



HAL
open science

Apports de l'informatique et des mathématiques pour la modélisation en sciences humaines et sociales

Jean-Daniel Kant

► **To cite this version:**

Jean-Daniel Kant. Apports de l'informatique et des mathématiques pour la modélisation en sciences humaines et sociales. Mathématiques et Sciences Humaines, 2012, 197, pp.47-64. hal-01169977

HAL Id: hal-01169977

<https://hal.science/hal-01169977>

Submitted on 26 Apr 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

APPORTS DES MATHÉMATIQUES ET DE L'INFORMATIQUE POUR LA MODÉLISATION EN SCIENCES HUMAINES ET SOCIALES

Jean-Daniel KANT¹

RÉSUMÉ – *Si Jean-Pierre Barthélemy est connu pour ses travaux en mathématiques, il s'est très tôt investi dans le domaine des sciences cognitives, et notamment pour la modélisation des processus de décision humains, en combinant des approches mathématiques et informatiques. Dans cet article nous proposons de discuter plus généralement des apports des modèles mathématiques et informatiques pour la modélisation en Sciences humaines et sociales. Nous montrerons comment le couplage entre ces deux méthodes a été particulièrement fructueux dans le cas des travaux de Jean-Pierre Barthélemy qui, dans le cadre d'une approche anthropocentrée, a proposé toute une série de modèles pour le jugement et la décision, à la fois mathématiques et computationnels.*

MOTS CLÉS – Approche anthropocentrée, Décision, Modèle informatique, Modèle mathématique, Modélisation en Sciences humaines et sociales

SUMMARY – Studying the contributions of mathematics and computer science to modelling in Human and Social Sciences

Jean-Pierre Barthélemy is renowned for his contributions in mathematics, but he also early got involved in Cognitive Science, especially to model human decision processes. To do so, he combined mathematical models with computer techniques. In this paper, we first discuss the general issue of modeling in Human and Social Sciences, and how mathematics and computer science can contribute to it. We show then how it is possible to combine these two approaches, and how Jean-Pierre Barthélemy dit it in a very efficient and succesful way in the “JADAR” project in Brest, under the so-called “anthoprocetric” approach.

KEYWORDS – Anthropocentric systems, Computer model, Decision-making, Mathematical model, Modelling in Human and Social Sciences

1. INTRODUCTION

J'ai connu Jean-Pierre Barthélemy alors que j'étais étudiant en troisième année à l'ENST (maintenant Télécom ParisTech). Comme d'autres, je me posais de sérieuses questions quant à mon avenir, jusqu'à ce que découvre, grâce à Jean-Pierre, une nouvelle discipline, les Sciences cognitives. Une discipline de rêve, mêlant les sciences humaines, sociales, naturelles, physiques et mathématiques, dans le but de comprendre l'intelligence humaine, et dont je n'avais jamais soupçonné l'existence. Grâce à cette découverte, et à l'immense talent d'enseignant et de pédagogue de Jean-Pierre,

¹Laboratoire Informatique de Paris 6, Université Pierre et Marie Curie (UPMC-CNRS), 4 place Jussieu 75005 Paris, Jean-Daniel.Kant@lip6.fr

je fus rapidement convaincu de vouloir effectuer mes recherches dans ce domaine. Et c'est ainsi que je me retrouvai à Brest, pour faire ma thèse sur la modélisation des processus de catégorisation et de décision. Je reviendrai un peu plus loin sur ce projet et les travaux effectués par l'équipe de Jean-Pierre à Brest, dans les années 90.

Avant cela, j'aimerais préciser le propos principal de cet article. Il s'agit de la question centrale de la modélisation en Sciences humaines et sociales (SHS).

Jean-Pierre a beaucoup contribué à faire avancer cette question, grâce à ses travaux renommés en mathématiques discrètes : décision individuelle et collective, choix social, classification, etc. D'une façon peut-être moins nette, moins visible, il a également abordé ces sujets à l'angle des sciences cognitives, et utilisé l'informatique pour mettre en œuvre ses modèles mathématiques, en mettant l'accent sur le *paradigme du traitement de l'information* [Lindsay, Norman, 1980].

