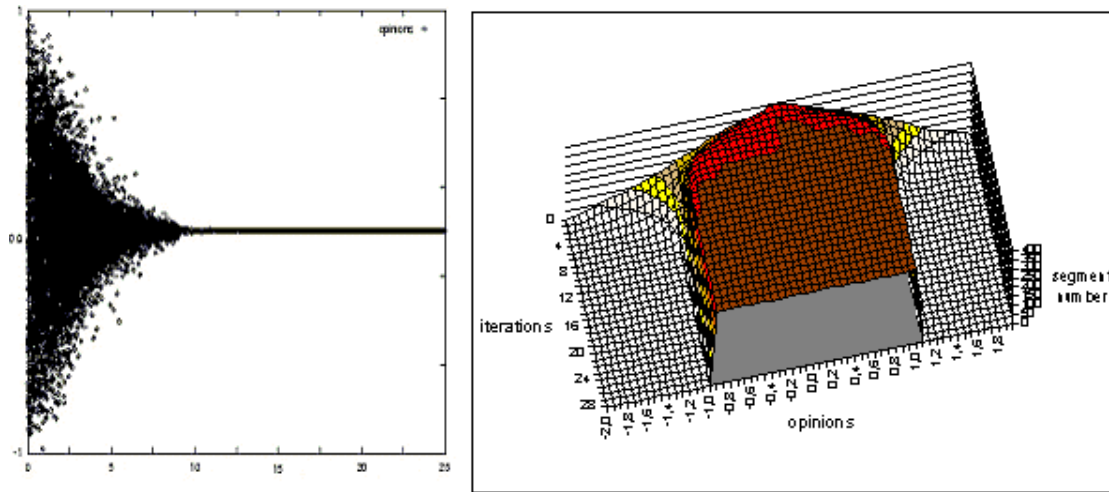


Figure 4-1: Graphique de l'évolution des opinions ($u = 1$, $\mu = 0.5$, $N = 2000$). Une itération correspond à N interactions entre des paires d'individus.

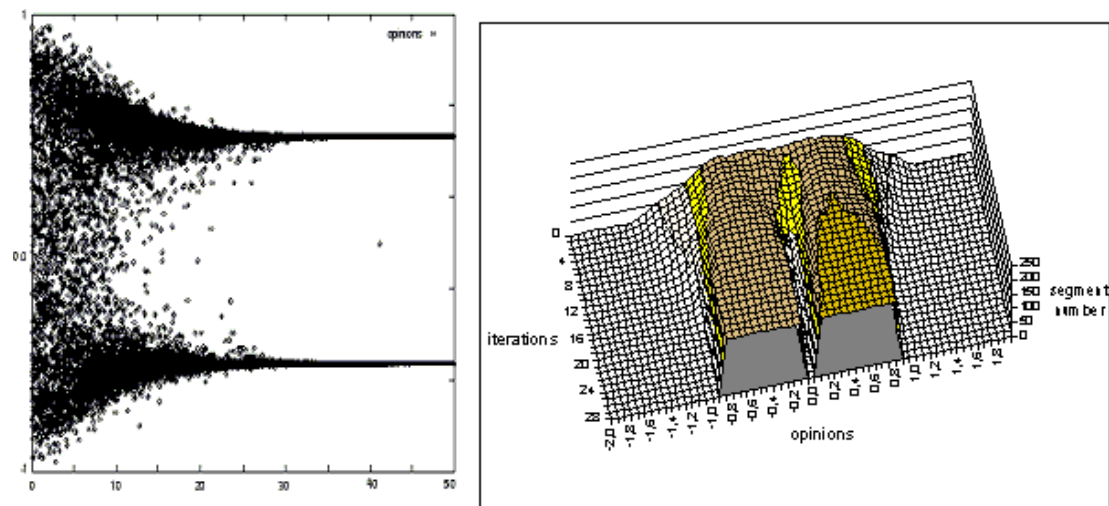


Figure 4-2: Graphique de l'évolution des opinions pour un seuil d plus faible ($u = 0.4$, $\mu = 0.5$, $N = 1000$). Une itération correspond à N interactions entre des paires d'individus.

Un autre moyen de suivre l'évolution des opinions des individus est de représenter les opinions finales des individus en fonction de leur opinion initiale. La figure 4-3 montre comment les opinions finales reflètent les opinions initiales pour $\mu=0.5$ et $u=0.1$. Des recouvrements sur les opinions initiales sont observés à la frontière des groupes. Ce recouvrement observé pour $\mu=0.5$ est fortement réduit pour des valeurs plus faibles de μ (non représenté ici), les individus ont alors davantage de temps pour faire leur choix puisque les opinions évoluent alors plus lentement.

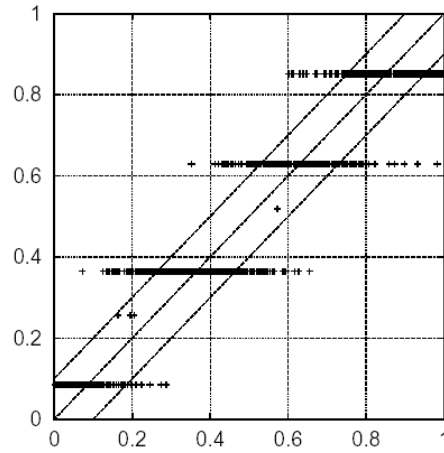


Figure 4-3 : Diagramme représentant les opinions finales (axe des ordonnées) en fonction des opinions initiales (axe des abscisses) pour $\mu=0.5$ et $u=0.1$ (la distribution initiale des opinions a été réalisée uniformément ici entre 0 et 1) (Weisbuch et al., 2002a).

Après avoir conduit un nombre important de simulations, nous avons observé que la dynamique dépend principalement de l'incertitude u . Les paramètres μ et N influencent uniquement le temps de convergence et la largeur de la distribution des opinions finales (quand un grand nombre d'échantillonnages aléatoires est réalisé). u contrôle le nombre de groupes de la distribution finale des opinions (cf. Figure 4-4). Le nombre maximum de groupes, noté p_{max} , décroît en fonction de u . Une évaluation de p_{max} repose sur une distance minimale de $2u$ entre les groupes, toutes les opinions intermédiaires étant attirées par l'un des groupes. Une distance minimale de u entre les pics extrêmes et les bornes de la distribution nous donne $p_{max} = \lceil 1/2u \rceil$, soit la valeur de la partie entière de $1/2u$ en accord avec les observations réalisées sur la figure 4-4.

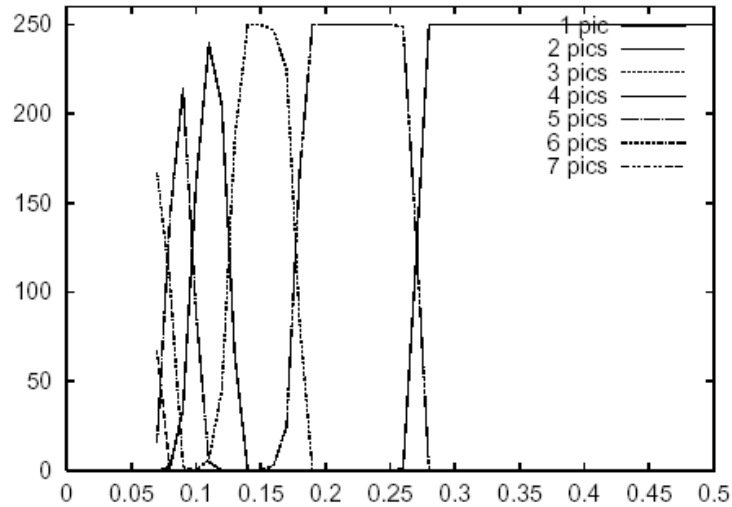


Figure 4-4. Statistiques du nombre de groupes d'opinions en fonction de u sur l'axe des x pour 250 répliques ($\mu=0.5$, $N=1000$). (Deffuant et al., 2001a).

Le fait que la population soit finie permet quelques légères variations dues à la sélection aléatoire pour les valeurs intermédiaires de u . Cette influence de la taille de la population s'est confirmée en étudiant des tailles de populations différentes. Dans les régions intermédiaires nous observons également des groupes réduits (un faible pourcentage) à proximité des bornes de la distribution initiale : -1 et 1 .

4.2.3 Extensions du modèle BC

Plusieurs extensions de ce modèle ont été étudiées par la suite, par nous ou par d'autres personnes. Nous en listons ici quelques-unes pour permettre au lecteur de s'y référer :

- *Cas d'une population hétérogène* : nous avons étudié (Weisbuch et al., 2002a) le cas d'une population hétérogène en incertitude, une partie de la population ayant une incertitude faible u_l et l'autre partie ayant une incertitude plus élevée u_L . Le principal résultat qualitatif est que les individus qui ont une incertitude faible tendent à se regrouper vers un état méta-stable correspondant au cas homogène avec l'incertitude u_l . Les individus qui ont une incertitude plus forte u_L font action de médiateurs entre ces groupes, jusqu'à ce que ces derniers suffisamment proches finissent par fusionner. La convergence finale correspond alors à la convergence dans le cas homogène pour une incertitude u_L .
- *Introduction d'une dynamique sur l'incertitude* : dans (Weisbuch et al., 2002b) nous avons introduit et étudié deux types de dynamiques d'incertitudes : des incertitudes moyennantes et des incertitudes construites à partir d'une estimation de la variance des opinions dans la population à partir des individus rencontrés. Ces modèles ont été étudiés à nouveau dans le cadre de l'introduction d'extrémistes dans la population (Deffuant et al., 2002a).
- *Introduction d'un graphe d'interactions* : des études ont été menées pour comprendre l'influence d'un graphe d'interaction sur ce modèle. En particulier dans le cas d'un graphe à invariance d'échelle, Stauffer et Meyer-Ortmanns (2003) et Weisbuch (2003) se sont intéressés aux processus de regroupement (nombre de groupes, répartition et recrutement des individus dans les groupes).
- *Discrétisation de l'opinion* : plusieurs travaux ont également pris ce modèle comme base pour travailler sur des dynamiques d'opinions discrètes, par exemple en introduisant une discrétisation lors de l'interaction (Urbig, 2003) ou en adaptant le modèle pour le traitement d'opinions discrètes (Stauffer et Sousa, 2003).

- *Vecteurs d'opinions* : le cas d'opinions discrètes a également été étudié en adaptant le modèle à des vecteurs d'opinions binaires, la condition d'interaction portant alors sur la distance de Hamming entre vecteurs (Deffuant et al., 2001 ; Weisbuch et al., 2002a, Weisbuch et al., 2002b ; Klemm et al., 2003). (Laguna et al., 2003) ont également étudié l'influence d'un graphe d'interaction à invariance d'échelle dans ce cas.

4.3 Modèle d'influence proportionnelle à l'accord relatif

Cependant, des éléments du modèle exposé précédemment vont à l'encontre de notre représentation du système. Ainsi, lorsque nous observons dans le modèle BC, le changement d'opinion d'un individu sous l'influence d'un autre (cf. Figure 4-5) nous pouvons remarquer que ce changement augmente en fonction de la distance entre les deux opinions.

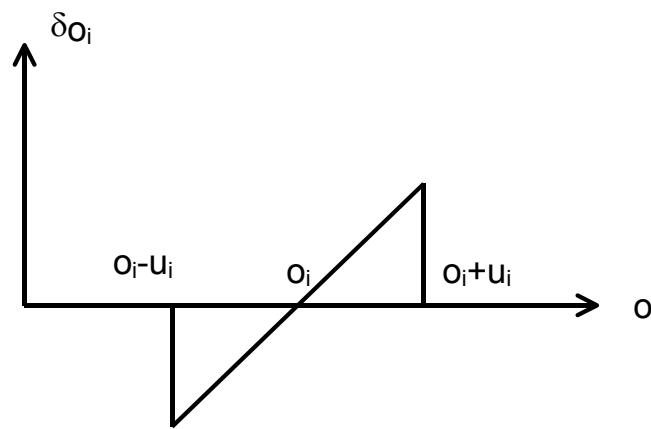


Figure 4-5 : Représentation du changement d'opinion de l'individu i sous l'influence de l'individu j .

Compte-tenu du fait que plus les individus sont proches moins ils ont à se rapprocher, ce changement n'est pas particulièrement contre-intuitif. Cependant, dès que nous franchissons la limite d'influence, le changement d'opinion décroît brutalement de son maximum à une influence nulle.

De manière à corriger cette propriété du modèle précédent, nous avons donc été amenés à en proposer un nouveau, le modèle d'influence proportionnelle à l'accord relatif entre individus, que nous noterons dans la suite : modèle RA (Relative Agreement). Ce modèle peut être vu comme une extension du modèle BC.

4.3.1 Le modèle d'accord relatif

Comme dans le modèle précédent, nous pouvons noter ce modèle $RA=\{A,T\}$.

Nous considérons ainsi une population A de N individus. Chaque individu A_i est toujours caractérisé par deux variables réelles : son opinion x_i et son incertitude u_i . Ainsi, nous avons toujours $X_i=(x_i, u_i)$. Nous appellerons le segment $s_i = [x_i - u_i, x_i + u_i]$, segment d'opinion de l'individu A_i . L'ensemble des opinions de la population est initialisé arbitrairement à partir d'une distribution uniforme sur $[-1 ; +1]$.

La gestion du temps T dans le modèle est restée inchangée. Ainsi, nous supposons que des interactions ont lieu aléatoirement par paires d'individus (A_i, A_j) de la population (cas complètement connecté).

Concernant la fonction de transition f_i , Le changement d'opinion x_j de l'individu A_j sous l'influence de l'individu A_i est proportionnel à la superposition entre leurs deux segments d'opinions (l'accord), divisée par

l'incertitude de l'individu A_i . Quand les individus ont des incertitudes différentes, l'influence réelle est alors dissymétrique, du fait de la division par l'incertitude de l'individu influençant (cf. Figure 4-6).

Plus précisément, considérons les segments $s_i = [x_i - u_i, x_i + u_i]$ et $s_j = [x_j - u_j, x_j + u_j]$, nous définissons l'accord de l'individu A_i avec A_j (il faut noter ici que l'accord n'est pas symétrique) comme la différence entre la partie recouverte de s_i et s_j , soit la partie de leur segment d'opinions qu'ils ont en commun, et la partie non-recouverte de s_i , c'est-à-dire la partie de s_i sur laquelle l'opinion de A_i est différente de celle de A_j (Fig. 4-6).

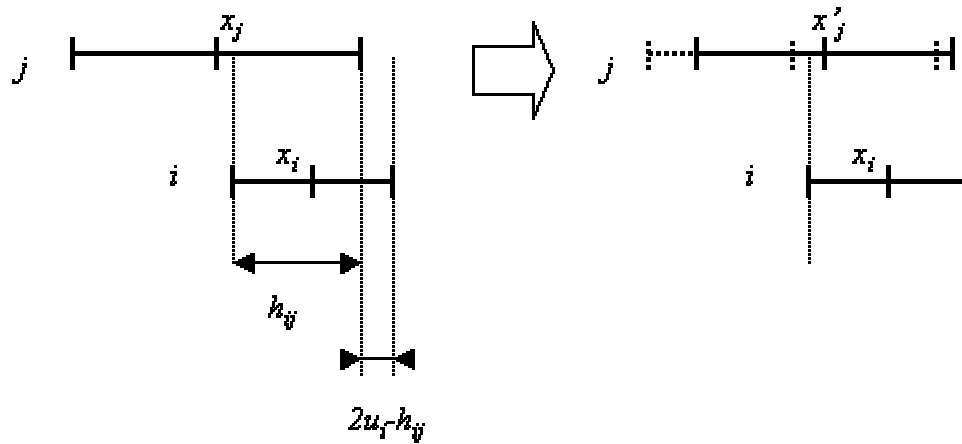


Figure 4-6 : L'individu A_i influence l'individu A_j (respectivement d'opinions x_i et x_j et d'incertitudes u_i et u_j), h_{ij} est le recouvrement de s_i et s_j et $2u_i - h_{ij}$ est la partie de s_j non-recouverte avec s_i . A droite, les lignes en pointillés et continues représentent la position du segment avant et après interaction.

Le recouvrement h_{ij} est ainsi :

$$h_{ij} = \min(x_i + u_i, x_j + u_j) - \max(x_i - u_i, x_j - u_j) \quad (\text{Eq. 4.4})$$

Et la largeur de la partie non-recouverte est donc :

$$2u_i - h_{ij} \quad (\text{Eq. 4.5})$$

L'accord de A_i avec A_j est donc la différence entre la partie recouverte et celle qui ne l'est pas, soit :

$$h_{ij} - (2u_i - h_{ij}) = 2(h_{ij} - u_i) \quad (\text{Eq. 4.6})$$

L'accord relatif correspond alors à l'accord divisé par la longueur de s_i :

$$\frac{2(h_{ij} - u_i)}{2u_i} = \frac{h_{ij}}{u_i} - 1 \quad (\text{Eq. 4.7})$$

La fonction de transition f_i des individus est alors :

Si $h_{ij} > u_i$,

$$x_j := x_j + \mu \cdot \left(\frac{h_{ij}}{u_i} - 1 \right) \cdot (x_i - x_j) \quad (\text{Eq. 4.8})$$

$$u_j := u_j + \mu \cdot \left(\frac{h_{ij}}{u_i} - 1 \right) \cdot (u_i - u_j) \quad (\text{Eq. 4.9})$$

Où μ est un paramètre global du modèle dont l'amplitude contrôle la vitesse de la dynamique.

Si $h_{ij} \leq u_i$, il n'y a pas d'influence de A_i sur A_j .

Les principales caractéristiques de ce modèle sont les suivantes:

- Au cours des interactions, les opinions et les incertitudes associées peuvent être modifiées.
- L'influence n'est pas symétrique : quand les deux individus ont des incertitudes différentes, les individus plus "sûrs d'eux" (faible incertitude) sont plus influents.
- Les modifications de x_j et u_j varient de manière continue quand x_j , u_j , x_i et u_i varient de manière continue (cf. Figure 4-7), ce qui n'est pas le cas pour le modèle BC.

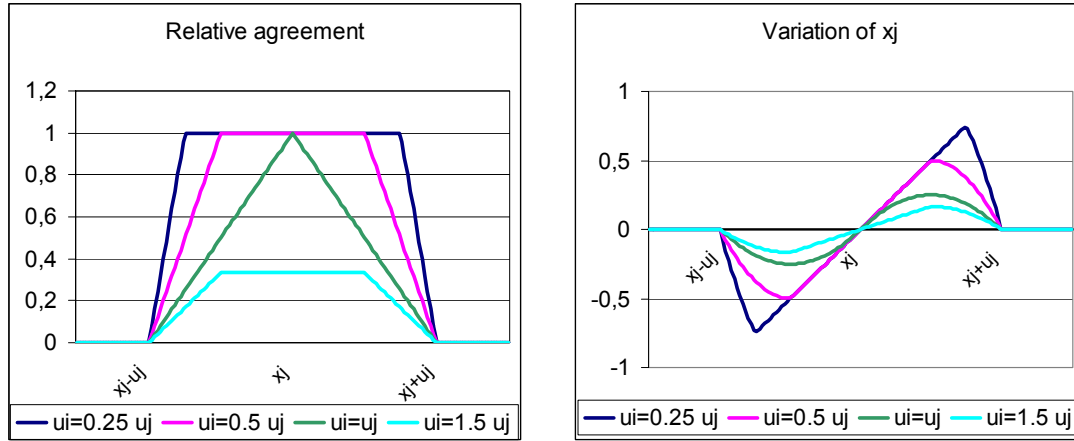


Figure 4-7 : A gauche, tracé de l'accord relatif de A_i avec A_j en fonction de x_i , pour différentes valeurs de u_i . A droite, tracé des variations de x_j en fonction de x_i , pour différentes valeurs de u_i .

4.3.2 Cas d'une population homogène en incertitude

Nous commençons par étudier le cas d'une population homogène en incertitude. Compte-tenu de la transformation de l'incertitude par la fonction de transition, cela nous conduit donc à avoir une incertitude semblable pour tous les individus, qui reste constante au cours de la simulation. Ainsi, $\forall i, X_i = (x_i, u)$.

Le comportement général du modèle est dans ce cas assez similaire à celui du modèle BC: les maxima locaux de densité d'opinions tendent à s'amplifier en absorbant les opinions situées à une distance u . Le modèle converge vers la formation de groupes d'opinions, plus ou moins également distribués, suivant la distribution initiale des maxima locaux. Pour une incertitude initiale constante u pour toute la population, et pour une distribution initiale uniforme de largeur w , le nombre moyen de groupes est alors proche de $w/2u$.

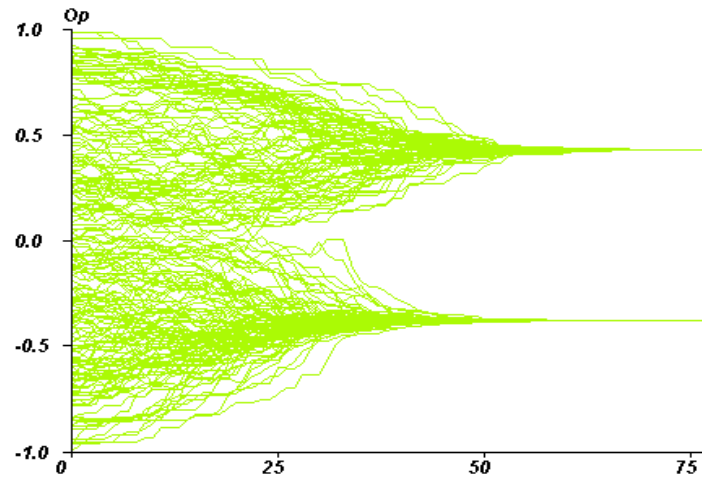


Figure 4-8 : Exemple de simulation avec une incertitude identique pour l'ensemble de la population (ici $u=0.4$ et $w=2.0$).

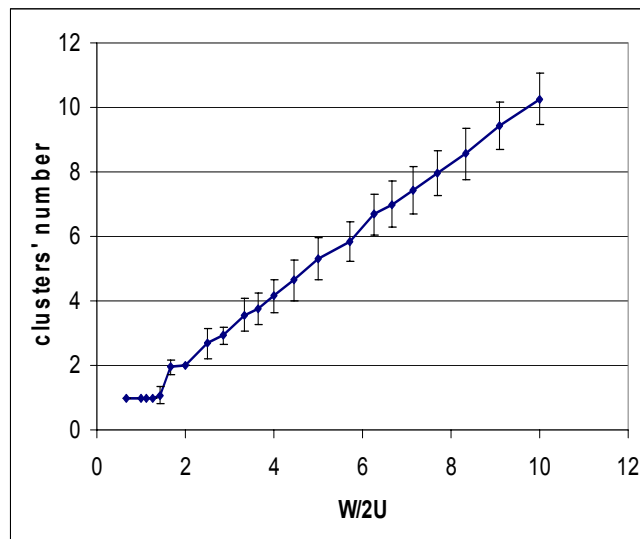


Figure 4-9 : Tracé du nombre moyen de groupes en fonction de $w/2u$ (w est la largeur de la distribution initiale et u l'incertitude des individus). Chaque point représente le nombre final de groupes moyennés sur 50 simulations (les individus isolés n'étant pas considérés comme des groupes). Le nombre de groupes moyen est proche de $w/2u$ ($r^2=0.99$), alors qu'il était proche de la partie entière de $w/2u$ pour le modèle BC.

4.4 Introduction d'extrémistes dans le modèle d'accord relatif

L'introduction d'extrémistes dans la population correspond à un cas particulier d'introduction d'hétérogénéité sur l'incertitude. Celle-ci n'est pas introduite de manière homogène dans la population, mais dépend de caractéristiques particulières des individus. Dans ce cas, nous aurons donc à l'initialisation une population qui n'est pas homogène en incertitude et d'après la fonction de transition, l'incertitude des individus va donc évoluer au cours de la simulation.

4.4.1 Introduction des extrémistes

Nous introduisons dans la population une hétérogénéité en incertitude, cette hétérogénéité conduit à deux classes de population, les extrémistes et les modérés. Nous introduisons les extrémistes dans notre population en supposant que ces derniers, situés aux extrémités de la distribution d'opinions, sont plus sûrs d'eux (leur incertitude est plus faible). Nous notons u_e l'incertitude initiale des extrémistes, et U , l'incertitude initiale des modérés, nous supposons donc que $u_e < U$. Nous notons p_e la proportion d'extrémistes dans la population, p_+ et p_- sont les proportions d'extrémistes respectivement situées aux extrémités positives et négatives de la distribution d'opinions. La différence relative entre les proportions d'extrémistes positifs et négatifs est alors :

$$\delta = \frac{|p_+ - p_-|}{p_+ + p_-} \quad (Eq. 4.10)$$

En pratique, nous déterminons les opinions initiales de notre population en suivant une loi uniforme entre -1 et 1 , puis nous associons aux $N.p_+$ opinions les plus positives et aux $N.p_-$ les plus négatives l'incertitude u_e , les autres ayant l'incertitude U .

4.4.2 Les attracteurs : bipolarisation ou polarisation unique

Ce modèle très simplifié de l'extrémisme, exhibe trois régimes dynamiques différents. Ainsi, nous observons des zones de paramètres pour lesquelles les extrémistes ont une faible influence sur le reste de la population, et d'autres pour lesquelles au contraire, la majorité de la population devient extrémiste, en convergeant vers les deux extrêmes, ou vers un seul. L'ensemble des figures qui suivent exhibe ces différents régimes dynamiques sans chercher pour l'instant à identifier l'influence des paramètres sur l'apparition de ceux-ci. Pour chacune des figures, l'axe des abscisses représente le temps (en nombre d'itérations), l'axe des ordonnées représente les opinions, et l'échelle des couleurs l'incertitude (l'incertitude augmentant du rouge au vert). Chaque trajectoire permet ainsi de suivre l'évolution en opinion et en incertitude d'un individu au cours de la simulation. Les paramètres communs à l'ensemble de ces figures sont : $\mu = 0.5$, $\delta = 0$, $u_e = 0.1$ et $N = 200$. Le paramètre d'incertitude U des modérés de la population augmente de la figure 4-10 à la figure 4-13.

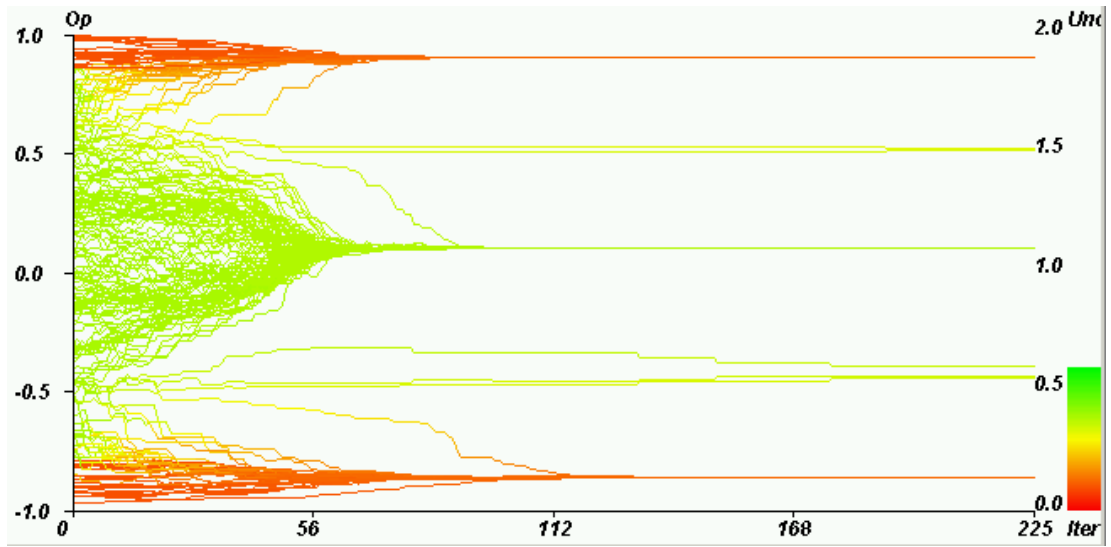


Figure 4-10 : Exemple de convergence centrale. $p_e = 0.2$, $U = 0.4$. La majorité (96%) des individus modérés n'est pas attirée par les extrêmes.

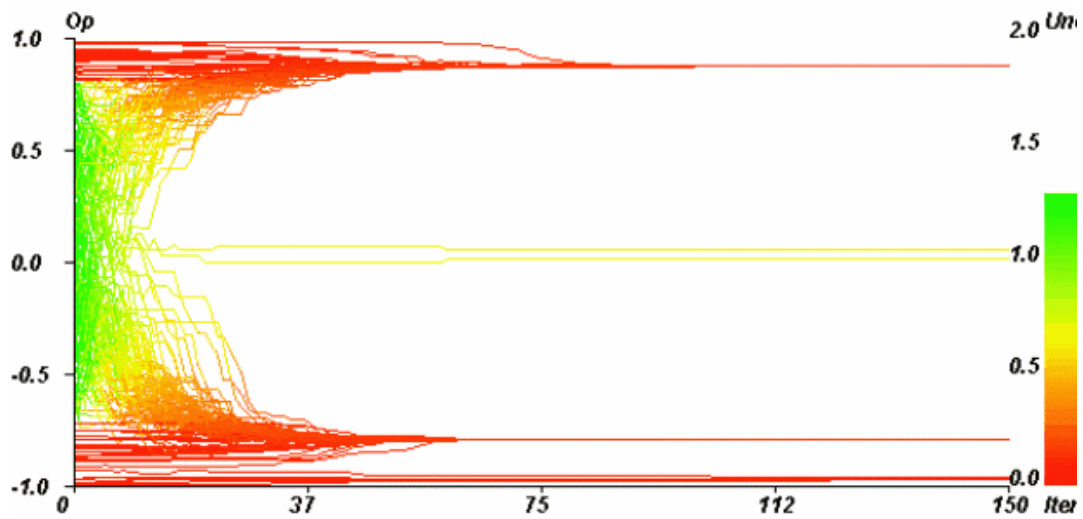


Figure 4-11 : Exemple de convergence vers les deux extrêmes (46% et 53%) $p_e = 0.25$, $U = 1.2$.

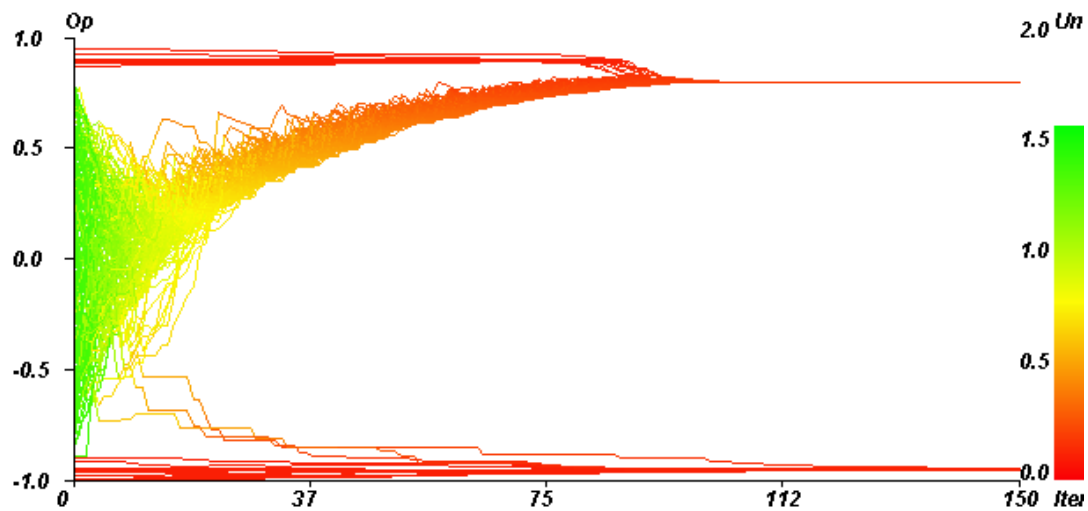


Figure 4-12 : Exemple de convergence vers un seul extrême. $p_e = 0.1$, $U = 1.4$. La majorité des individus est attirée par l'extrême positif.

D'autres simulations pour le même jeu de paramètres que celui de la figure 4-12, conduisent cependant à une convergence centrale (Figure 4-13). Cette dépendance du type d'attracteur aux conditions initiales est un signe d'instabilité et impose de conduire un certain nombre de répliques pour chaque jeu de paramètres pour comprendre le comportement du modèle.

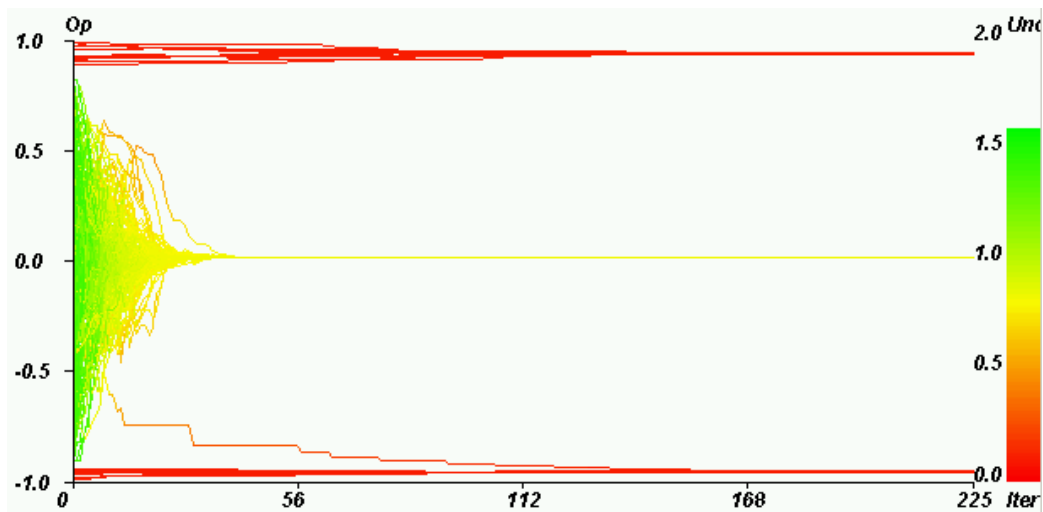


Figure 4-13 : Un cas de convergence centrale pour des paramètres identiques à ceux de la figure 4.16. $p_e=0.1$, $U=1.4$. La majorité reste au centre.

Les changements de couleurs (incertitudes) montrent que dans chacun des trois cas, le regroupement concerne aussi bien les opinions que les incertitudes.

4.4.3 Résultats généraux

4.4.3.1 Indicateur de type de convergence

Pour exprimer les résultats de l'exploration plus aisément, nous utilisons un indicateur de type de convergence, noté y :

$$y = p'^2_+ + p'^2_- \quad (\text{Eq. 4.11})$$

où p'_+ et p'_- sont les proportions d'individus initialement modérés qui deviennent extrémistes (respectivement positifs et négatifs). Ainsi :

- Si aucun des individus modérés ne devient extrémiste (cas de convergence centrale), alors p'_+ et p'_- sont nuls et $y = 0$.
- Si les individus modérés convergent équitablement vers les deux extrêmes, nous avons alors $p'_+ = 0.5$ et $p'_- = 0.5$, d'où $y = 0.5$.
- Si les individus modérés convergent vers un seul extrême, par exemple le positif, nous avons $p'_+ = 1$ et $p'_- = 0$, d'où $y = 1$.

Les valeurs intermédiaires de y correspondant à des situations intermédiaires, la valeur de cet indicateur nous permet aisément de déterminer le type de convergence.

4.4.3.2 Formes typiques de y

Le comportement du modèle dans l'espace des paramètres peut être présenté lisiblement sous la forme des variations de moyennes de y en fonction de U et p_e . Nous observons alors une forme typique de y , pour $\delta=0$ (extrémistes initialement équilibrés), et une forme différente pour $\delta > 0$ (déséquilibre initial entre les extrémistes).

Nous identifions alors quatre régions pour lesquelles les valeurs de y correspondent aux trois régimes dynamiques. Les deux zones blanches et jaunes correspondent ainsi à des convergences centrales, la zone orange à des convergences vers les deux extrêmes et la zone marron vers un seul extrême. Les diagrammes (Figure 4-14) montrent cependant de larges zones pour lesquelles les valeurs de y sont intermédiaires. Les régimes dynamiques purs ($y = 0$; 0.5 ou 1) sont ainsi séparés par des zones où les valeurs intermédiaires de y associées à fort écart-type peuvent être dues :

- soit à une distribution bimodale d'attracteurs purs, causée par la stochasticité de la distribution initiale et de la sélection des interactions,
- soit à une distribution unimodale d'attracteurs plus complexes ayant des groupes d'individus de tailles différentes.

L'histogramme des valeurs de y prises sur la ligne horizontale $p_e = 0.125$ supprime toute ambiguïté sur la nature des attracteurs dans ces zones intermédiaires (Figure 4-15). Ainsi, nous observons que les zones intermédiaires pour U faible correspondent à une distribution unimodale de y entre 0 (convergence centrale) et 0.5 (convergence vers deux extrêmes), alors que pour U élevé, elles correspondent à une distribution bimodale de convergences centrales ($y=0$) et vers un seul extrême ($y=1$).