Ceux qui le connaissent savent qu'il entretenait un rapport parfois sulfureux avec l'informatique et surtout les informaticiens. Suivant son irrésistible goût pour la provocation, il n'hésitait pas par exemple à fustiger les dérives de l'Intelligence artificielle, ces « artificiers de l'intelligence qui passent leur temps à réinventer (mal) la roue ». Ce qui ne l'empêchait pas d'être ouvert à de nombreuses approches computationnelles, y compris celles qui sortaient du champ de ses préoccupations directes (je pense à l'apprentissage, au connexionisme par exemple).

C'est sur cet apparent paradoxe que je propose, dans cet article, de partir pour discuter les relations entre mathématiques et informatique pour modéliser les comportements humains, individuels et sociaux. En Section 1, je propose de définir ce qu'on peut entendre par modèle mathématique et modèle informatique, pour les SHS, et étudier, en Section 2, quelques différences et en Section 3 des complémentarités. J'illustrerai ensuite cette analyse par le projet réalisé à Brest autour de la décision, JADAR, très emblématique de l'approche proposée par Jean-Pierre Barthélemy en sciences cognitives, avant de conclure.

2. MODÈLE MATHÉMATIQUE ET MODÈLE INFORMATIQUE POUR LES SHS

Le thème principal de cet article est la modélisation pour les SHS, c'est-à-dire la compréhension des comportements humains à l'aide de modèles. La notion de *modèle* fait l'objet de nombreuses définitions, notamment selon la discipline concernée, e.g. [Armatte, 2005]. De façon très générale, un modèle cherche (1) à rendre intelligible un phénomène perçu comme complexe, et/ou (2) rendre possible l'expérimentation, la simulation et la prédiction. Ce double usage, comme figuration (e.g. sous forme de lois) d'une certaine réalité et schéma directeur pour son étude, est caractéristique du modèle dans les sciences modernes. Par ailleurs, un modèle est toujours une simplification de la réalité, et s'inscrit toujours dans un but, une certaine problématique. Comme le souligne Minsky, un modèle d'un objet A est ce qui permet à un observateur B de poser des questions qui l'intéressent sur A [Minsky, 1965]. On voit ici se dégager la notion d'utilité d'un modèle : nous apprenons quelque chose sur le système étudié.

Au-delà de ces définitions générales, qui sont d'ailleurs loin d'être exhaustives, nous commençons par discuter des spécificités des SHS, afin de dégager quelques contraintes à satisfaire pour un modèle en SHS.

2.1. DIFFICULTÉS INHÉRENTES À LA RECHERCHE EN SHS

Quelles sont les particularités des SHS, en quoi diffèrent-elles des autres sciences ? Avec Dépelteau [2010, p. 78-93], on peut en proposer quatre principales :

2.1.1. Complexité

Une première caractéristique fondamentale des SHS vient de la grande complexité des phénomènes humains. À l'instar de certains systèmes naturels (e.g. climat, Terre,...) les êtres humains sont des *systèmes complexes*. Un système complexe est composé d'un grand nombre d'éléments hétérogènes en interaction. Il se caractérise par son imprévisibilité, c'est-à-dire l'absence d'un déterminisme latent qui permettrait de prédire par le calcul l'avenir du système.

La complexité du phénomène entraîne celle du modèle qui cherche à en rendre compte, et en limite les pouvoirs explicatifs et prédictifs. Par ailleurs, il ne faut pas confondre les systèmes complexes et les systèmes compliqués : un système compliqué peut se ramener à un système plus simple (« comme un écheveau embrouillé en un nœud de marin » [Morin, 1977, p. 377]), tandis que ce n'est pas possible avec un système complexe : « La complexité est à la base » (*op. cit.*).

Ainsi comme l'explique Edgar Morin [2005, p. 48-51], la complexité est d'abord une question de quantité: grand nombre d'éléments imbriqués, grande hétérogénéité dans le système, beaucoup de rétroactions. C'est le cas de tout système auto-organisateur vivant, de la cellule au cerveau. Mais la complexité concerne aussi le *hasard*, les incertitudes, l'imprévisibilité du système. Elle implique également de comprendre de nombreux niveaux d'interprétation, de lecture, que l'on doit considérer tous ensemble afin d'éviter toute simplification à outrance et de passer à côté des phénomènes fondamentaux. Ainsi, l'étude de l'être humain vu comme système (hyper)complexe implique la considération de toutes ses dimensions ensemble : physiologique, psychologique, sociologique, culturelle, historique, anthropologique, etc. Dans la pratique, c'est bien sûr impossible, il faut donc construire des modèles de complexité croissante, comme le résume Jean-Louis Le Moigne :

Un système compliqué, on peut le simplifier pour découvrir son intelligibilité. Un système complexe, on doit le modéliser pour construire son intelligibilité.