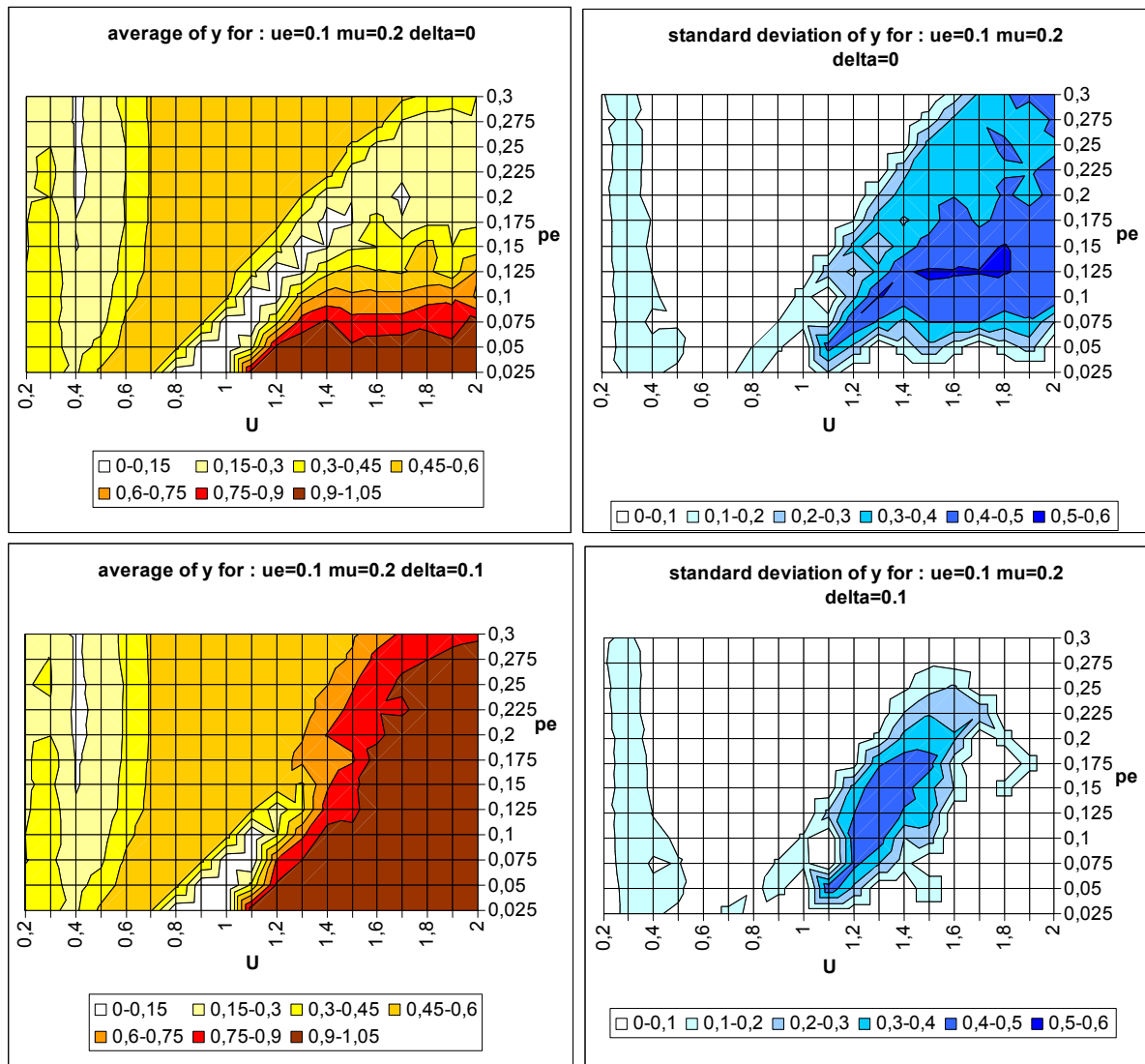


Figure 4-14 : Formes typiques de la moyenne et de l'écart type de l'indicateur y (50 réplifications en chaque point du graphe) en fonction de l'incertitude des individus modérés (U) et de la proportion globale d'extrémistes dans la population (p_e) pour $\delta = 0$ (en haut) et $\delta = 0.1$ (en bas). Les autres paramètres sont fixés : incertitudes des extrémistes $u_e = 0.1$, intensité des interactions $\mu = 0.2$. Sur le graphe des moyennes de y , les zones jaunes et blanches à gauche correspondent à la convergence centrale, les zones oranges, typiquement au milieu à la convergence vers les deux extrêmes, et la zone marron en bas à droite correspond au simple extrême.

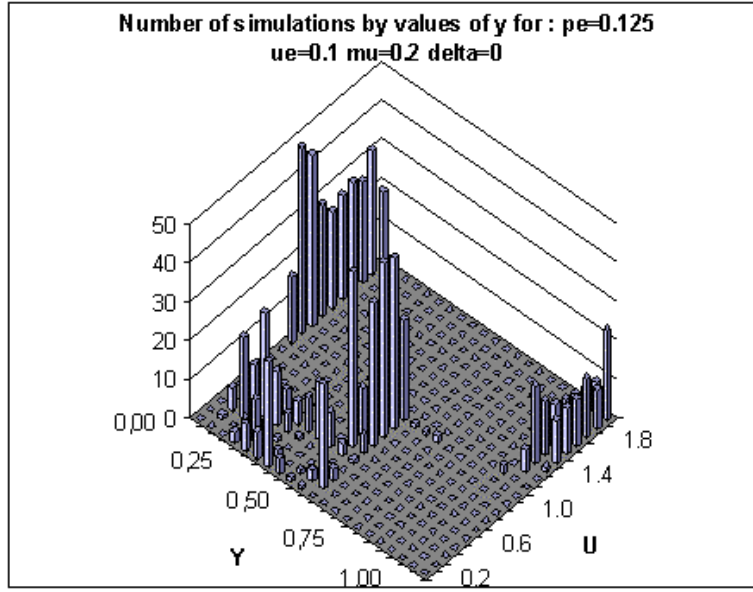


Figure 4-15 : Histogramme des valeurs de l'indicateur y pris le long de la ligne $p_e = 0.125$ de la figure 4-14 avec $\delta = 0$. Pour la zone de transition dans les U élevés ($U > 1$) les mêmes paramètres conduisent soit à une convergence centrale soit à une convergence vers un seul extrême. (y proche de 0 ou proche de 1). Au milieu, pour des U moyens ($0.5 < U < 1$) nous obtenons seulement des convergences vers deux extrêmes (y proche de 0.5). Dans la zone correspondant à des U faibles ($U < 0.5$), l'histogramme montre différentes convergences qui sont intermédiaires entre convergence centrale et convergence double extrême (avec des proportions différentes d'individus joignant les extrêmes).

En ce qui concerne les autres paramètres du modèle, nous avons réalisé une exploration systématique de l'espace des paramètres pour identifier leur influence sur les différents types de convergence. Cette exploration (Deffuant et al., 2002a) a conduit aux résultats suivants :

- Quand l'intensité des interactions (μ) augmente, la zone de convergence vers deux extrêmes augmente et la zone de convergence vers un seul extrême diminue. De plus, dans le cas d'un nombre équilibré d'extrémistes des deux cotés ($\delta=0$), la zone de convergence centrale située entre ces derniers décroît.
- Quand le rapport initial entre les deux extrêmes (δ) augmente, les zones de convergence vers un ou deux extrêmes diminuent.
- Il n'y a pas d'influence significative de l'incertitude des extrémistes (u_e) sur les motifs observés tant que la relation $u_e < U$ est conservée.

Nous avons également conduit une analyse plus approfondie des différents types de convergence en introduisant un indicateur E_j représentant la contribution des extrémistes à l'influence moyenne de la population sur l'opinion de chaque individu :

$$E_j = \frac{\sum_{i=\text{extremist}} \delta x_{ij}}{\sum_i \delta x_{ij}} \quad (\text{Eq. 4.12})$$

où δx_{ij} est la modification virtuelle de l'opinion de l'individu A_j sous l'influence de l'individu A_i . Nous représentons donc par cet indicateur l'influence moyenne auquel chaque individu est potentiellement soumis. L'interaction sélectionnée correspond à une interaction parmi l'ensemble de possibles qui est représenté. Cet

indicateur nous a permis en particulier de suivre les influences moyennes auxquelles étaient soumis les individus au cours de la simulation. Sur la figure 4-16 on remarque en particulier que l'individu observé subit tout d'abord majoritairement l'influence des modérés, son opinion tend alors à se rapprocher du centre de la distribution, par la suite il subit successivement l'influence des extrémistes (plus importante car ils sont plus éloignés) et de la majorité, pour finalement se rapprocher en même temps que la majorité de l'extrême supérieur.

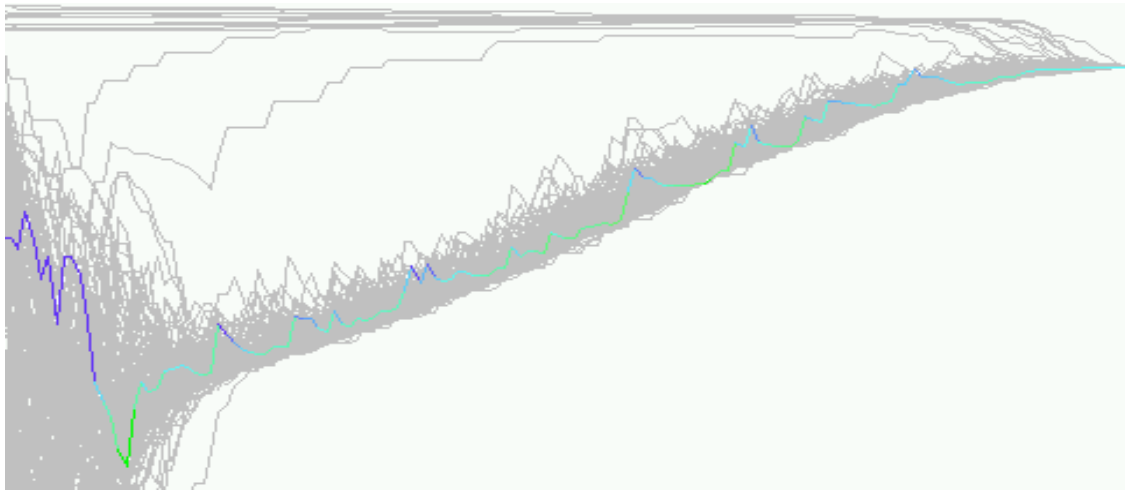


Figure 4-16 : Zoom sur une trajectoire individuelle correspondant à la simulation de la figure 4-12, toutes les trajectoires sont en gris à l'exception d'une seule pour laquelle la couleur indique le poids des extrémistes dans l'influence moyenne. Après le processus de regroupement central les individus fluctuent au cours de la dérive vers l'extrême. Au cours du temps ils sont soudain sous l'influence d'un extrémiste. Ils vont alors sous l'attraction de la majorité proche vers le bas. Ce qui conduit à un changement progressif de la majorité vers l'extrême.

Le lecteur pourra se référer à Deffuant et al. (2002) pour plus de détails concernant cette analyse.

4.4.4 Comparaison avec le comportement du modèle précédent

Quand on observe un phénomène inattendu, comme dans notre cas l'évolution vers un seul extrême, il est important de vérifier si le nouveau comportement observé est générique, c'est-à-dire s'il dépend d'hypothèses spécifiques réalisées sur le modèle ou s'il peut être observé pour une classe plus large de modèles, équivalents au moins en termes de propriétés dynamiques. Il nous faut mentionner ici que la même dynamique a été observée en utilisant un formalisme d'équation maîtresse pour le modèle RA (Faure et al., 2002) dès qu'une petite asymétrie est introduite dans les conditions initiales. Nous poursuivons donc notre recherche de la généricité en vérifiant le comportement du modèle BC lorsque nous introduisons l'hypothèse extrémiste.

Dans sa version la plus simple le modèle BC varie du modèle RA par la fonction d'interaction qui suit une fenêtre carrée plutôt qu'une fenêtre progressive. De plus, les incertitudes restent constantes pour tous les individus au cours de la simulation. La figure 4-29 montre les formes de résultats obtenues avec le modèle BC avec une incertitude constante pour des populations avec extrémistes et les mêmes initialisations que nous avons utilisées pour le modèle RA (figure 4-18).

Les trois types de convergence observés pour le modèle RA apparaissent également avec le modèle BC. Cependant, plusieurs différences importantes avec le modèle RA sont à noter :

- La convergence vers deux extrêmes apparaît seulement dans une zone limitée de l'espace des paramètres, avec une incertitude de la population U proche de 0.4 ou 0.5, correspondant à une convergence vers deux groupes dans le cas d'une population sans extrémistes.
- La convergence vers un seul extrême est limitée à une zone de paramètres autour d'une incertitude de la population $U = 1$ (plus large pour $\delta = 0.1$). Dans cette région, les individus qui sont attirés par un extrême, perdent le contact avec l'autre extrême. Une fluctuation de la densité en faveur de l'un ou l'autre des extrêmes conduit à la convergence de toute la population vers cet extrême.
- Quand $U > 1.2$, nous obtenons seulement des cas de convergence centrale. Dans cette zone de paramètres, il y a un groupe central et certaines fluctuations des individus autour de la position moyenne du fait de l'attraction des extrémistes des deux côtés. Cependant, les individus modérés ne vont jamais vers les extrêmes.
- L'écart type de y est important pour des valeurs qui sont proches de la transition entre convergence vers un seul extrême et convergence centrale. Il y a également une zone d'écart type élevé pour des proportions d'extrémistes importantes et U autour de 0.4, du fait que la convergence vers deux extrêmes apparaît occasionnellement dans cette zone.

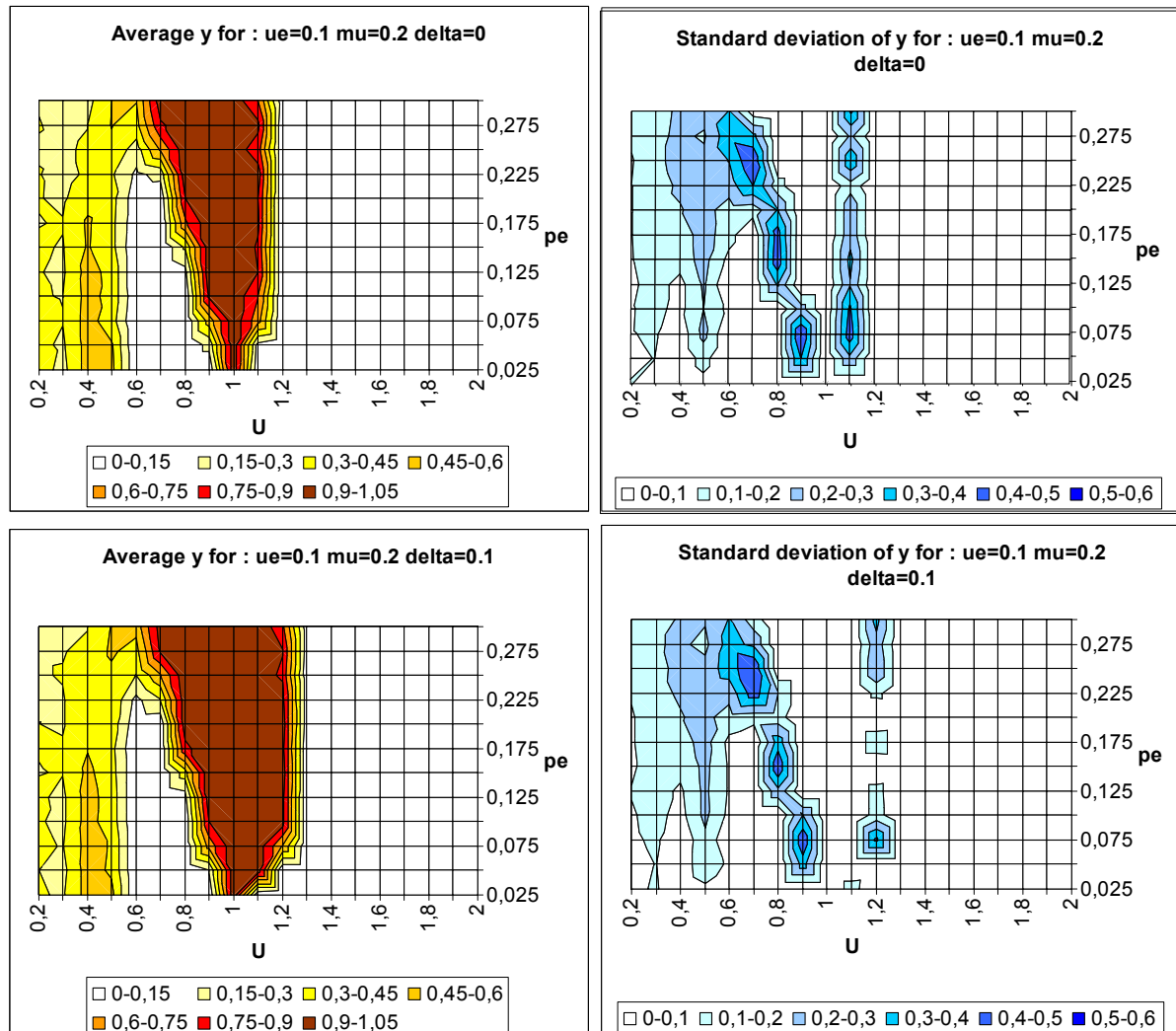


Figure 4-17 : Modèle BC simple. Moyenne et écart-type de y pour 50 simulations sur chaque point de la grille pour $\delta = 0$ (au-dessus) et $\delta = 0.1$ (en bas).

D'autres modèles ont également été testés avec l'introduction d'extrémistes dans la population. De plus amples détails peuvent être retrouvés concernant ces explorations dans Deffuant et al. (2002a).

4.4.5 Bilan de l'exploration avec extrémistes

Le comportement du modèle d'accord relatif (RA) peut être synthétisé comme suit. Pour des incertitudes faibles des modérés, l'influence des extrémistes est limitée aux individus qui étaient initialement proches d'eux, et nous obtenons une convergence centrale. Pour des incertitudes plus élevées des modérés, les extrêmes tendent à prévaloir, conduisant soit à une bipolarisation de la population soit à une convergence vers un seul extrême. Quand l'incertitude est forte et que les extrémistes sont peu nombreux et en nombre égal de chaque côté, une instabilité apparaît entre convergence centrale et convergence vers un extrême. Celle-ci est due

aux variations de la position du regroupement central qui se forme au début du processus, conjointement avec une diminution de l'incertitude.

Certains aspects du modèle RA semblent cohérents comme métaphore pour des dynamiques sociales. Le fait que l'extrémisme s'impose plus facilement quand la population est très incertaine semble ainsi un point de vue assez communément répandu. Dans le cas d'une convergence centrale avec une incertitude initiale faible, la récupération par les extrêmes des individus les plus proches d'eux n'est, elle non plus très surprenante. D'autres aspects du comportement du modèle RA le sont en revanche davantage. Le fait, par exemple, qu'une dérive vers un seul extrême advienne après une phase de fort consensus sur une opinion modérée, mais ayant une complaisance similaire pour chacun des deux extrêmes, est beaucoup moins intuitif. Le fait que, pour des incertitudes élevées, ce soient les individus les plus centraux qui ont tendance à conduire la dérive vers les extrêmes, alors que les individus les plus proches de ces derniers tendent à se regrouper au centre, n'était pas non plus anticipé.

4.5 Introduction d'un réseau social dans le modèle d'accord relatif

Dans cette partie nous allons introduire un graphe d'interactions sous-jacents. Le modèle RA pourra donc alors être exprimé sous la forme : $RA = \{A, G, T\}$. Les composants A et T restent inchangés par rapport aux définitions précédentes.

4.5.1 Voisinage de Von Neumann sur grille

Nous allons ici exposer les simulations conduites sur ce modèle en introduisant une structure d'interaction. Nous pouvons également considérer qu'il s'agit en fait du passage d'un graphe complet, le cas complètement connecté dont nous avons parlé précédemment, en une grille régulière (un tore) avec un voisinage de Von Neumann (connectivité $k = 4$, les quatre voisins étant ceux situés au Nord, Ouest, Sud, et Est).

Pour illustrer les changements de dynamiques par rapport au cas précédent, nous présentons tout d'abord des simulations correspondant à des cas typiques dans l'espace des paramètres pour le cas complètement connecté (figures 4-18 à 4-20).

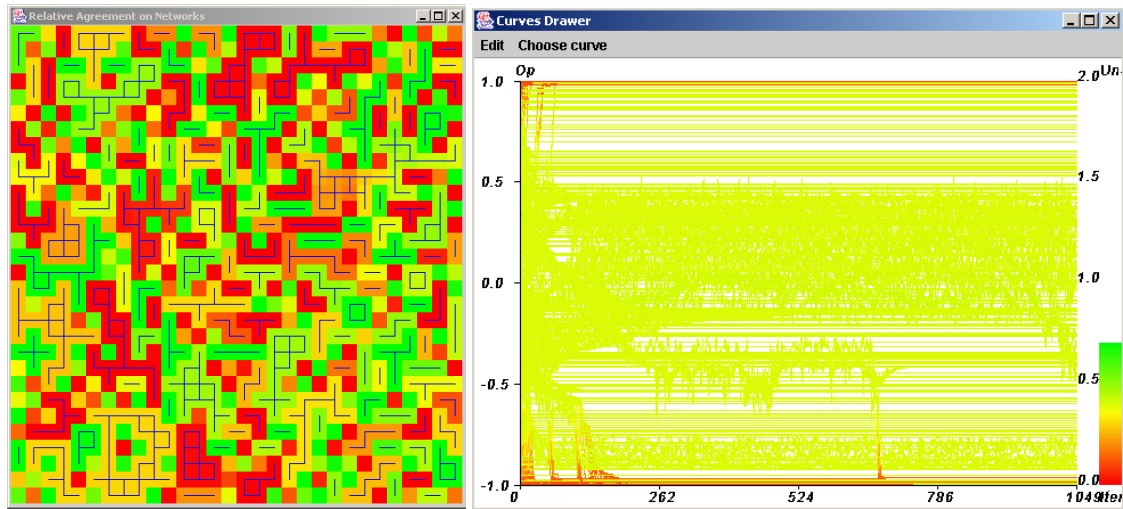


Figure 4-18 : Les paramètres sont similaires à ceux de la figure 4-10 avec $p_e=0.2$, $U=0.4$, $\mu=0.5$, $\delta=0$, $u_e = 0.1$, dans le cas complètement connecté, nous obtenons une convergence centrale. Nous observons ici que le système est fortement fragmenté du fait du réseau social choisi. Les couleurs de gauche représentent l'opinion entre -1 (rouge) et $+1$ (vert). Les liens représentés en bleu correspondent aux relations de la grille qui vérifient la condition d'interaction (Amblard et Deffuant, 2003). La courbe de droite correspond à l'évolution des opinions au cours de la simulation.

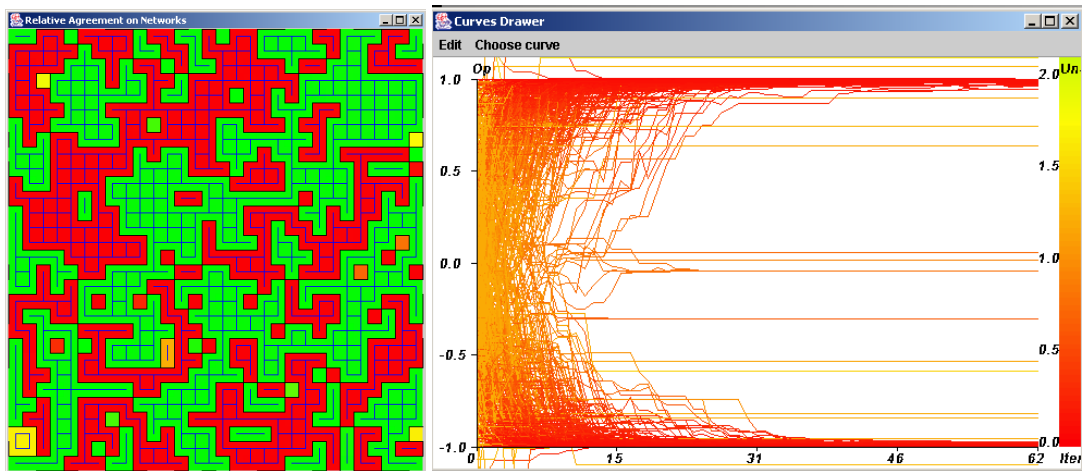


Figure 4-19 : Les paramètres sont similaires à ceux de la figure 4-11 : $p_e=0.25$, $U=1.2$, $\mu=0.5$, $\delta = 0$, $u_e=0.1$. Nous observons de nouveau un cas de convergence vers deux extrêmes pour les mêmes valeurs de paramètres. La courbe de droite représente l'évolution des opinions dans le temps.

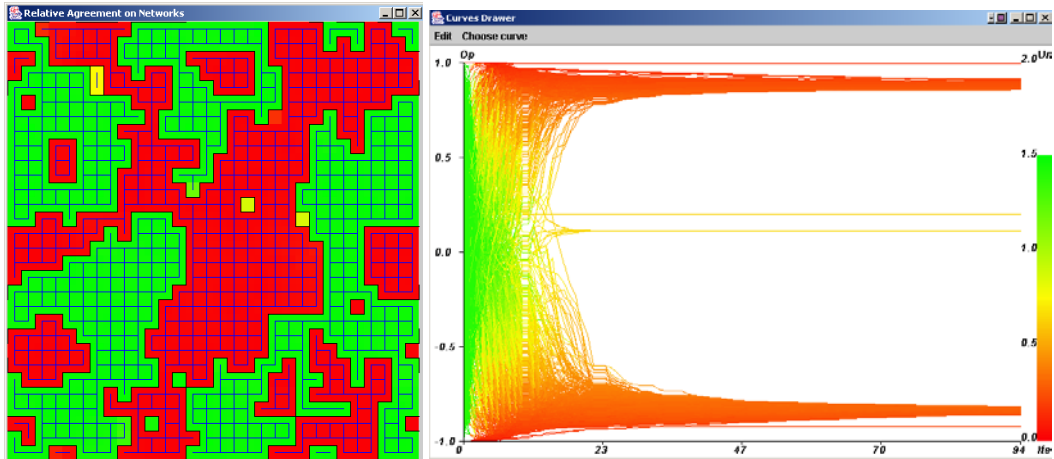


Figure 4-20 : Les paramètres choisis sont similaires à ceux de la figure 4-12 : $p_e=0.1$, $U=1.4$, $\mu=0.5$, $\delta = 0$, $u_e=0.1$. Nous obtenons un cas de convergence vers deux extrêmes contrairement à la figure 4-12 qui correspond à une convergence vers un seul extrême et à la figure 4-13 qui correspond à une convergence centrale.

En généralisant l'exploration pour plusieurs valeurs de paramètres, nous observons alors seulement des cas fortement fragmentés ou des convergences vers deux extrêmes. Nous observons également des cas de convergence centrale. Cependant la plupart des cas correspondent à des convergences vers deux extrêmes. Nous n'observons aucune convergence vers un seul extrême.

Nous explorons alors de manière systématique l'espace des paramètres défini par U et p_e , comme représenté sur la figure pour le cas complètement connecté (Figure 4-14).

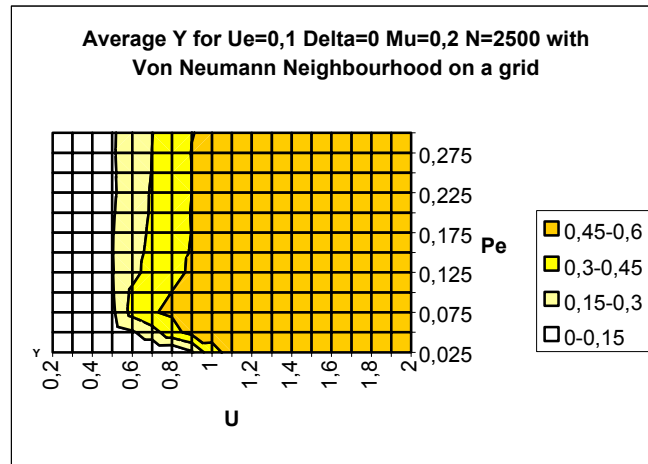


Figure 4-21 : Exploration de l'espace des paramètres formé par U et p_e , les autres paramètres sont $u_e=0.1$ et $\mu=0.2$, $\delta = 0$. La principale observation concerne l'absence de convergence vers un seul extrême (y n'atteint jamais des valeurs proches de 1).

Concernant cette exploration, les principales observations que nous pouvons faire sont d'une part la décroissance générale de y qui n'atteint jamais de valeurs supérieures à 0.6, illustrant ainsi la disparition des cas de convergence vers un seul extrême. D'autre part, nous observons sur la partie gauche une zone de fort

regroupement qui conduit à une convergence centrale qui se transforme en convergence vers deux extrêmes quand nous augmentons l'incertitude des modérés U .

Ces observations s'expliquent comme suit :

- Pour de petites valeurs de U un grand nombre de groupes apparaissent car les individus ont tendance à être isolés : il y a une probabilité forte que tous leurs voisins aient des opinions trop éloignées pour être soit influencés soit influents. C'est également le cas des extrémistes, qui ne sont pas particulièrement influents pour de faibles valeurs de U .
- Pour de fortes valeurs de U , les individus ont au contraire beaucoup de chances de trouver des interlocuteurs dans leur voisinage. L'influence des extrémistes se propage sur le graphe, tout d'abord en attirant leur propre voisinage puis les autres. La contamination s'arrête quand le groupe formé rencontre un autre groupe d'opinion opposée. Alors, la diffusion arrête de se propager dans la population.

Une explication possible pour l'absence de convergences vers un seul extrême est que la forte connectivité empêche ce phénomène de propagation locale, car la majorité rattrape toujours les individus qui sont occasionnellement attirés par un extrême (ce qui conduit au phénomène de mouvement global vers un extrême, quand la majorité perd le contact avec l'autre extrême). Avec le voisinage de Von Neumann, pour de fortes valeurs de U , chacun des extrêmes est capable de se disséminer dans son voisinage, ce qui empêche l'apparition d'une convergence vers un seul extrême, sauf dans des cas très particuliers de positionnement des extrémistes ou pour de fortes valeurs de δ (différence entre les proportions d'extrémistes de chaque côté). Quand le nombre initial d'extrémistes est le même de chaque côté, nous observons seulement une proportion finale plus forte d'un extrême (voir figure 4-22), mais jamais la convergence vers un seul extrême comme observée dans le cas complètement connecté.

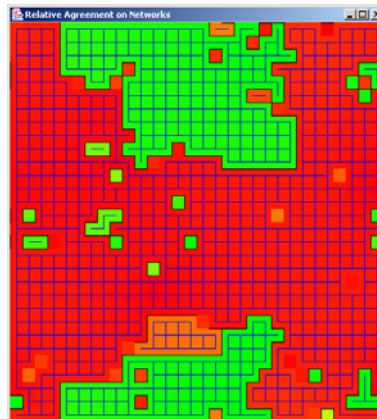


Figure 4-22 : Pour les paramètres $U=0.8$, $u_e=0.1$, $p_e=0.01$, $\delta=0$, $\mu=0.2$ nous observons occasionnellement des dominations finales d'un extrême mais jamais de convergence vers un seul extrême.

4.5.2 Voisinage de Moore sur une grille

En explorant le modèle sur une grille avec un voisinage de Moore (connectivité $k=8$), nous observons que la convergence vers un seul extrême n'apparaît pas non plus.

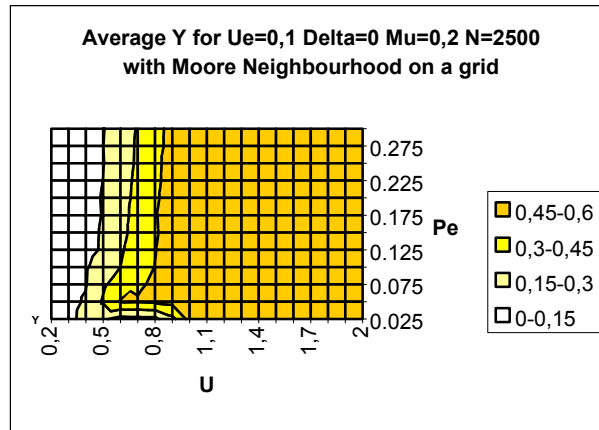


Figure 4-23 : Exploration systématique avec un voisinage de Moore avec $u_e=0.1$, $\delta=0$ et $\mu=0.2$. La convergence vers un seul extrême n'apparaît pas non plus.

Si un voisinage de Moore avec une connectivité de 8 pour chaque individu n'est pas suffisant pour observer la convergence vers un seul extrême, nous devons augmenter la connectivité. Pour ce faire, nous devons donc utiliser un modèle de graphe, de réseau social, qui nous permet d'explorer aisément la connectivité moyenne du graphe et qui permet également de générer des réseaux réguliers (de type grille) jusqu'à des réseaux aléatoires car nous voulons également tester l'influence de la régularité du réseau. Nous avons donc sélectionné pour ce faire le modèle β de small-world de Watts (1999) qui remplit ces exigences.

4.5.3 Exploration sur des small-worlds

4.5.3.1 Le modèle de Small-World

Le modèle β correspond au bruitage d'une structure régulière. Ainsi, nous partons d'une structure régulière (dans notre cas un réseau régulier sur un cercle) de connectivité k , puis nous déplaçons aléatoirement chaque lien avec la probabilité β , en le reconnectant aléatoirement. Dans notre cas, k doit être pair pour que nous puissions utiliser comme structure de départ un cercle avec pour chaque individu $k/2$ relations de chaque côté. Les deux paramètres du modèle sont donc la connectivité moyenne k et le bruit appliqué β .

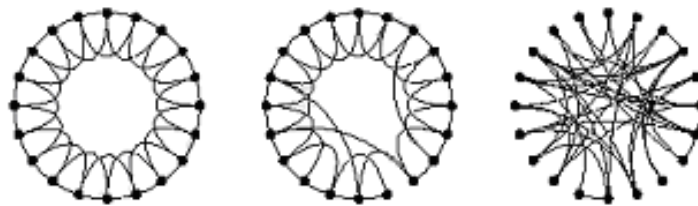


Figure 4-24 : Le modèle β de (Watts, 1999) permet d'aller de graphes réguliers pour de faibles valeurs de β (à gauche) à des graphes aléatoires pour de fortes valeurs de β (à droite) en utilisant le déplacement aléatoire des liens.

4.5.3.2 L'effet réseau pour un point particulier de l'espace des paramètres

Nous avons sélectionné une valeur particulière de U et p_e qui correspond à un cas de convergence vers un seul extrême dans le cas complètement connecté : une forte incertitude de la population $U=1.8$, et une faible proportion d'extrémistes $p_e=0.05$ (en bas à droite de la figure 4-14). Nous avons effectué 50 répliques des simulations sur réseaux obtenus quand β va de 0 à 1, donc de réseaux réguliers à des réseaux complètement aléatoires et la connectivité k allant de 2 à 256 en suivant les puissances de 2 donc de 0.2% à 25% de la population (1000 individus). En dessous d'une connectivité de 25%, le comportement du modèle est le même que dans le cas complètement connecté, quelle que soit la valeur de β .

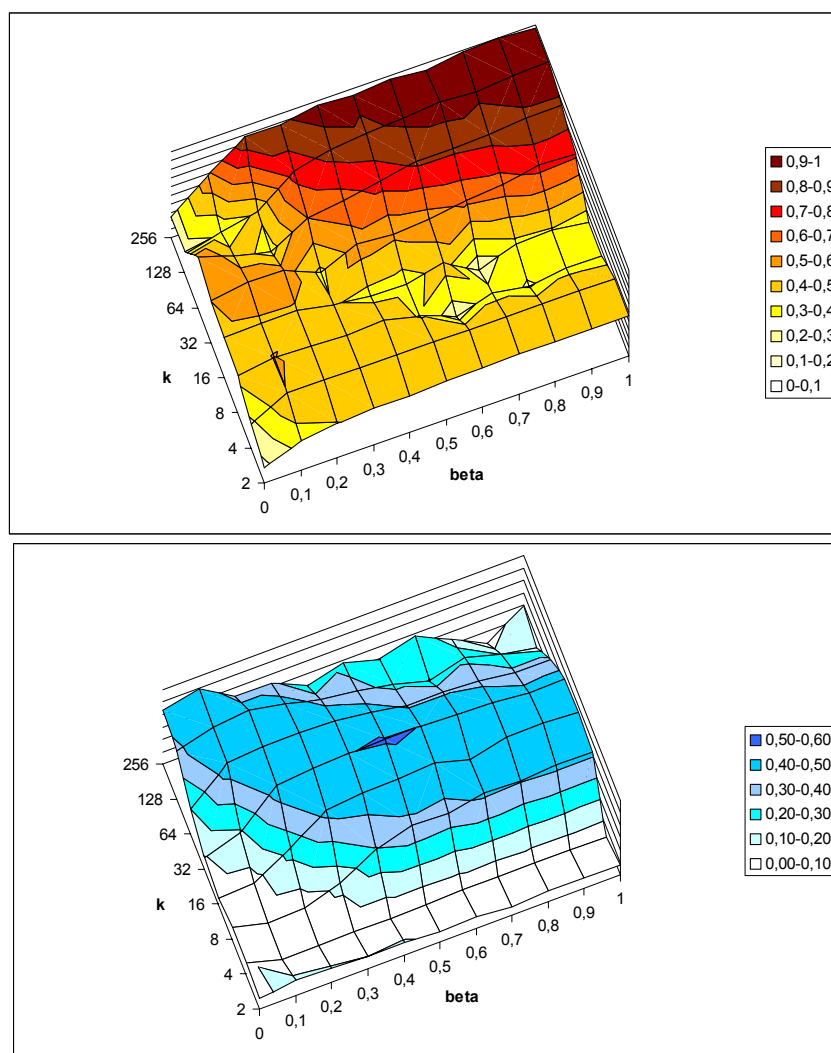


Figure 4-25 : Exploration de l'effet d'un réseau de topologie small-world (β et k le paramètre de connectivité) sur la dynamique du modèle, synthétisée par l'indicateur γ (moyenne en haut et écart-type en bas) pour $U=1.8$, $u_e=0.1$, $N=1000$, $\mu=0.1$, $\delta=0$, $p_e=0.05$ (convergence vers un seul extrême pour le cas complètement connecté).