[Le Moigne, 1990, p. 11]

Bien entendu, d'autres sciences comme la physique comportent des systèmes complexes, mais les SHS ont cette particularité que la complexité est à la base et partout.

2.1.2. Sujet et Objet

En sciences de la Nature, le sujet (e.g. le chercheur) et l'objet (les plantes, les animaux, les étoiles, ...) sont de nature différente. En SHS, le sujet et l'objet sont

humains tous les deux. Il est donc plus difficile de faire preuve de l'objectivité qui est à la base de toute démarche scientifique, de faire preuve de neutralité, de faire abstraction de ses opinions, croyances, culture, religion, etc. Pour répondre à cette difficulté, Max Weber a proposé aux chercheurs en sciences humaines de respecter ce qu'il appelle une *neutralité axiologique* [Weber, 1965]. Il s'agit de distinguer ce qui relève des faits empiriques du jugement que peut effectuer le savant sur ces faits. Tout jugement de valeur ne doit donc pas interférer dans l'activité scientifique. Cependant, cela ne signifie pas que le savant ne puisse pas exprimer d'opinion [Kalinowski, 2011].

La neutralité axiologique est un idéal qui n'est pas toujours facile d'atteindre. Nous pouvons en toute bonne foi être persuadé de notre objectivité, mais nous avérer en fait être biaisé par nos opinions et nos valeurs. Il faut donc essayer de se rapprocher le plus possible de cet idéal et être conscient de cette difficulté.

2.1.3. *Liberté, lois scientifiques et déterminisme*

Une autre caractéristique de l'être humain, du moins quand il n'est pas contraint ou emprisonné, est sa liberté. Cette liberté *individuelle* s'oppose *a priori* à l'universalité, ce mécanisme fondamental de production scientifique qui consiste à chercher des lois, des mécanismes généraux qui sont censés s'appliquer à n'importe quel être humain. Citons par exemple la loi de l'offre et de la demande en économie, ou la loi de l'imitation chère à Gabriel Tarde [1890] qui fait du processus d'imitation le constructeur fondamental des faits sociaux. Le problème, c'est que si l'humain est libre, il est en particulier libre de ne pas suivre les lois des modèles, qui apparaissent ainsi comme des cadres trop normatifs, car trop généraux [Dépelteau, 2010, p. 87].

2.1.4. *L'importance des finalités*

Une quatrième caractéristique des comportements humains est celle de l'importance de ces finalités, le plus souvent conscientes, qui conditionnent les actions humaines. Les humains agissent le plus souvent selon un but précis et en ont conscience, contrairement aux autres systèmes vivants ou inertes. Dès lors, il convient d'ajouter une démarche *herméneutique* à la méthodologie scientifique, en mettant l'accent sur la *compréhension* plus que sur l'explication [Dépelteau, 2010, p. 91]. En effet, tandis qu'un modèle explicatif cherchera à établir des liens de causalités, la compréhension visera à intégrer, en plus de ces liens, *l'étude du sens* de l'action produite : quels buts, quel contexte (culturel, idéologique, historique, économique, ...), etc. ? Remarquons au passage que cette exigence de privilégier la compréhension à la (simple) explication rejoint tout à fait la prise en compte de la complexité énoncée plus haut, l'explication de simples causalités ne suffisant pas pour construire l'intelligibilité d'un système complexe.

En résumé, la présentation de ces quatre dimensions importantes, qui caractérisent les systèmes humains (individuels et collectifs), fournit une liste de *contraintes*, de spécifications qu'un modèle en SHS se doit de satisfaire autant que possible. Dans la suite de cet article, nous présenterons brièvement les modèles mathématiques et informatiques pour les SHS, puis nous les comparerons, notamment à travers les quatre contraintes que nous venons de présenter.

2.2. MODÈLE MATHÉMATIQUE

Le modèle mathématique tient une place particulière, pour ne pas dire prépondérante, en sciences. Issu des sciences physiques, il vise à représenter un système réel par un système formel (e.g. système d'équations) [Armatte, 2005, p. 93]. Ces approches ont connu un vif succès dans les SHS, par exemple en économie, où l'économie mathématique domine les théories actuelles.