Nous observons (voir figure 4-25) une transition d'une convergence vers deux extrêmes à des cas de convergence vers un seul extrême quand la connectivité (k) augmente. Dans la zone de transition, l'écart type important de y correspond à un mélange entre convergence centrale et convergence vers un seul extrême. L'analyse des traces de l'évolution des opinions pour plusieurs simulations confirme l'hypothèse exprimée plus haut. Ainsi, pour de faibles connectivités, chaque extrémiste influence son voisinage qui devient rapidement extrémiste à son tour. Nous obtenons alors plusieurs groupes chacun étant en général contrôlé par un extrémiste, conduisant à une convergence vers deux extrêmes. Quand la connectivité atteint un seuil critique, la population tend à se regrouper au centre, ce qui donne la possibilité d'un déplacement global vers un seul extrême. Les cas de convergence centrale apparaissent quand la majorité au centre perd contact avec les deux extrêmes. Cette situation est favorisée par de faibles connectivités. Quand nous accroissons la connectivité, la situation d'une convergence vers un seul extrême apparaît souvent.

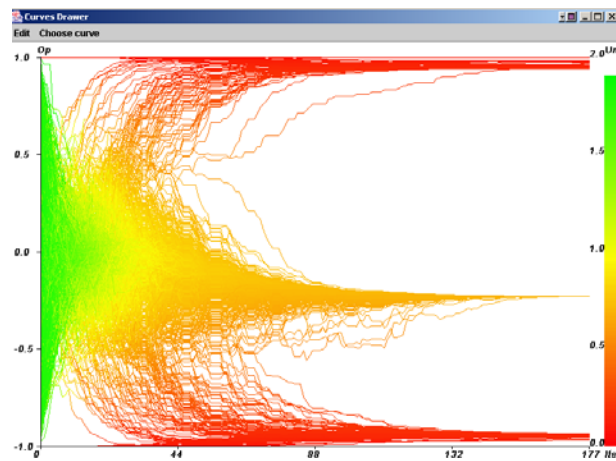


Figure 4-26 : Trace de l'évolution des opinions pour le cas précédent avec $k=8$ et $\beta=0.8$. Nous sommes dans la zone de fort écart-type. Le mouvement vers l'extrême négatif en bas n'est pas réalisé du fait d'une trop faible connectivité.

De plus, la transition apparaît pour des connectivités plus fortes quand β diminue, c'est-à-dire quand les réseaux sont plus réguliers. Notre hypothèse est que la régularité du réseau renforce l'effet local qui favorise une propagation locale forte de l'influence de chaque extrémiste initial, conduisant à une convergence vers deux extrêmes.

4.5.3.3 Influence du réseau pour d'autres valeurs de l'incertitude

Nous avons sélectionné trois points typiques de l'espace des paramètres, un pour chaque cas de convergence pur dans le cas complètement connecté (sans mélange entre différents types de convergence).

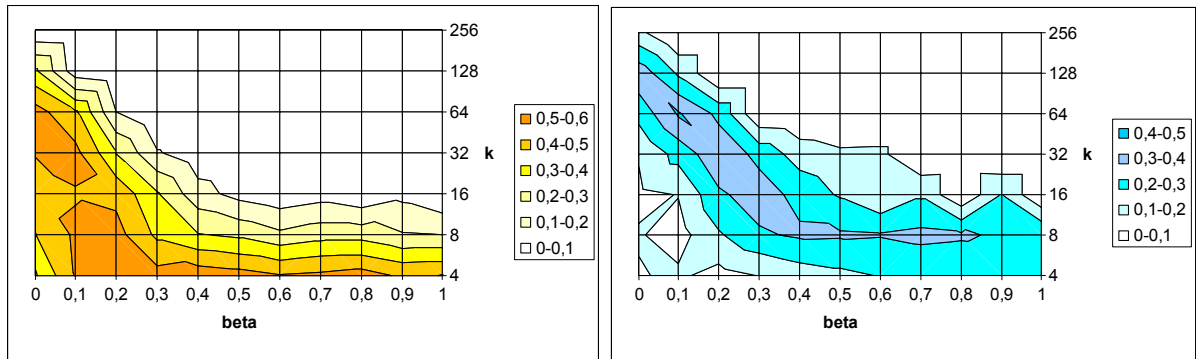


Figure 4-27 : Moyenne et écart-type de y pour $U=1.0$ et $p_e=0.05$ les autres paramètres sont les mêmes que ceux de la figure 4-25. Ce point correspond dans le cas complètement connecté à un cas de convergence centrale comme nous pouvons le remarquer quand la connectivité augmente.

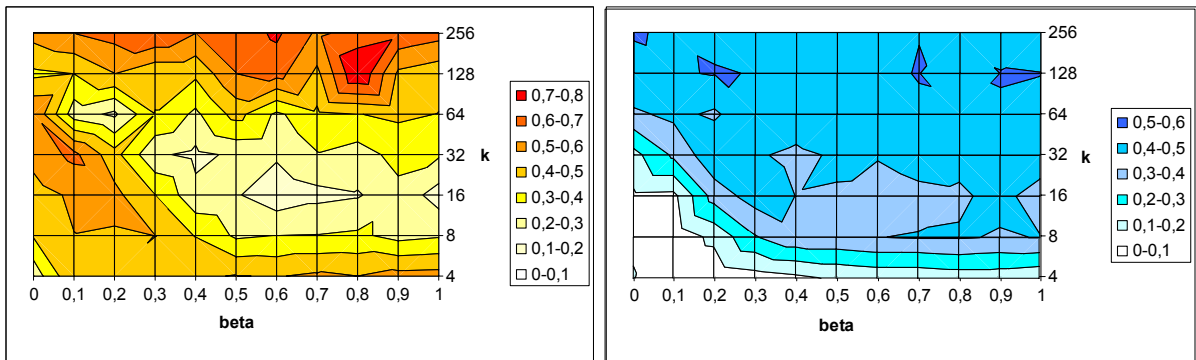


Figure 4-28 : Moyenne et écart-type de y pour $U=1.2$ et $p_e=0.05$ les autres paramètres sont les mêmes que ceux de la figure 4-25. Ce point correspond dans le cas complètement connecté à une convergence vers les deux extrêmes comme nous pouvons le remarquer pour des connectivités fortes sur cette figure.

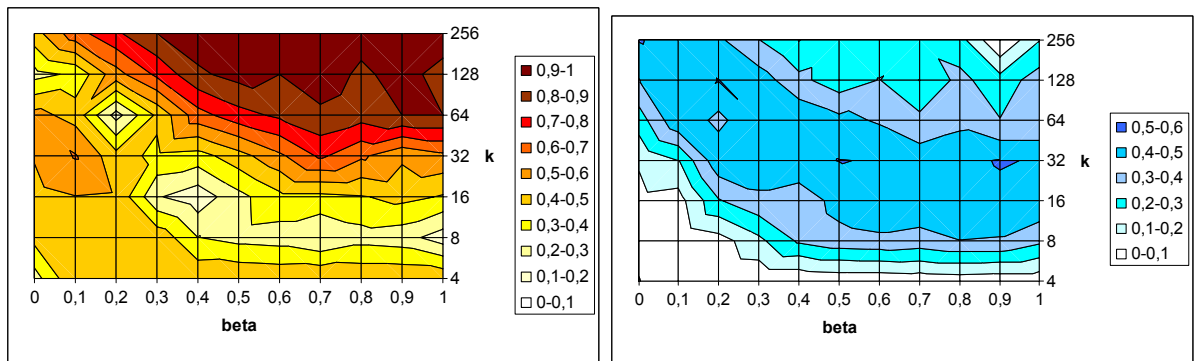


Figure 4-29 : Moyenne et écart-type de y pour $U=1.4$ et $p_e=0.05$ les autres paramètres sont les mêmes que pour la figure 4-25. Ce point correspond dans le cas complètement connecté à une convergence vers un seul extrême comme nous le remarquons quand la connectivité augmente.

Tous les points choisis conduisent à des dynamiques assez similaires lorsque nous faisons varier β et k . Pour de faibles connectivités nous observons une majorité de convergences vers deux extrêmes et pour de fortes connectivités nous observons le même type de convergence que dans le cas complètement connecté. Entre les deux, il y a une zone de mélange entre convergence centrale et la convergence observée dans le cas complètement connecté. De plus, l'effet du bruit sur le réseau conduit aussi à la même propriété dans les trois cas : lorsque nous augmentons β , nous nous rapprochons de réseaux aléatoires et la transition se passe plus tôt que pour de plus faibles valeurs de β .

Sur la figure 4-28, il y a une zone de transition entre deux zones de convergence vers deux extrêmes. Les deux convergences doubles extrêmes observées ne sont pas exactement les mêmes. Pour de faibles connectivités, elles résultent principalement de l'agrégation de processus locaux de convergence vers un seul extrême et pour de plus fortes connectivités, elles résultent d'une convergence globale du groupe central, qui se découpe en deux, chaque partie attirée par un des extrêmes.

Pour synthétiser, nous avons proposé des résultats concernant l'influence de différentes structures de type small-worlds sur le modèle d'accord relatif (RA) en présence d'extrémistes. Nous avons trouvé qu'il y avait un seuil critique de connectivité qui permet l'apparition de convergence vers un seul extrême. Ce seuil critique de connectivité augmente quand la régularité du réseau augmente. Ce résultat peut être expliqué par la nécessité d'une première phase de regroupement au centre pour que la convergence vers un seul extrême apparaisse.

4.6 Conclusion

Au-delà des résultats propres au fonctionnement des différents modèles abordés au cours de cette partie, nous avons appliqué ici les aspects méthodologiques développés dans la partie précédente.

Ainsi, en ce qui concerne la méthodologie incrémentale ou l'intérêt de comprendre le fonctionnement d'un modèle par rapport au fonctionnement d'autres modèles, parfois plus simples, qui été décrite dans le framework DAMMASS, nous pouvons présenter cette partie comme une complexification croissante d'un modèle de départ. Ainsi, nous avons abordé consécutivement les modèles suivants :

- le modèle de confiance limitée dans le cas d'une population homogène, pour lequel nous nous sommes particulièrement intéressés quantitativement aux processus de regroupement dans la population
- le modèle de confiance limitée dans le cas d'une population hétérogène au cours duquel nous avons abordé qualitativement ces processus de regroupement
- le modèle d'influence proportionnelle à l'accord relatif, qui peut être envisagé comme une modification des règles d'interactions du modèle précédent. Nous avons dans un premier temps envisagé le cas d'une population homogène.
- nous avons ensuite introduit une hétérogénéité dans ce modèle (les extrémistes) et étudié dans ce cadre la généralité des résultats obtenus par comparaison avec le fonctionnement des modèles précédents.
- nous avons enfin changé le graphe d'interactions sous-jacent, en ne travaillant non plus sur un graphe complet mais successivement sur des grilles à voisinage de Von Neumann et de Moore puis sur des réseaux de type Small-Worlds (Watts, 1999).

A chacune de ces étapes, les résultats obtenus au cours des étapes précédentes pour étudier des modèles plus simples, nous ont permis de construire la connaissance du fonctionnement du modèle, que ce soit par une comparaison effective et quantitative (cas de la généralisation des résultats trouvés sur le modèle avec extrémistes) ou par une accumulation de connaissances ou d'expériences pour aborder ce type de modèle, la réutilisation des indicateurs développés en est un exemple. Concernant les aspects multi-formalismes, la plupart des modèles ont été développés à la fois en Java et en C, et une approche analytique a été adoptée lorsque c'était possible.

D'autre part en ce qui concerne les aspects méthodologiques relatifs à l'exploration exposés au cours du chapitre précédent, ils ont également été appliqués ici. Nous avons utilisé en particulier la combinaison des points de vue sur le modèle, sujet sur lequel nous avons insisté :

- La focalisation sur le comportement individuel nous a permis, au-delà de la vérification du modèle, de comprendre davantage le processus d'attraction par les extrémistes dans le modèle d'influence proportionnelle à l'accord relatif.
- Le point de vue de la population d'individus comme une somme d'individus, nous a particulièrement servi pour étendre les hypothèses réalisées au cours de l'observation des comportements individuels.
- Le focus sur les comportements collectifs en tant que tel nous a permis, en particulier dans le cas des extrémistes d'identifier qualitativement les différents types de convergence.
- En revanche, nous n'avons pas ici, développé plus avant l'observation des autres composantes du méta-modèle ou des couplages au sein du modèle, l'environnement en particulier n'étant pas implémenté dans ce modèle. Concernant l'observation du graphe sous-jacent cependant, des éléments d'exploration sont exposés dans Amblard et Deffuant (2003).
- L'élaboration de l'indicateur de convergence y est, quant à elle, une illustration de la caractérisation synthétique de comportements du modèle sous certaines conditions (pour des valeurs des paramètres particulières).
- Enfin, l'exploration de populations de simulation a été conduite sur la ferme de calcul du Cemagref en utilisant des plans d'expériences complets pour explorer un découpage régulier de l'espace des paramètres. Malheureusement, le logiciel SimExplorer n'était pas alors disponible et le travail sur celui-ci a en partie résulté de ces premières explorations sur la ferme et d'une volonté de systématiser l'exploration de ce modèle particulier mais également de beaucoup d'autres au laboratoire.

En ce qui concerne finalement les modèles explorés en eux-mêmes, leur application à d'autres contextes est facilitée d'une part par leur simplicité, les hypothèses réalisées pour leur construction étant particulièrement simples et d'autre part par la connaissance que nous avons acquis sur ceux-ci. Dans ce cadre, plusieurs pistes d'application sont en cours d'exploration, et nous n'en citerons que quelques-unes : l'ajout d'un mécanisme de répulsion pour l'application de ce modèle à la modélisation de la dynamique d'attitudes ; l'ajout d'une composante spatiale pour l'application à des contextes réels ; l'ajout d'une composante exogène représentant un monde extérieur à la population du modèle, en particulier pour tester de manière théorique la résistance du système à des changements extérieurs.

« L'humaine sagesse n'arriva jamais aux devoirs qu'elle s'était elle-même prescrits et, si elle y était arrivée, elle s'en prescrirait d'autres au-delà. »

Montaigne, Les Essais (III, 9).

5 Bilan et perspectives

5.1 Bilan de la contribution

La simulation sociale individus-centrée est devenue ces dix dernières années un champ grandissant. Les raisons proviennent sans doute autant de l'introduction de la modélisation dans les sciences sociales que de la possibilité par la simulation individus-centrée de se focaliser sur les entités, les individus du monde réel et donc de construire les modèles à partir d'hypothèses individuelles. Nous l'avons cependant montré au cours de la première partie, cette approche a un coût qu'il ne faut pas négliger, le fait que ces modèles en reproduisant souvent la structure de la complexité du monde réel n'en sont pas automatiquement compréhensibles, même pour leurs auteurs. Les recherches conduites dans cette thèse sont justifiées par ce point et postulent qu'il est nécessaire dans le domaine de la simulation individus-centrée de se focaliser entre autres sur la compréhension du fonctionnement du modèle et non pas seulement sur les étapes classiques de la simulation (analyse, conception, vérification et validation entre autres).

Cette volonté d'apporter une contribution dans cette direction, nous a amené dans un premier temps à proposer un méta-modèle formel basé sur une décomposition des éléments du modèle M :

- La population A d'entités envisagée comme un ensemble de vecteurs d'états et de fonctions de transition associées.
- Le graphe d'interactions G qui contraint les interactions au sein du modèle
- L'environnement E , dans lequel les entités peuvent être situées
- Les facteurs exogènes S du modèle
- La gestion du temps T associée à la simulation.

Après avoir rapidement exprimé des types de modèles individus-centrés classiques (automates cellulaires et microsimulation), le méta-modèle nous a permis de présenter un état de l'art qui était orienté davantage sur les différents types de modélisation que nous pouvions retrouver pour chaque composant. Cet état de l'art nous a permis de nous rendre compte de la variabilité des modèles et de la diversité que nous avions à prendre en compte pour construire des méthodologies efficaces pour la compréhension des modèles.

Au cours de la deuxième partie nous avons posé les bases d'un encadrement méthodologique pour la compréhension des modèles dans deux directions. La première correspond à un encadrement de l'expérimentation sur les simulations. Nous avons ainsi défendu une approche qui consiste à alterner et combiner les points de vue sur le modèle. En s'appuyant sur le fait que les modèles individus-centrés ont des comportements qui interviennent à différents niveaux d'organisation, nous avons ainsi identifié les points de vue suivants :

- Point de vue individuel qui consiste à suivre un individu particulier au cours de la simulation
- Le point de vue collectif comme une somme de comportements individuels qui consiste à observer le comportement et l'évolution d'un ensemble d'individus de la simulation
- Le point de vue collectif comme un comportement singulier où l'on va se focaliser sur des comportements collectifs émergents de la population et en particulier identifier les comportements qualitatifs du modèle dans son ensemble
- La caractérisation des comportements qualitatifs du modèle
- L'exploration de l'évolution du comportement du modèle dans l'espace des paramètres pour comprendre l'influence des paramètres globaux du modèle.
- Nous avons de plus insisté sur la nécessaire articulation entre ces points de vue et les nécessaires allers-retours à conduire pour comprendre le fonctionnement du modèle.

De manière à accompagner cette démarche, nous avons proposé, pour soutenir la phase d'exploration de l'évolution du comportement du modèle dans l'espace des paramètres, d'utiliser l'outil des plans d'expériences existant en statistique et de l'intégrer à un outil SimExplorer qui permet de gérer les aspects expérimentaux sur le modèle et en particulier de gérer la distribution des expériences de simulation sur une grille de calcul.

La deuxième direction concerne l'accompagnement du processus de modélisation, en proposant la construction progressive incrémentale de modèles, en introduisant progressivement la complexité dans le modèle. Cette complexité doit être introduite en suivant une des quatre directions identifiées dans le framework DAMMASS à savoir l'augmentation de la complexité dans le sous-modèle de l'Agent, le sous-modèle des Interactions, le sous-modèle de l'environnement ou celui de l'organisation. Nous avons cependant bien énoncé que cette construction bien que pouvant être vue de manière incrémentale pour la construction d'un modèle finalisé, doit être envisagée ici davantage comme la construction d'un treillis de modèles de complexités différentes qui vont s'enrichir les uns les autres. La compréhension acquise du fonctionnement d'un modèle donné permet alors d'enrichir la compréhension de ces voisins dans le treillis. Deux types de relations ont également été exposés dans ce cadre. La première ascendante dans le cas où un modèle de complexité plus faible permet de comprendre un modèle plus complexe bâti sur ce dernier. La deuxième relation descendante consiste, en simplifiant un modèle existant, à déterminer la genericité des comportements identifiés dans le modèle précédent.

Dans cette deuxième direction, nous avons de plus insisté sur le rôle que pouvaient jouer les aspects multi-formalismes pour la compréhension des modèles, le fait de se placer dans un cadre de formalisation différent permettant de comprendre davantage la contribution des hypothèses même faite sur le modèle dans l'explication de son comportement.