La mathématisation des sciences est, de fait, indissociable des sciences modernes. Elle est vue comme un moyen de transcrire les lois abstraites et générales de la nature, et notamment les liens de causalités. Certains vont plus loin et affirment, comme les membres du Cercle de Vienne, que les mathématiques – et au tout premier plan l'analyse logique – permettra de réaliser cet indispensable « travail d'épuration de la science de ses 'amalgames métaphysiques' » [Armatte, 2005, p. 98]. De même, des sociologues comme R. Boudon voient dans les mathématiques un moyen de rendre les modèles en SHS plus rigoureux [Boudon, 2011]. Une autre qualité des mathématiques est soulignée par J. Petitot : « l'étonnante puissance de la reconstruction mathématique en physique », permettant de reproduire toute une classe de phénomènes à partir seulement de quelques principes et concepts modélisés par un ensemble d'équations [Petitot, 1998]. On est alors tenté d'appliquer aux SHS cette puissance reconstructrice des mathématiques, comme dans le programme morphodynamique de Thom et Petitot qui met l'accent, entre autres, sur la forme et la structure (*op. cit.*).

La question qui se pose alors est de savoir si un modèle mathématique peut satisfaire les contraintes énoncées en 2.1. Une autre question, fortement liée à la première, concerne le rapport d'un modèle au réel, de manière à articuler les approches théorique, formelle et quantifiée: c'est en effet le modèle qui permet de faire le lien entre les objets formels et les éléments empiriques.

Concernant la complexité, il y a un paradoxe à vouloir la modéliser avec un nombre fini – souvent faible – d'équations. S'il s'agit d'un système déterministe, on est dans la complication. Mais même s'il s'agit de modèle non déterministe, capable d'engendrer jusqu'au chaos, n'y-a-t-il pas là, dans le cas de la complexité des comportements humains, un risque de *réductionnisme (naturaliste)*², qui échouerait à rendre compte de la complexité pleine et totale ?

Par ailleurs, le modèle mathématique est le plus souvent associé à une approche *normative*, produisant un comportement idéal à l'aide de lois générales. C'est le cas, par exemple, des modèles globaux qui représentent un individu moyen, censé être représentatif, comme on en trouve par exemple souvent en économie (y compris en microéconomie). Cette approche commence à être critiquée par de nombreux économistes [Fullbrook, 2004], tant pour son manque de fondement empirique que pour sa totale incapacité à prédire les crises actuelles, voire – ce qui est plus grave – son impuissance à offrir un discours pertinent sur ces crises. Au-delà de l'économie, l'approche normative se heurte aux libertés individuelles et finalités des sujets humains, comme nous l'avons rappelé ci-dessus (2.1.3. et 2.1.4.).

²La question du naturalisme dans les sciences sociales est vaste, et dépasse largement le cadre de cet article. On pourra par exemple consulter les actes d'un colloque récent consacré à ce sujet [Bronner, Sauvayre, 2010].

2.3. MODÈLE INFORMATIQUE

Tout d'abord, qu'est-ce qu'un modèle informatique, comment le définir ? Un modèle informatique vise à représenter un système à l'aide des outils issus de l'informatique. Plus précisément, le modèle va décrire :

1. les *entités* atomiques qui composent le système (e.g. les acteurs)
2. les *données* que s'échangent ces entités (information, connaissances, ...)
3. les *processus de traitement* de ces données (e.g. interprétation, raisonnement, décision, ...)
4. les flux, les *échanges d'information*, entre les entités.

On constate l'importance des processus de traitement de l'information, comme c'est le cas dans le cognitivisme, ce qui n'est guère surprenant étant donné que ce dernier est précisément fondé sur une métaphore computiste. Le modèle informatique met généralement l'accent sur les *comportements*, qu'il faut en quelque sorte expliciter puisqu'ils seront programmés (il faut bien dire à la machine ce qu'elle doit exécuter). Cela a une conséquence forte sur la modélisation : par exemple, si on modélise un groupe de sujets humains, il faudra détailler leur façon de raisonner, décider, etc. Lorsque l'on s'intéresse à un *comportement collectif*, ce sont alors les interactions qu'il faut préciser, interactions qui seront les conditions nécessaires pour faire émerger des structures sociales. Cette capacité d'*émergence d'une structure sociale* à partir d'individus en interactions est une qualité majeure des systèmes d'agents en interaction (multi-agents) et explique le succès de ces méthodes dans les sciences sociales [Gilbert, Troitzsch, 2005].