Au cours de la troisième partie nous avons illustré cette approche sur une collection de modèles particuliers dédiés à la modélisation des dynamiques d'opinion. Pour faciliter la compréhension et la lisibilité, nous avons présenté cette partie de manière linéaire, ce qui ne reflète bien évidemment pas la réalité. Cependant, au cours de cette partie nous avons pu aborder différents points de la partie précédente. Ainsi, nous avons présenté la collection de modèles suivants :

- Le modèle BC basé sur des interactions conditionnelles par paires a été exploré, ici, dans le cas d'une population homogène, pour identifier les comportements de regroupement.
- Un aspect contre-intuitif du comportement du modèle, nous a ensuite amené à modifier le sous-modèle correspondant aux interactions, nous avons alors exploré le comportement de ce modèle dans le cas d'une population homogène
- Nous avons ensuite introduit une hétérogénéité dans la population, des extrémistes, situés en bordure de distribution qui sont plus influents. Pour comprendre le fonctionnement de ce modèle, nous avons dû articuler effectivement les points de vue. Ainsi, nous avons commencé par identifier qualitativement les comportements du modèle en suivant le point de vue des comportements collectifs comme comportements singuliers. En se basant sur les types identifiés nous avons construit un indicateur permettant de caractériser de manière synthétique le fonctionnement d'une simulation. Nous avons enfin mis en place une exploration du comportement de la simulation dans l'espace des paramètres, en utilisant pour ceci les plans d'expériences sur la grille de calcul. De plus, pour comprendre davantage la mise en place d'un cas particulier, le cas de convergence vers un seul extrême, nous avons mis au point un indicateur particulier qui correspond à l'identification de la contribution des extrémistes dans l'influence moyenne reçue par chaque individu. Nous avons ensuite suivi le comportement des individus de la population pour comprendre ce fonctionnement.
- Enfin, nous avons modifié la composante correspondant à l'organisation en passant d'un modèle totalement connecté (chaque individu peut interagir avec l'ensemble de la population) à un graphe statique. Nous avons ainsi testé plusieurs graphes réguliers et des graphes de type small-worlds.

L'ensemble des travaux exposés dans la troisième partie nous a ainsi permis d'illustrer en partie l'ensemble de notre démarche.

5.2 Limitations et perspectives

Cependant, de nombreux points sont perfectibles et peuvent faire l'objet de recherches plus approfondies sur le sujet.

De manière générale, nous avons défendu le point de vue selon lequel face à un modèle de simulation individus-centré, la pratique expérimentale était la seule applicable. Il nous faut sans doute nuancer ce propos puisque l'objet que représente le modèle n'est pas réellement comparable aux sujets d'expériences classiques au sens où il existe une formalisation du comportement du modèle qui nous est accessible. Nous pensons aussi qu'une approche qui couplerait l'approche expérimentale proposée dans ce document avec un travail pour exprimer des résultats formellement sur le modèle pourrait atteindre ce qui n'est pas possible dans le cadre des sciences expérimentales selon Popper et Hume à savoir l'obtention d'une loi générale sur le modèle, l'obtention de résultats au croisement entre la résolution analytique et le travail expérimental. Nous croyons également qu'une approche de type bibliothèque de modèles dans ce cadre, bibliothèque dans laquelle seraient recensés des fonctionnements typiques de modèles simples, peut grandement aider la compréhension de modèles développés ultérieurement.

Concernant les aspects méthodologiques, deux grandes faiblesses peuvent être soulignées. La première concerne la cadriciel SimExplorer. Cet outil est tout d'abord destiné à gérer l'application de plans d'expériences pour l'exploration du comportement de simulations dans l'espace des paramètres. L'outil présenté n'est encore qu'un prototype et il est bien sûr perfectible. Des travaux en ce sens sont poursuivis au LISC. De plus, un outil plus global qui permettrait de combiner plus facilement les points de vue sur les simulations pourrait également être développé. Cependant, le manque de recul sur l'ensemble des modèles, nous empêche pour l'instant d'envisager une solution réellement générique, certains points de vue étant particulièrement dépendants du modèle considéré.

Dans le cadre de l'exploration systématique, les plans d'expériences proposés ne prennent pas en compte un aspect important qui pourrait être automatisé, à savoir le fait d'optimiser les expériences réalisées (ou plutôt optimiser le choix des points de l'espace des paramètres sur lesquels nous les conduisons) de manière à avoir une connaissance aussi complète que possible du comportement du modèle dans cet espace. Ainsi le lancement de plans d'expériences intelligents qui prendrait en compte les réponses des expériences déjà réalisées est également une piste intéressante qui devrait être poursuivie au LISC.

La deuxième faiblesse des méthodologies présentées concerne la composante environnementale. En effet, nous n'avons pas ici travaillé sur des modèles qui incluaient la composante environnementale et donc le comportement social d'agents spatialisés. Nous n'avons fait qu'imaginer ce que pouvait être une pratique expérimentale dans ce cadre en se reposant sur les travaux présents dans la littérature. Le fait de travailler pratiquement sur ce type de modèle, par exemple en incluant une composante environnementale dans le modèle de dynamiques d'opinions exposé dans la dernière partie, permettrait de prendre en compte des aspects plus particuliers de la spatialisation des modèles.



Bibliographie

- [Ahmed et Elgazzar, 2001] Ahmed, E. et Elgazzar, A.S., 2001. "On some applications of cellular automata", *Physica A*, vol. 296, pp.529-538.
- [Albert et al., 1999] Albert, R., Jeong, H. et Barabasi, A.-L., 1999. "Diameter of the World-Wide Web", *Nature*, vol. 401, pp.130-131.
- [Albert et Barabasi, 2000] Albert, R.H. et Barabasi, A.-L., 2000. "Topology of evolving networks: local events and universality", *Physical Review Letters*, vol. 85, p.5234.
- [Albert et al., 2000] Albert, R., Jeong, H. et Barabasi, A.L., 2000. "Error and attack tolerance of complex networks", *Nature*, vol. 406, pp.378-382.
- [Albin, 1975] Albin, P.S., 1975. *The Analysis of Complex Socioeconomic Systems*, Lexington Books.
- [Amaral et al., 2000] Amaral, L.A.N., Scala, A., Barthélémy, M. et Stanley, H.E., 2000. "Classes of small-world networks", *Proceedings of National Academy of Sciences*, vol. 97, pp.11149-11152.
- [Amblard, 1998] Amblard, F., 1998. « Modélisation multi-agent de réseaux sociaux », Rapport de stage de Maîtrise Informatique, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
- [Amblard et Ferrand, 1998] Amblard, F. et Ferrand, N., 1998. « Modélisation multi-agents de réseaux sociaux, application à l'analyse de décision de groupe en agriculture », dans *Actes de la Conférence Systèmes Multi-agents pour la gestion de l'environnement et des territoires*, N.Ferrand (ed.), Clermont-Ferrand, France, octobre 1998, pp.153-168.
- [Amblard, 1999] Amblard, F., 1999. "Modèles multi-agents pour la decision collective", Mémoire de DEA Informatique, Université de Montpellier 2.
- [Amblard et Ferrand, 2000] Amblard, F. et Ferrand, N., 2000. « Games driven regulation of agents population », dans *Proceedings of the International Workshop on Modelling agents interactions in natural resources and environment management, Game theory and agent-based simulation*, Montpellier.
- [Amblard et al., 2001] Amblard, F., Ferrand, N. et Hill, D.R.C., 2001. "How a conceptual framework can help to design models following decreasing abstraction", dans *Proceedings of 13th SCS-European Simulation Symposium*, Marseille, France, octobre 2001, pp.843-847.
- [Amblard, 2002] Amblard, F., 2002. "Which Ties to Choose? A Survey of Social Networks Models for Agent-Based Social Simulations", dans *Proceedings of the 2002 SCS International Conference On Artificial Intelligence, Simulation and Planning in High Autonomy Systems*, Lisbonne, Portugal, avril 2002, pp.253-258.
- [Amblard et Deffuant, 2003] Amblard, F. et Deffuant, G., 2003. "Agents' Effective Networks", Poster présenté au *Workshop Agent-Based Simulation 4*, Montpellier, France, avril 2003.
- [Amblard et al., 2003a] Amblard, F., Hill, D.R.C., Bernard, S., Truffot, J. et Deffuant, G., 2003. "MDA compliant Design of SimExplorer, A Software to handle simulation experimental frameworks" dans *Proceedings of the 2003 Summer Computer Simulation Conference*, Montréal, Canada, juillet 2003, pp.279-284.
- [Amblard et al., 2003b] Amblard, F., Weisbuch, G. et Deffuant, G., 2003. "Connectivity decrease implies single extreme disappearance, study of an opinion dynamics model on networks" présenté à *ESSA Conference*, Gröningen, Pays-Bas, septembre 2003.
- [Amiguet et al., 2002] Amiguet, M., Müller, J.-P., Baez-Barranco, J.-A. et Nagy, A., 2002. « The MOCA platform », *Lecture Notes in Computer Sciences*, vol.2581, pp.70-88.
- [Andradottir, 1998] Andradottir, S., 1998. « Simulation Optimization », dans *Handbook of Simulation*, Banks, J. (ed.), John Wiley, pp.307-334.
- [Arendt, 1958] Arendt, H., 1958. *Condition de l'homme moderne*. Calman-Lévy.
- [Arthur, 1994] Arthur, B.W., 1994. *Increasing Returns and Path Dependence in the Economy*. University of Michigan Press.
- [Atlan, 1979] Atlan, H., 1979. *Entre le cristal et la fumée, essai sur l'organisation du vivant*. Seuil.
- [Auer et Norris, 2001] Auer, K. et Norris, T., 2001. « Arrieros Alife a Multi-Agent approach Simulating the Evolution of a social system : Modelling the emergence of social networks with Ascape », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 4, n°1.
- [Aussem et Hill, 1999] Aussem, A. et Hill, D.R.C., 1999. "Wedding connectionist and algorithmic modelling towards forecasting *Caulerpa Taxifolia* development in the north-western Mediterranean sea", *Ecological Modelling*, vol. 120, pp.225-236.
- [Axelrod, 1992] Axelrod, R., 1992. *Donnant, donnant. Théorie du comportement coopératif*. Editions Odile Jacob.
- [Axelrod, 1997] Axelrod, R., 1997. *The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration*. Princeton University Press.

- [Axtell, 2000a] Axtell, R., 2000. "Why Agents? On the varied motivations for agent computing in the social sciences", Brookings Institute Working paper n°17.
- [Axtell, 2000b] Axtell, R., 2000. "Effects of Interaction Topology and Activation Regime in Several Multi-agent Systems." dans *Multi-agent based simulation*. S.Moss et P.Davidsson (eds.), Springer Verlag, pp.33-48.
- [Bala et Goyal, 1999] Bala, V. et Goyal, S., 1999. "A non-cooperative model of net-work formation." *Econometrica*, vol. 68, pp.1181-1230.
- [Balci et Sargent, 1981] Balci O, Sargent R., 1981. "A Methodology for Cost-Risk Analysis in the Statistical Validation of Simulation Models", *Communication of the ACM*, vol. 24, n°4, pp.15-29.
- [Balci, 1998] Balci, O., 1998. "Verification, Validation, and Testing", dans *Handbook of Simulation*, J.Banks (ed.), John Wiley and Sons, pp.335-393.
- [Balci et al., 2000] Balci, O., Ormsby, W.F., Carr, J.T. et Saadi, S.D., 2000. "Planning for verification, validation and accreditation of modeling and simulation applications", dans *Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference*, J.A. Joines, R.R. Barton, K. Kang et P.A. Fishwick (eds), pp. 829-839.
- [Banks et Carley, 1994] Banks, D.L. et Carley, K.M., 1994. "Metric inference for social networks", *Journal of Classification*, vol. 11, pp.121-149.
- [Barabasi et Albert, 1999] Barabasi, A.L. et Albert, R., 1999. "Emergence of Scaling in Random Networks", *Science*, vol. 286, pp. 509-512.
- [Barabasi et al., 2000] Barabasi, A.L., Albert, R. et Jeong, H., 2000. "Scale-free characteristics of random networks: the topology of the world-wide web", *Physica A*, vol. 281, pp.69-77.
- [Barabasi, 2002] Barabasi, A.L., 2002. *Linked: The New Science of Networks*, Perseus Publishing.
- [Barabasi et al., 2002] Barabasi, A.-L., Jeong, H., Neda, Z., Ravasz, E., Schubert, A. et Vicsek, T., 2002. « Evolution of the social network of scientific collaborations », *Physica A*, vol.311, pp.590-614.
- [Barreteau, 1998] Barreteau, O., 1998. « Un système multi-agent pour explorer la viabilité des systèmes irrigués : dynamique des interactions et modes d'organisation », thèse de doctorat, ENGREF.
- [Barreteau et Bousquet, 2001] Barreteau, O. et Bousquet, F., 2001. "From a Conceptual Model to its Artifacts: Building on Experiments with SHADOC model", in *Proceedings of MODSIM*, Camberra, Australie.
- [Beaufils, 2000] Beaufils, B., 2000. « Modèles et simulations informatiques des problèmes de coopération entre agents », thèse de doctorat, Université de Lille 1.
- [Bell et O'Keefe, 1987] Bell, P.C. et O'Keefe, R.M., 1987. « Visual Interactive Simulation : History, recent developments and major issues », *Simulation*, vol. 49, n°3, pp.109-116.
- [Belloum et al., 2003] Belloum, A.S.Z., Groep, D.L., Hendrikse, Z.W., Hertzberger, B.L.O., Korkhov, V., de Laat, C.T.A.M. et Vasunin, D., 2003. "VLAM-G: a grid-based virtual laboratory", *Future Generation Computer Systems*, vol. 19, pp.209-217.
- [Benenson, 1998] Benenson, I., 1998. « Multi-agent simulations of residential dynamics in the City », *Computers, Environment and Urban Systems*, vol.22, pp.25-42.
- [Bian, 2003] Bian, L., 2003. "The representation of the environment in the context of individual-based modelling", *Ecological Modelling*, vol. 159, pp.279-286.
- [Blau, 1967] Blau, P.M., 1967. *Exchange and Power in Social Life*. Wiley, New York.
- [Bollobas, 1985] Bollobas, B., 1985. *Random Graphs*. Academic Press : London.
- [Bonacich, 1996] Bonacich, P., 1996. "Analysis of discrete structure: an overview", *Social Networks*, vol. 18, pp.315-318.
- [Bonnefoy et al., 2001] Bonnefoy, J.-L., Bousquet, F. et Rouchier, J., 2001. « Modélisation d'une interaction individus, espace, société par les systèmes multi-agents : pâture en forêt virtuelle », *L'espace géographique*, vol. 1, pp.13-25.
- [Bousquet et al., 1993] Bousquet, F., Cambier, C., Mullon, C., Morand, P., Quensièrre, J. et Pavé, A., 1993. « Simulating the interaction between a society and a renewable resource », *Journal of Biological Systems*, vol. 1, pp.199-214.
- [Bousquet, 1994] Bousquet, F., 1994. « Des milieux, des poissons, des hommes : étude par simulations multi-agents, le cas de la pêche dans le delta du Niger », thèse de doctorat, Université Claude Bernard, Lyon 1.
- [Bura et al., 1993] Bura, S., Guérin-Pace, F., Mathian, H., Pumain, D. et Sanders, L., 1993. "Multi-agent systems and the dynamics of a settlement system" dans *Simulating Societies Symposium*, C. Castelfranchi (ed.).
- [Burtsev, 2003] Burtsev, M., 2003. "Tracking the Trajectories of Evolution", soumis à *Artificial Life*.
- [Cambier, 1994] Cambier, C., 1994. « SIMDELTA un système multi-agents pour simuler la pêche sur le delta central du Niger », Thèse, Université Paris VI.
- [Campos et Hill, 1998] Campos, A. et Hill, D., 1998. "An Agent Based Framework for Visual-Interactive Ecosystem Simulations", *Transaction of SCS*, vol. 15, n°4, pp.139-152.
- [Campos, 2000] Campos, A.M.C., 2000. « Une architecture logicielle pour le développement de simulations visuelles et interactives individus-centrées : application à la simulation d'écosystèmes et à la simulation sur le Web », thèse de doctorat en Informatique, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, 178p.

- [Castellano et al., 2000] Castellano, C., Marsili, M. et Vespignani, A., 2000. « Nonequilibrium phase transition in a model of social influence », *Physical Review Letters*, vol. 85, n°16, pp.3536-3539.
- [Chatterjee et Seneta, 1977] Chatterjee, S. et Seneta, E., 1977. „Toward consensus: some convergence theorems on repeated averaging”, *Journal of Applied Probability*, vol. 14, pp.89-97.
- [Chomsky et Herman, 2003] Chomsky, N. et Herman, E.S., 2003. *La fabrique de l'opinion publique – La politique économique des médias américains*. Serpent à plumes.
- [Cohen et al., 1986] Cohen, J., Kajnal, J. et Newman, C.M., 1986. « Approaching consensus can be delicate when positions harden », *Stochastic Processes and their Applications*, vol. 22, pp.315-322.
- [Cohen et Levesque, 1988] Cohen, P.R. et Levesque, H.J., 1988. « Intention is choice with commitment », *Artificial Intelligence*, vol. 42, pp.213-261.
- [Colonna et Farge, 1987] Colonna, J.-F. et Farge, M., 1987. « L'expérimentation numérique par ordinateur », *La Recherche*, n°187, pp.444-457.
- [Comellas et Sampels, 2002] Comellas, F. et Sampels, M., 2002. « Deterministic small-world networks », *Physica A*, vol. 309, n°1-2, pp.231-235.
- [Condorcet, 1994] Condorcet, 1994. *Arithmétique politique. Textes rares ou inédits*, INED, Paris.
- [Conte et Castelfranchi, 1992] Conte, R. et Castelfranchi, C., 1992. « Mind is not Enough: Precognitive Bases of Social Interaction » dans *Proceedings of 1992 Symposium on Simulating Societies*, pp.93-110.
- [Conte, 1999] Conte, R., 1999. "Social Intelligence Among Autonomous Agents." *Computational & Mathematical Organization Theory*, vol. 5, n°3, pp.203-228.
- [Conte, 2001] Conte, R., 2001. « Emergent (info)institutions », *Cognitive Systems Research*, vol. 2, pp.97-110.
- [Conte et Sichman, 2002] Conte, R. et Sichman, J.S., 2002. « Dependence Graphs: Dependence Within and Between Groups », *Computational & Mathematical Organization Theory*, vol. 8, pp.87-112.
- [Coquillard et Hill, 1997] Coquillard, P. et Hill, D.R.C., 1997. *Modélisation et Simulation des Ecosystèmes*, Masson.
- [Davis, 1967] Davis, J.A., 1967. "Clustering and structural balance in graphs", *Human Relations*, vol. 20, pp.181-187.
- [De Angelis et Gross, 1992] De Angelis, D.L. et Gross, L.J., 1992. *Individual-based models and approaches in ecology: populations, communities, and ecosystems*, CRC Press.
- [Deffuant et al., 2000] Deffuant, G., Amblard, F., Ferrand, N., Gilbert, N. et Weisbuch, G., 2000. "Agent Based Simulation of Decision Process Mixing Rational Reasoning and Influences from Socio-Informational Networks: Case Studies of Agri-Environmental Measures Adoption by Farmers", dans *Proceedings of the Fifth International Conference on Social Science Methodology*, Cologne, Germany, october 2000, CD-ROM.
- [Deffuant, 2001] Deffuant, G., 2001. "Improving Agri-environmental Policies: A Simulation Approach to the Cognitive Properties of Farmers and Institutions", Final report of project FAIR 3 CT 2092. <<http://www.lisc.clermont.cemagref.fr/Images/Project/freport.pdf>>.
- [Deffuant et al., 2001] Deffuant, G., Neau, D., Amblard, F. et Weisbuch, G., 2001. « Mixing beliefs among interacting agents », *Advances in Complex Systems*, vol. 3, pp.87-98.
- [Deffuant et al., 2002a] Deffuant, G., Amblard, F., Weisbuch, G. et Faure, T., 2002. « How can extremism prevail? A study based on the relative agreement interaction model », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 5, n°4.
- [Deffuant et al., 2002b] Deffuant, G., Huet, S., Bousset, J.-P., Henriot, J., Amon, G. et Weisbuch, G., 2002. "Agent based simulation of organic farming conversion in Allier département", dans *Complexity and Ecosystem Management*, M.A.Janssen (ed.), Edward Elgar Publishers, pp.158-189.
- [Deffuant et al., 2002c] Deffuant, G., Weisbuch, G. et Amblard, F., 2002. "The Relative Agreement Model", *ExistenceThematic Institute, International Centre for Theoretical Physics*, Trieste, Italie, mai 2002.
- [Deffuant et al., 2003a] Deffuant, G., Amblard, F., Duboz, R. et Ramat, E., 2003. "Une démarche expérimentale pour la simulation individus-centrée", dans *Actes des 10èmes Journées de Rochebrune, rencontres interdisciplinaires sur les systèmes complexes naturels et artificiels, statut épistémologique de la simulation*, Rochebrune, France, janvier 2003, pp.45-64.
- [Deffuant et al., 2003b] Deffuant, G., Amblard, F., Weisbuch, G. et Faure, T., 2003. "Comment une majorité modérée bascule-t-elle dans l'extrémisme? Explication à partir du modèle d'attraction proportionnelle à l'accord relatif" dans *Actes de la 2ème Conférence Modèles Formels de l'Interaction (MFI'03)*, Lille, France, mai 2003, pp.71-80.
- [Deffuant et al., 2003c] Deffuant, G., Huet, S. et Amblard, F., 2003. "An individual-based model of innovation diffusion mixing social influence and rational anticipation", soumis à *American Journal of Sociology*.
- [Deffuant et al., 2003d] Deffuant, G., Weisbuch, G., Amblard, F. et Faure, T., 2003. "Simple is beautiful... and necessary", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 6, n°1.
- [De Matteis et Pagnutti, 1988] De Matteis, A. et Pagnutti, S., 1988. « Parallelization of random number generators and Long-Range correlations », *Numerical Mathematics*, vol.53, pp.595-608.
- [Demazeau, 1995] Demazeau, Y., 1995. "From interactions to collective behaviour in agent-based systems", dans *Proceedings of the 1995 European Conference on Cognitive Sciences*, Saint-Malo, France.