Un autre point caractéristique du modèle informatique est l'importance de l'*expérimentation in silico* : à partir d'un modèle, éventuellement sommaire, on engendre des données simulées, on manipule les paramètres et on analyse les résultats, afin d'enrichir progressivement le modèle. On parle alors de *modélisation par simulation*. Dans le cas des systèmes complexes, cette approche qui construit ainsi des expériences fictives apparaît comme une alternative possible quand les approches classiques (hypothético-déductives ou expérimentales *in vivo*) ne fonctionnent pas. On peut également utiliser des modèles informatiques pour simuler des phénomènes avec l'exigence d'un certain *réalisme*, ce qui veut dire qu'on doit se confronter à des données réelles. Il existe pour cela de nombreuses techniques, souvent issues de l'optimisation combinatoire, pour calibrer les paramètres d'un modèle informatique sur des données. Dans le cas des modèles à agents, une difficulté supplémentaire provient du nombre généralement important de paramètres et de la richesse des interactions possibles [Windrum *et al.*, 2007].

Avant de comparer les deux types de modèles, commençons par discuter un argument qui pourrait conduire à penser que cette comparaison est sans objet, et donc cet article. L'argument est le suivant : étant donnée la thèse de Church-Turing [Kleene, 1967], toute fonction calculable est une fonction générale récursive, et comme (par théorème) toute fonction récursive est équivalente à une machine de Turing, alors toute fonction calculable (tout algorithme) peut être calculée par une

machine de Turing, ou une fonction récursive, et donc parfaitement décrite par le lambda calcul. Tout programme informatique a ainsi sa traduction dans un système mathématique sous-jacent, et il y a donc une équivalence entre les deux classes de modèle. Dès lors, à quoi bon les comparer ? À cela, on peut voir au moins deux objections.

La première est que la thèse de Church-Turing n'est qu'une thèse, et n'est pas prouvée dans tous les cas. Si plusieurs modèles successifs de calcul se sont avérés équivalents à une machine de Turing, on sait qu'il existe cependant des fonctions non calculables par une machine de Turing (e.g. fonction d'arrêt) [Copeland, 2003]. Par ailleurs, comme le souligne Copeland, la thèse de Church-Turing a été mal interprétée, notamment par les philosophes cognitivistes comme Fodor, Churchland (et même Searle qui s'opposait à Fodor). Turing n'a jamais *prouvé* que n'importe quel programme calculé par n'importe quelle machine pouvait être calculé par une machine de Turing universelle, et, par ailleurs, sa thèse ne portait pas sur n'importe quel programme mais uniquement sur ce qui peut être décrit par des règles mécaniques, des instructions exécutées mécaniquement, pas à pas (*op. cit.*).

Deuxièmement, même à supposer que la thèse soit vraie, voire que tout programme puisse être rendu équivalent à un formalisme mathématique : qu'est-ce qui en découlerait du point de vue de la modélisation ? Une équivalence n'est pas une identité. Ce n'est pas parce qu'on peut traduire la musique en une suite de notes écrites et réciproquement qu'il est équivalent pour un compositeur d'utiliser son piano ou de composer à la main en écrivant directement les notes. Il en est de même pour la modélisation : suivant le problème à modéliser et le contexte de celui-ci, suivant ses affinités, son intuition, ses objectifs, le modélisateur sera enclin à choisir l'un ou l'autre type de modèles, ou à combiner les deux, comme nous allons le voir dans les sections suivantes.

3. COMPARAISON DES DEUX APPROCHES POUR LES SHS

La question de comparer les modèles mathématique et informatique pour les SHS est difficile et vaste, et nous ne prétendons pas vouloir la traiter totalement ici.

Commençons par un premier constat : les deux approches opèrent d'une façon très différente s'agissant de produire des résultats. Les approches computationnelles opèrent en général sur un *mode vertical montant (bottom-up)*, faisant émerger des structures, des comportements à partir d'entités élémentaires: par exemple, le passage d'éléments sub-symboliques aux symboles, de règles heuristiques à des décisions, de comportements individuels (agents) à des comportements sociaux, etc. Dans l'approche mathématique, on procède en général sur un *mode horizontal*, en cherchant à mesurer des variables et des relations entre ces variables (e.g. corrélations, causalités, ...).