- [Deutsch et Gerard, 1955] Deutsch, M. et Gerard, H.B., 1955. „A study of normative and informational social influences upon individual judgment”, *Journal of Abnormal Social Psychology*, vol. 51, pp.629-636.
- [Diggle, 1983] Diggle, P.J., 1983. *Statistical analysis of spatial point patterns*, Academic Press : London.
- [Dittmer, 2001] Dittmer, J.C., 2001. “Consensus formation under bounded confidence”, *Nonlinear Analysis*, vol. 47, pp.4615-4621.
- [Doran et al., 1992] Doran, J., Palmer, M. et Gilbert, N., 1992. “The EOS Project : Modelling Upper Palaeolithic Social Change”, dans *Proceedings of the Simulating Societies Symposium*, Guilford, Angleterre, pp.31-47.
- [Doran, 1997] Doran, J.E., 1997. „From computer simulation to artificial societies”, *Transactions of the Society for Computer Simulation International*, vol. 14, pp.69-78.
- [Dorogovtsev et Mendes, 2000] Dorogovtsev, S.N. et Mendes, J.F.F., 2000. “Evolution of reference networks with aging”, *Physical Review E*, vol. 62, p.1842.
- [Drogoul, 1993] Drogoul, A., 1993. « De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes – Une étude de l’émergence de structures d’organisation dans les systèmes multi-agents », thèse de doctorat de l’Université Paris VI.
- [Drogoul et Ferber, 1994] Drogoul, A. et Ferber, J., 1994. “Multi-agent simulation as a tool for studying emergent processes in societies”, dans *Simulating Societies: The Computer Simulation of Social Phenomena*, J.E. Doran et N. Gilbert (eds.), UCL Press, pp.127-142.
- [Drogoul et al., 1995] Drogoul, A., Corbara, B. et Fresneau, D., 1995. “Manta: new experimental results on the emergence of (artificial) ant societies”, dans *Artificial Societies: The Computer Simulation of Social Life*, N.Gilbert et R.Conte (eds.), UCL Press.
- [Drogoul, 2000] Drogoul, A., 2000. « Systèmes multi-agents situés », Dossier d’habilitation à diriger des recherches, Université Pierre et Marie Curie, Paris.
- [Duboz et al., 2003a] Duboz, R., Amblard, F., Ramat, E., Deffuant, G. et Preux, P., "Individual-based model to enrich an aggregate model" dans *Proceedings of the Workshop Model-to-Model (M2M)*, Marseille, France, avril 2003, pp.57-64.
- [Duboz et al., 2003b] Duboz, R., Ramat, E., Preux, P., Amblard, F. et Deffuant, G., 2003. "Utiliser les modèles individus-centrés comme laboratoires virtuels pour identifier les paramètres d'un modèle agrégé" dans *Actes de la Quatrième conférence francophone de Modélisation et Simulation (MOSIM'03)*, Toulouse, France, avril 2003, pp.353-357.
- [Duffy, 2001] Duffy, J., 2001. « Learning to speculate : Experiments with artificial and real agents », *Journal of Economics Dynamics and Control*, vol. 25, pp.295-319.
- [Dumoulin, 2002] Dumoulin, N., 2002. “Modélisation d’une colonie de chauves-souris vampires en vue de réaliser une application ludo-éducative », mémoire de Maîtrise d’Informatique, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
- [Dupuy, 1994] Dupuy, J.-P., 1994. *Aux origines des sciences cognitives*. La Découverte.
- [Edwards, 1954] Edwards, W., 1954. “The theory of decision making”, *Psychological Bulletin*, pp.380-417.
- [Epstein et Axtell, 1996] Epstein, J. et Axtell, R., 1996. *Growing Artificial Societies, Social Science from the bottom up*, MIT Press.
- [Epstein, 2001] Epstein, J.M., 2001. “Learning to be thoughtless: social norms and individual computation”, *Computational Economics*, vol. 17, n°1.
- [Erdős et Rényi, 1960] Erdős, P. et Rényi, A., 1960. “On the evolution of random graphs”, *Publications of the Mathematics Institute of Hun-garian Academy of Science*, vol. 5, pp.17-61.
- [Faure et al., 2002] Faure, T., Deffuant, G., Weisbuch, G. et Amblard, F., 2002. "Dynamics on continuous opinions probability distribution dynamics: When does extremism prevail?", *International Conference SocioPhysics*, Bielefeld, Germany, juin 2002.
- [Ferber, 1995] Ferber, J., 1995. *Les systèmes Multi-agents, vers une intelligence collective*, InterEditions.
- [Ferber et Gutknecht, 1998] Ferber, J. et Gutknecht, O., 1998. “A Meta-Model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems”, dans *Proceedings of the 1998 International Conference on Multi-Agent Systems*.
- [Ferrand, 1997] Ferrand, N., 1997. « Modèles multi-agents pour l’aide à la décision et la négociation en aménagement du territoire », thèse de Doctorat en Informatique, Grenoble.
- [Festinger, 1957] Festinger, L., 1957. *A theory of cognitive dissonance*, Row Peterson.
- [Fishwick, 1993] Fishwick, P.A., 1993. “A Simulation Environment for Multimodelling”, *Discrete Event Dynamic Systems: Theory and applications*, vol. 3, n°1, pp.151-171.
- [Fishwick, 1995] Fishwick, P.A., 1995. *Simulation Model Design and Execution: Building Digital Worlds*, Prentice Hall.
- [Flache et Hegselmann, 2001] Flache, A. et Hegselmann, R., 2001. “Do Irregular Grids make a Difference? Relaxing the Spatial Regularity Assumption in Cellular Models of Social Dynamics”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 4, n°4.
- [Flood, 1958] Flood, M.M., 1958. « Some experimental games », *Management Science*, vol.5, pp.5-26.
- [Föllmer, 1974] Föllmer, H., 1974. “Random economies with many interacting agents”, *Journal of Mathematical Economics*, vol. 1, pp.51–62.

- [Fowler et Scott, 1997] Fowler, M. et Scott, K., 1997. *UML Distilled*. Addison-Wesley.
- [Franchesquin, 2001] Franchesquin, N., 2001. « Modélisation et simulation multi-agents d'écosystèmes anthropisés : une application à la gestion hydraulique en Grande Camargue », thèse de doctorat, Université d'Aix-Marseille III.
- [Franchesquin et Espinasse, 2001] Franchesquin, N. et Espinasse, B., 2001. « Modelling human decision making in the hydraulic management of the Camargue », dans *Proceedings of 13th SCS-European Simulation Symposium*, Marseille, France, octobre 2001, pp.860-863.
- [Franchesquin et al., 2003] Franchesquin, N., Espinasse, B. et Serment, J., 2003. « Coordination for contract Realization in the hydraulic Management of the Camargue », dans *Proceedings of the 4th Workshop on Agent-based Simulation*, Müller, J.-P. et Seidel, M.-M. (eds.), pp.40-48.
- [Franklin et Graesser, 1996] Franklin, S. et Graesser, A., 1996. « Is it an Agent, or just a Program?: A Taxonomy for Autonomous Agents », dans *Proceedings of the Third International Workshop on Agent Theories, Architectures, and Languages*, Springer-Verlag.
- [Fujimoto, 1990] Fujimoto, R., 1990. "Parallel Discrete-Event Simulation", *Communication of the ACM*, vol. 33, n°10, pp.31-53.
- [Galam, 1997] Galam, S., 1997. "Rational Group decision making: A random field Ising Model at T=0", *Physica A*, vol. 238, pp.66-80.
- [Galler, 1997] Galler, H.P., 1997. "Discrete-time and continuous time approaches to dynamic microsimulation reconsidered", Technical report n°13, NATSEM National Centre for Social and Economic Modelling.
- [Gamma et al., 1995] Gamma, E., Helm, R., Johnson, R. et Vlissides, J., 1995. *Design Pattern – Elements of Reusable Object-Oriented Software*. Addison-Wesley.
- [Gardner, 1970] Gardner, M., 1970. "Mathematical games: The fantastic combinations of John Conway's new solitaire game "life"", *Scientific American*, vol. 223, pp.120-123.
- [Gilbert, 1995] Gilbert, N., 1995. « Emergence in social simulation », dans *Artificial societies: The computer simulation of social life*, N.Gilbert et R.Conte (eds.), UCL Press.
- [Gilbert, 1997] Gilbert, N., 1997. "A simulation of the structure of academic science", *Sociological Research Online*, vol. 2, n°2.
- [Gilbert et Troitzsch, 1999] Gilbert, N. et Troitzsch, K., 1999. *Simulation for the social scientists*, Open University Press.
- [Gipps, 1986] Gipps, P.G., « The role of computer graphics in validating simulation models », *Mathematics and Computer in Simulation*, vol. 28, pp.285-289.
- [Goreaud, 2000] Goreaud, F., 2000. « Apports de l'analyse de la structure spatiale en forêt tempérée à l'étude et la modélisation des peuplements complexes », Thèse de doctorat, ENGREF.
- [Gourgand, 1984] Gourgand, M., 1984. « Outils logiciels pour l'évaluation des performances des systèmes informatiques », Thèse d'état, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II, France.
- [Granovetter, 1978] Granovetter, M., 1978. "Threshold models of collective behavior", *American Journal of Sociology*, vol. 83, pp.1360–1380.
- [Grimm, 1999] Grimm, V., 1999. "Ten years of individual-based modelling in ecology: what we have learned and what could we learn in the future?", *Ecological Modelling*, vol. 115, pp.129-148.
- [Hales, 2001] Hales, D., 2001. « Tag based Cooperation in Artificial Societies », Unpublished PhD Thesis. University of Essex, <http://www.davidhales.com/thesis/>
- [Han et Kamber, 2000] Han, J. et Kamber, M., 2000. *Data Mining : Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann Publishers.
- [Harding, 1990] Harding, A., 1990. "Dynamic microsimulation models: problems and prospects", Discussion Paper 48, Welfare State Programme, London School of Economics.
- [Harding, 1993] Harding, A., 1993. *Microsimulation and Public Policy*. Elsevier, Amsterdam.
- [Hare et Deadman, 2003] Hare, M. et Deadman, P., 2003. « Further towards a taxonomy of agent-based simulation models in environmental management », *Mathematics and Computers in Simulation*, vol.64, n°1, pp.25-40.
- [Hegselmann et Flache, 1998] Hegselmann, R. et Flache, A., 1998. « Understanding Complex Social Dynamics: A Plea For Cellular Automata Based Modelling », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.1, n°3.
- [Hegselmann et Krause, 2002] Hegselmann, R. et Krause, U., 2002. „Opinion Dynamics and Bounded Confidence Models, Analysis and Simulation”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 5, n°3.
- [Heider, 1946] Heider, F., 1946. "Attitudes and cognitive organization", *Journal of Psychology*, vol. 21, pp.107-112.
- [Heider, 1958] Heider, F., 1958. *The Psychology of Interpersonal Relations*. Wiley, New York.
- [Helbing et al., 2002] Helbing, D., Farkás, I., Molnár, P. et Vicsek, T., 2002. "Simulation of pedestrian crowds in normal and evacuation situations" dans *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, M.Schreckenberg et S.D.Sharma (eds.), Springer, Berlin, pp.21-58.
- [Hill, 1993] Hill, D., 1993. « Outils logiciels pour la modélisation par objets de systèmes complexes », Doctorat en Informatique de l'Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II.

- [Hill, 1995] Hill, D., 1995. « Verification and Validation of Ecosystems Simulation Models », dans *Proceedings of the SCS Summer Simulation Conference*, 24-26 Juillet, Ottawa, Canada, pp.176-182.
- [Hill, 1996] Hill D., 1996. *Object-Oriented Analysis and Simulation*, Addison-Wesley.
- [Hill et al., 1996] Hill, D., Mazel, C. et Coquillard, P., 1996. « Integrating V&V in the object-oriented life cycle of ecological modelling simulation projects », dans *Proceedings of the 8th SCS European Simulation Symposium*, 24-26 Octobre, Genova, Italie, Volume II, pp.21-25.
- [Hill, 2000] Hill, D.R.C., 2000. « Contribution à la modélisation de systèmes complexes, application à la simulation d'écosystèmes », Mémoire d'habilitation à diriger des recherches, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand.
- [Hill et al., 2000] Hill, D., Coquillard, P., Garcia, B., Traore, M.K., Mazel, C., Campos, A. et Thibault, T., 2000. « Multimodelling and Object-oriented Design Patterns Application to Bio-control Simulation » dans *Proceedings of 2000 Artificial Intelligence and Simulation*, Arizona, march 2000, pp.219-228.
- [Holland et Leinhardt, 1971] Holland, P.W. et Leinhardt, S., 1971. « Transitivity in structural models of small groups », *Comparative Group Studies*, vol. 2, pp.107-124.
- [Holland et Leinhardt, 1981] Holland, P.W. et Leinhardt, S., 1981. « An exponential family of probability distributions for directed graphs. » *Journal of the American Statistical Association*, vol. 76, pp.33-65.
- [Huberman et Glance, 1993] Huberman, B.A. et Glance, N.S., 1993. « Evolutionary Games and computer simulations » dans *Proceedings of the National Academy of Science*, vol. 90, pp.7716-7718.
- [Hummon et Doreian, 2003] Hummon, N.P. et Doreian, P., 2003. « Some dynamics of social balance processes: bringing Heider back into balance theory », *Social Networks*, vol. 25, pp.17-49.
- [Jackson, 2001] Jackson, M.O., 2001. « The Stability and Efficiency of Economic and Social Networks » dans *Models of the Formation of Networks and Groups*, B.Dutta et M.O.Jackson (eds.), Springer Verlag, Heidelberg.
- [Johnson, 1986] Johnson, E.C., 1986. « Structure and process: Agreement models for friendship formation », *Social Networks*, vol. 8, pp.257-306.
- [Joines et Roberts, 1998] Joines, J.A. et Roberts, S.D., 1998. « Object-oriented Simulation », dans *Handbook of Simulation*, J.Banks (ed.), John Wiley and Sons, pp.397-427.
- [Kirman, 1997] Kirman, A.P., 1997. « The Economy as an Interactive System », dans *The Economy as an Evolving Complex System II*, B.W.Arthur, B.W., E.Durlauf et D.E.Lane (eds.), Addison-Wesley.
- [Kirman, 1999] Kirman, A.P., 1999. « Aggregate Activity and Economic Organisation », *Revue européenne des sciences sociales*, vol. 37, n°113, pp.189-230.
- [Kleijnen, 1974] Kleijnen, J.P.C., 1974. *Statistical Techniques in Simulation Part 1*, Marcel Dekker.
- [Kleijnen, 1975] Kleijnen, J.P.C., 1975. *Statistical Techniques in Simulation: Part 2*, Marcel Dekker.
- [Kleijnen, 1987] Kleijnen, J.P.C., 1987. *Statistical tools for simulation practitioners*. Marcel Dekker Inc. Pub.
- [Kleijnen et Groenendaal, 1992] Kleijnen, J.P.C. et Groenendaal, W.V., 1992. *Simulation a Statistical Perspective*, Wiley.
- [Kleijnen, 1995] Kleijnen, J.P.C., 1995. « Verification and validation of simulation models », *European Journal of Operational Research*, vol.82, pp.145-162.
- [Klemm et al., 2003] Klemm, K., Eguiluz, V.M., Toral, R. et San Miguel, M., 2003. « Role of dimensionality in Axelrod's model for the dissemination of culture », *Physica A*, vol.327, pp.1-5.
- [Klimasauskas, 2002] Klimasauskas, C.C., 2002. „Not Knowing your Random Number Generator Could be costly: Random Generators - Why Are They Important”, *PCAI*, vol. 16, n°3, pp.50-56.
- [Kuhn, 1962] Kuhn, T., 1962. *The structure of scientific revolutions*. University of Chicago Press.
- [Laguna et al., 2003] Laguna, M.F., Abramson, G. et Zanette, D.H., 2003. « Vector opinion dynamics in a model for social influence », *Physica A*, vol. 329, pp.459-472.
- [Laslier, 1989] Laslier, J.F., 1989. „Diffusion d'information et évaluations séquentielles », *Economie Appliquée*, vol. 42, n°3, pp.155-170.
- [Latané et Nowak, 1997] Latané, B. et Nowak, A., 1997. « Self-organizing social systems: Necessary and sufficient conditions for the emergence of clustering, consolidation and continuing diversity » dans *Progress in Communication Sciences*, G.A.Barnett et F.J.Boster (eds.), pp.43-74.
- [Lawson et Park, 2000] Lawson, B.G. et Park, S., 2000. « Asynchronous time evolution in an artificial society mode », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 3, n°1.
- [L'Ecuyer, 1988] L'Ecuyer, P., 1988. « Efficient and portable combined random number generators », *Communications of the ACM*, vol.31, pp.742-749.
- [Legay, 1973] Legay, J.M., 1973. *La méthode des modèles, état actuel de la méthode expérimentale*, Informatique et Biosphère.
- [Legay, 1997] Legay, J.-M., 1997. *L'expérience et le modèle, Un discours sur la méthode*, INRA éditions.
- [Lifran et al., 1998] Lifran, R., Le Page, C., Bakam, I. et Bousquet, F., 1998. « Externalités de voisinage, communication entre agents et Pareto-optimalité, étude théorique par un SMA » dans *Actes du colloque SMAGET 1998*, pp.407-415.