Il existe d'autres différences sur la façon de modéliser un système et pour les illustrer nous allons prendre l'exemple de l'économie. L'approche dominante en économie est celle de l'économie néoclassique³ qui utilise essentiellement les mathématiques pour produire ses modèles et théories. Les principes de base sont ceux d'un

³dont Robert Lucas et Thomas Sargent ont été les chefs de file.

agent représentatif, omniscient, à la rationalité quasi illimitée (capable d’optimiser une utilité, d’anticipations rationnelles à l’infini). Le marché se représente par un vecteur de prix et un équilibre uniques. Il est efficient, auto-organisé par une « main invisible ».

L’approche néoclassique, quoique dominante, n’est pas exempte de critiques, de nombreux mouvements d’économistes se sont formés pour remettre en cause les hypothèses trop fortes et irréalistes [Fullbrook, 2004]. D’autres (dont les prix Nobel Joseph Stiglitz et Paul Krugman) ont remarqué que, malgré sa sophistication mathématique, elle avait été incapable de prédire la crise financière de 2008 (et les suivantes), appelant ainsi à de nouvelles approches.

Parmi ces nouvelles approches, venant de l’informatique, il y a les modèles à agents, qui fournissent le cadre d’une discipline nouvelle, l’économie computationnelle à base d’agents [Tesfatsion, 2002, 2006]. Il s’agit de *systèmes multi-agents* (SMA), composés d’agents⁴ informatiques en interaction, et utilisés pour reproduire et expliquer les faits économiques.

On peut alors essayer de comparer, pour l’économie, les approches mathématiques usuellement employées et les approches à base d’agents. Cette comparaison est résumée dans le Tableau 1 ci-dessous.

	Mathématique	Informatique (agents)
<i>Information</i>	globale (omniscience)	locale, réseaux, ...
<i>Contrôle</i>	centralisé (agent représentatif)	distribué
<i>Représentation</i>	fonctions de variables numériques, équations	variée : variables, structures, objets, processus...
<i>Décision</i>	néoclassique : optimisation d’une utilité sous contraintes ; anticipations rationnelles (infinies), ...	approche cognitive, comportements variés (e.g. rationalité limitée, ...)
<i>Marché</i>	Arrow-Debreu: vecteur de prix unique ; équilibre unique	Décentralisé : prix hétérogènes ; équilibres multiples ou pas d’équilibre
<i>Auto-organisation</i>	marché efficient (main invisible)	par interactions (explicites), émergence, imperfections

Table 1. Comparaison entre les deux approches pour l’économie

Comme on le voit, les deux types de modèle s’opposent assez radicalement sur tous les points. On peut alors se demander comment les départager.

Une première façon de le faire est de reprendre l’ensemble des contraintes inhérentes aux SHS que tout modèle doit satisfaire (cf. Section 2.1. ci-dessus). Concernant la *complexité*, on a vu l’importance des interactions, de l’auto-organisation pouvant faire émerger une grande variété de structures imprévisibles. Par rapport au modèle mathématique convergeant vers un équilibre unique, calculable analy-

⁴Un agent informatique [Ferber, 1995] est une entité autonome et proactive. Il communique avec d’autres agents (par exemple par envoi de messages), est mû par des tendances (*drives*), en fonction d’objectifs, et de sa satisfaction. L’agent possède des ressources et compétences propres, et peut offrir des services. Il est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement, et ne dispose que d’une représentation partielle de cet environnement. Enfin il possède des capacités d’adaptation (apprentissage).

tiquement⁵, l'approche agents semble mieux susceptible de prendre en compte la complexité et ceci à deux niveaux. Au niveau de la modélisation des comportements individuels, la flexibilité de la modélisation et de la programmation autorise des processus de l'information très variés, d'un simple processus réactif (stimulus → réponse) aux architectures cognitives les plus complexes, comme l'architecture BDI (*Belief-Desire-Intention*) détaillée ci-dessous. Par ailleurs, concernant l'émergence, les modèles de type agents peuvent converger vers toute sorte d'équilibre (unique, multiples), voire ne pas converger du tout, car il n'est pas du tout sûr que les équilibres tels que prescrits par la théorie économique standard existent réellement dans la nature [Fullbrook, 2004].