- [Lindenberg, 1990] Lindenberg, S., 1990. "Homo Socio-o-economicus : The Emergence of a General Model of Man in the Social Sciences", *Journal of Institutional and Theoretical Economics*, vol. 146, pp.727-748.
- [Lindenberg, 1992] Lindenberg, S., 1992. „The method of decreasing abstraction”, dans *Rational Choice Theory: Advocacy and Critique*, J.S.C.T.J.Fararo (ed.), Sage Publications, pp.3-20.
- [Lomi et Larsen, 2001] Lomi, A. et Larsen, E.R., 2001. *Dynamics of organizations : Computational Modeling and Organization Theories*, MIT Press, Cambridge.
- [Magnin, 1996] Magnin, L., 1996. « Modélisation et simulation de l'environnement dans les systèmes multi-agents: application aux robots footballeurs », thèse de doctorat, Université Paris VI.
- [Mathevet et al., 2003] Mathevet, R., Bousquet, F., Le Page, C. et Antona, M., 2003. « Agent-based simulations of interactions between duck population, farming decisions and leasing of hunting rights in the Camargue (Southern France) », *Ecological Modelling*, in press.
- [Mathieu et al., 2000] Mathieu, P., Beaufils, B. et Delahaye, J.-P., 2000. «Studies on Dynamics in the Classical Iterated Prisoner's Dilemma with Few Strategies: Is There Any Chaos in the Pure Dilemma ?» dans *Proceedings of Artificial Evolution'99, LNCS 1829*, Springer-Verlag.
- [Meurisse et Vanbergue, 2001] Meurisse, T. et Vanbergue, D., 2001. «Et maintenant à qui le tour ? Aperçu de problématiques de conception de simulations multi-agents» dans *Actes du Colloque Agents logiciels, coopération, apprentissage et activité humaine, (ALCAA)*, Bayonne, France.
- [Michel et al., 2001] Michel, F., Ferber, J. et Gutknecht, O., 2001. «Generic Simulation Tools based on MAS Organization» in *Proceedings of Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World, 10th European Workshop on Multi-Agent Systems*, Annecy, Suisse, May 2001.
- [Milgram, 1967] Milgram, S., 1967. « The small world problem », *Psychology Today*, vol. 1, pp.61-67.
- [Minar et al., 1996] Minar, N., Burkhart, R., Langton, C. et Askenazi, M., 1996. « The Swarm simulation system, a toolkit for building multi-agent simulations », <http://www.santafe.edu/projects/swarm/overview/overview.html>
- [Mosler, 2002] Mosler, H.-J., 2002. „Multi agent simulations of social psychological theories: method, results, and applications”, dans *3rd Workshop on Agent Based Simulation*, C.Urban (ed.), SCS-European Publishing House, pp.24-31.
- [MRJean, 1997] MRJean, AFCET/AFIA, Groupe de travail "Collectif" IAD/SMA, 1997. « Emergence et SMA », dans *Actes des Journées Francophones de l'Intelligence Artificielle Distribuée et des Systèmes Multi-Agents*, Nice, pp.323-342.
- [Myerson, 1977] Myerson, R.B., 1977. "Graphs and Cooperation in Games", *Mathematics of Operations Research*, vol. 2, pp.225-229.
- [Nance, 1987] Nance, R.E., 1987. „The Conical Methodology: A Framework for Simulation Model Development”, dans *Proceedings of 1987 SCS Methodology & Validation*, pp.38-43.
- [Neau, 2000] Neau, D., 2000. « Révisions des croyances dans un système d'agents en interaction », Ecole polytechnique, Rapport d'option, <http://www.lps.fr/weisbuch/rapneau.ps>
- [Newcomb, 1968] Newcomb, T.M., 1968. "Interpersonal balance", dans *Theories of Cognitive Consistency: A Sourcebook*, R.P.Abelson et al. (eds.), Rand-McNally, Chicago, pp.28-51.
- [Nowak et Lewenstein, 1996] Nowak, A. et Lewenstein, M., 1996. "Modeling social change with cellular automata", dans *Modelling and Simulation in the Social Sciences from the Philosophy of Science Point of View*, R.Hegselmann (ed.), Kluwer, pp.249-286.
- [Nowak et Vallacher, 1998] Nowak, A. et Vallacher, R., 1998. *Dynamical social psychology*. Guilford Press, New York.
- [Odell, 2002] Odell, J., 2002. "Objects and Agents Compared", *Journal of Object Technology*, vol. 1, n°1.
- [Orcutt, 1957] Orcutt, G., 1957. "A new type of socio-economic system." *Review of Economics and Statistics*, vol.58, pp.773-797.
- [Ören, 1984] Ören, T.I., 1984. "Model-Based Activities: A Paradigm Shift", dans *Simulation and Model-Based Methodologies: An Integrative View*, T.I.Ören, B.P.Zeigler et M.S.Elsaz (eds.), Springer Verlag, New York, pp.3-40.
- [Orléan, 1995] Orléan, A., 1995. "Bayesian interactions and collective dynamics of opinions: Herd behavior and mimetic contagion", *Journal of Economic Behavior and Organizations*, vol. 28, pp.257-274.
- [Overstreet, 1982] Overstreet, C.M., 1982. "Model Specification and Analysis for Discrete Event Simulation", Ph.D, Dissertation, CS dept, Virginia Tech, Blacksburg.
- [Pavé, 1994] Pavé, A., 1994. *Modélisation en biologie et en écologie*. Aléas.
- [Popper, 1972] Popper, K., 1972. *The Objective Knowledge*. Oxford University Press.
- [Pree, 1994] Pree, W., 1994. *Design Patterns for Object-Oriented Software Development*, Addison-Wesley.
- [Prietula et al., 1998] Prietula, M.J., Carley, K.M. et Gasser, L., 1998. *Simulating Organizations, computational models of institutions and groups*. MIT Press.
- [Rao et Georgeff, 1991] Rao, A. et Georgeff, M., 1991. « Social Plans : Preliminary report », dans *Decentralized AI3- Proc. Of MAAMAW'91*, E.Werner et C.Castelfranchi (eds.), Elsevier North Holland, pp.127-146.

- [Reynolds, 1987] Reynolds, C.W., 1987. « Flocks, Herds and Schools : a distributed behavioral model », *Computer Graphics*, vol.21, n°4, pp.289-296.
- [Rousseau, 2003] Rousseau, L., 2003. « Comparaison de modèles de point de vue pour l'aide à la formulation de problèmes », thèse de doctorat, Université de Paris 7.
- [Rykiel, 1996] Rykiel, E.J., 1996. « Testing ecological models : The meaning of validation », *Ecological Modelling*, vol. 90, pp.229-244.
- [Sakoda, 1971] Sakoda, J.M., 1971. «The checkerboard model of social interactions», *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 1, pp.119-132.
- [Sarjoughian et Cellier, 2001] Sarjoughian, H.S. et Cellier, F.E., 2001. «Towards a Unified Foundation Simulation-Based Acquisition» dans *Discrete Event Modeling and Simulation Technologies: A Tapestry of Systems and AI-Based Theories and Methodologies*, H.S.Sarjoughian et F.E.Cellier (eds.), Springer Verlag, pp.1-14.
- [Savage, 1954] Savage, L.J., 1954. *Foundations of Statistics*, Dover books.
- [Schelling, 1960] Schelling, T., 1960. *The strategy of conflict*, Cambridge, Harvard University Press.
- [Schelling, 1971] Schelling, T., 1971. «Dynamic Models of Segregation», *Journal of Mathematical Sociology*, vol. 1, n°1, pp.143-186.
- [Schmidt-Lainé et Pavé, 2002] Schmidt-Lainé, C. et Pavé, A., 2002. « Environnement : modélisation et modèles pour comprendre, agir ou décider dans un contexte interdisciplinaire », *Nature, Sciences, Sociétés*, vol. 10, n°1, pp.5-25.
- [Schweitzer et Holyst, 2000] Schweitzer, F., Holyst, J., 2000. „Modelling Collective Opinion Formation by Means of Active Brownian Particles”, *European Physical Journal B*, vol. 15, n°4, pp.723-732
- [Shannon, 1986] Shannon, R.E., 1986. « The use of graphical models in model validation », dans *Proceedings of the 1986 Winter Simulation Conference*, pp.237-241.
- [Shapley et Scarf, 1974] Shapley, L.S. et Scarf, H., 1974. « On cores and indivisibility », *Journal of Mathematical Economics*, vol.1, pp.23-37.
- [Sichman, 1995] Sichman, J., 1995. «Du raisonnement social chez les agents. Une approche basée sur la théorie de la dépendance », Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble.
- [Sichman, 1998] Sichman, J.S., 1998. „DEPINT: Dependence-Based Coalition Formation in an Open Multi-Agent Scenario”, *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol. 1, n°2
- [Slikker et Van den Nouweland, 2001] Slikker, M. et van den Nouweland, A., 2001. «A One-stage Model of Link Formation and Payoff Division», *Games and Economic Behavior*, vol. 34, pp.153-175.
- [Snijders et van Duijn, 1997] Snijders, T.A.B. et Van Duijn, M.A.J., 1997. « Simulation for statistical inference in dynamic network models » dans *Simulating Social Phenomena*, R. Conte, Hegselmann, R. et Terna, P. (eds.), Springer, Berlin, pp.493-512.
- [Snijders, 2001] Snijders, T.A.B., 2001. « The statistical evaluation of social network dynamics », *Sociological Methodology*, vol. ; 31, pp.361-395.
- [Soorapanth et al., 2001] Soorapanth, S., Chick, S.E. et Koopman, J.S., 2001. «Simulation of Stochastic Infection Transmission Models Designed to Inform Water Treatment Decisions», dans *Proceedings of the 13th European Simulation Symposium*, Marseille, France, octobre 2001, SCS Publications, pp.517-521.
- [Soulié, 2001] Soulié, J.-C., 2001. « Vers une approche multi-environnements pour les agents », thèse de doctorat en Informatique, Université de la Réunion, 159p.
- [Stauffer et Meyer-Ortmanns, 2003] Stauffer, D. et Meyer-Ortmanns, H., 2003. « Simulation of Consensus Model of Deffuant et al. on a Barabasi-Albert network », *preprint*, cond-mat/0308231.
- [Stauffer et Sousa, 2003] Stauffer, D. et Sousa, A.O., 2003. « Discretized opinion dynamics of Deffuant on scale-free networks », *preprint*, cond-mat/0310243.
- [Stone, 1961] Stone, M., 1961. «The opinion pool», *Annals of Mathematics and Statistics*, vol. 32, pp.1339-1342.
- [Strogatz, 2001] Strogatz, S., 2001. «Exploring complex networks», *Nature*, vol. 410, pp.268-276.
- [Syrjakow et al., 2002] Syrjakow, M., Syrjakow, E. et Szczerbicka, H., 2002. «Towards a Component-Oriented Design of Modelling and Simulation Tools» dans *Proceedings of 2002 AI, Simulation and Planning in High Autonomy Systems*, F.J.Barros et N.Giambasi (eds.), pp.59-64.
- [Sznajd-Weron et Sznajd, 2000] Sznajd-Weron, K. et Sznajd, 2000. «Opinion Evolution in Closed Community», *Journal of Modern Physics C*, vol. 11, pp.1157-1166.
- [Takadama et al., 2003] Takadama, K., Suematsu, Y.L., Sugimoto, N., Nawa, N.E. et Shimohara, K., 2003. «Cross-Element Validation in Multiagent-based Simulation : Switching Learning Mechanisms in Agents », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, vol.6, n°4.
- [Tanguy, 1993] Tanguy, A., « Modélisation orientée objet des systèmes de production avec une approche transaction : résolution par des méthodes analytiques et par simulation », Thèse de doctorat en informatique de l'Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand II.
- [Toffoli et Margolus, 1987] Toffoli, T. et Margolus, N., 1987. *Cellular Automata Machines*, MIT Press.

- [Traore et Hill, 2001] Traore M.K., Hill D.R.C., 2001. "The use of Random Number Generation for stochastic distributed simulation: application to ecological modelling" dans *Proceedings of 13th SCS-European Simulation Symposium*, Marseille, France, octobre 2001, pp.555-559.
- [Travers, 1996] Travers, M.D., 1996. "Programming with agents: new metaphors for thinking about computation", PhD dissertation, MIT.
- [Troitzsch, 1997] Troitzsch, K.G., 1997. „Social science simulation - Origins, prospects, purposes”, dans *Simulating social phenomena*, R.Conte, R.Hegselmann et P.Tierna (eds.), Lecture Notes in Economics and Mathematical systems, Springer, pp.41-54.
- [Truffot, 2002] Truffot, J., 2002. « Réalisation d'une interface d'exploration de simulations en Java », Rapport de stage 2eme année, ISIMA, Clermont-Ferrand.
- [Tversky et Kahneman, 1981] Tversky A. et Kahneman, D., 1981. "The framing of decisions and the psychology of choice", *Science*, vol. 211.
- [Tversky et Kahneman, 1992] Tversky, A. et Kahneman, D., 1992. "Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty", *Journal of Risk and Uncertainty*, vol. 5, pp.297-323.
- [Urbig, 2003] Urbig, D., 2003. „Attitude Dynamics with limited verbalisation capabilities", *Journal of Artificial Societies and Social Simulations*, vol. 6, n°1.
- [Valente, 1995] Valente, T., 1995. *Network models of the diffusion of innovations*, Cresskill, NJ: Hampton.
- [Vanbergue et al., 2000] Vanbergue, D., Treuil, J.-P. et Drogoul, A., 2000. "Modelling urban phenomena with cellular automata", dans *Applications of Simulation to Social Science*, G.Ballot et G.Weisbuch (eds.), Hermès, pp.127-140.
- [Van Dyke Parunak et Odell, 2001] Van Dyke Parunak, H. et Odell, J., 2001. "Representing Social Structures in UML", dans *Agent-Oriented Software Engineering II*, M.J.Wooldridge, G.Weiss et P.Ciancarini (eds.), Springer, pp.1-16.
- [Varenne, 2003] Varenne, F., 2003. « La simulation informatique face à la « méthode des modèles ». Le cas de la croissance des plantes », *Nature Sciences Sociétés*, vol. 11, pp.16-28.
- [Von Bertalanffy, 1968] Von Bertalanffy, L., 1968. *General System Theory: Foundations, Development, Applications*, George Braziller, New York.
- [Von Neumann et Morgenstern, 1944] Von Neumann, J. et Morgenstern, O., 1944. *Theory of Games and Economic Behavior*, Princeton, New Jersey: Princeton University Press.
- [Von Neumann et Burks, 1966] Von Neumann, J. et Burks, A.W., 1966. *Theory of Self-reproducing Automata*, University of Illinois Press, Urbana, IL.
- [Wagner et al., 1996] Wagner, P., Freitas, C. et Wagner, F., 1996. "A New Paradigm for Visual Interactive Modelling and Simulation", dans *Proceedings of the 1996 8th European Simulation Symposium*, Genoa, Italy, pp.142-145.
- [Wasserman et Faust, 1994] Wasserman, S. et Faust, K., 1994. *Social Network Analysis, Methods and Applications*, Cambridge University Press.
- [Watts et Strogatz, 1998] Watts, D. et Strogatz, S.H., 1998. "Collective Dynamics of small world networks", *Nature*, vol. 393, pp.440.
- [Watts, 1999] Watts, D., 1999. *Small Worlds. The Dynamics of Networks between order and randomness*, Princeton University Press.
- [Weber, 1993] Weber, J., 1993. « Visualization : Seeing is Believing », *Byte Magazine*, vol. 18, n°4, pp.121-128.
- [Weisbuch, 1991] Weisbuch, G., 1991. *Complex systems dynamics*, Santa Fe Institute Publications.
- [Weisbuch et Boudjema, 1999] Weisbuch, G. et Boudjema, G., 1999. „Dynamical aspects in the adoption of agri-environmental measures", *Advances in Complex Systems*, vol. 2, pp.11-36.
- [Weisbuch et al., 2002a] Weisbuch, G., Deffuant, G., Amblard, F. et Nadal, J.-P., 2002. „Meet, discuss and segregate!", *Complexity*, vol. 7, n°3, pp.55-63.
- [Weisbuch et al., 2002b] Weisbuch, G., Deffuant, G., Amblard, F. et Nadal, J.-P., 2002. "Interacting Agents and Continuous Opinions Dynamics", *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, vol. 521, pp.225-242.
- [Weisbuch, 2003] Weisbuch, G., 2003. « Bounded confidence and Social networks », à paraître dans *European Physics Journal*.
- [Wolfram, 1986] Wolfram, S., 1986. *Theory and Applications of Cellular Automata*. World Scientist.
- [Wooldridge et Jennings, 1994] Wooldridge, M. et Jennings, N.R., 1994. "Towards a theory of cooperative problem solving" dans *Proceedings of the 6th European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World*, Y.Demazeau, J.P.Müller, et J.Perram (eds.), Odense, Denmark, August 1994, pp. 15-26.
- [Young, 1998] Young, P., 1998. *Individual Strategy and Social Structure: An Evolutionary Theory of Institutions*, Princeton University Press.
- [Zaller, 2002] Zaller, J.R., 2002. *The Nature and Origins of Mass Opinion*. Cambridge University Press.
- [Zeigler, 1976] Zeigler, B.P., 1976. *Theory of Modeling and Simulation*, Wiley Interscience, New York.
- [Zeigler, 1979] Zeigler, B.P., 1979. "Multi-level Multiformalism Modelling: An Ecosystem Example", dans *Theoretical Systems Ecology*, E.Halfton (ed.), Academic Press.

- [Zeigler, 1990] Zeigler, B.P., 1990. *O-O Simulation with hierarchical modular models: Intelligent agents and endomorphic systems*. Academic Press, London.
- [Zeigler et al., 2000] Zeigler, B.P., Praehofer, H. et Kim, T.G., 2000. *Theory of Modelling and Simulation: 2nd Ed.: Integrating Discrete Event and Continuous Complex Dynamic Systems*, Academic Press.