Un autre point qui concerne la complexité est de constater qu'en SHS, nous avons affaire à des systèmes complexes *adaptatifs*, c'est-à-dire des systèmes qui apprennent, ont une mémoire, et s'adaptent, changeant par là même la nature du système initial. Ainsi, même si on arrivait à écrire les équations d'évolution temporelle des systèmes économiques, ces équations devraient changer lentement dans le temps, ce qui n'est pas possible en restant dans le strict cadre du modèle mathématique. En revanche, on peut faire appel, pour modéliser l'adaptation, à des *méthodes d'apprentissage automatique*. Ce sont des algorithmes, issus pour la plupart de l'intelligence artificielle, et sont donc des modèles informatiques, même s'ils font appel souvent à des théories mathématiques (e.g. modèles markoviens en apprentissage statistique). On peut parler dans ce cas de couplage fort entre informatique et mathématique (cf. Section 4.3. ci-dessous). Par ailleurs, il existe des modèles d'apprentissage qui ne font pas appel aux mathématiques et sont purement heuristiques dans leur fonctionnement, ce qui n'empêche pas de pouvoir analyser leur fonctionnement ou leurs sorties à l'aide d'outils mathématiques (e.g. le réseau connexionniste Categ_ART qui produit des règles de décision interprétables sous forme polynomiale, cf. Section 4.4.4. plus loin).

Concernant le problème de l'homologie entre *sujet et objet*, entraînant le besoin d'une neutralité axologique, des techniques de *simulation participative* existent, dans lesquelles un sujet humain interagit directement avec le modèle en jouant son propre rôle [Barreteau *et al.*, 2010]. Cette méthode – dite d'accompagnement (*companion modelling*) – permet de respecter au mieux le point de vue des acteurs sociaux, et le modélisateur observe alors une position plus neutre que dans les approches classiques.

Concernant la *liberté* humaine, le fait de ne pas nécessairement suivre les modèles et les lois imaginés par les scientifiques est inéluctable, quelle que soit l'approche. Cependant, lorsque l'on adopte une *approche normative*, dans laquelle le modèle représente un monde idéal à atteindre, entraînant alors un écart entre le modèle et la réalité (ce qui est souvent le cas en économie mathématique, avec par exem-

⁵On objectera, avec raison, qu'on peut à l'aide d'équations très simples, comme l'équation logistique, faire émerger des équilibres nettement plus complexes, allant jusqu'au chaos. Cependant, l'application de la théorie du chaos est encore sujette à caution, il n'est pas évident que le chaos soit présent dans les phénomènes sociaux ou économique, même s'il semble pouvoir être exhibé en finance [Oxley, George, 2007]. Et quand bien même le chaos serait exhibé, qu'est-ce que cela nous apporte pour comprendre le phénomène considéré (à part le fait qu'il soit non déterministe) ? Cela reste, nous semble-t-il, une question ouverte.

ple le modèle déjà cité de l'*homo œconomicus* aux anticipations rationnelles). Le risque est alors grand de se heurter à la liberté humaine, contrairement à une *approche descriptive*, où le modèle est construit pour représenter, rendre compte de données et comportements observés. En économétrie, branche de l'économie qui vise par définition une certaine descriptivité, on a proposé des mécanismes sophistiqués pour vérifier le plus rigoureusement possible la validité de causalités et de corrélations [Armatte, 2005]. Cependant, comme le souligne Armatte, la modélisation économétrique actuelle a intégré les principes de rationalité et d'optimisation issus de la théorie néoclassique, ce qui nous porte à penser qu'elle tend – *de facto* – vers le normatif.

Concernant enfin l'importance des *finalités*, la modélisation des buts et du sens est une question difficile. En mathématiques, on peut l'aborder avec des modèles logiques, à travers la sémantique des modèles. Concernant la prise en compte des buts, une approche a été proposée à partir des idées de Bratman sur le raisonnement pratique (*practical reasoning*) [Bratman, 1987], visant à reproduire une forme de raisonnement humain dans des agents artificiels, raisonnement orienté par des buts à atteindre. Elle a conduit à un modèle d'agent cognitif très utilisé en SMA, le modèle BDI : à partir des croyances sur l'environnement (B), l'agent produit ses buts (D) et passe à l'acte grâce aux intentions (I) qui représentent ce que l'agent s'engage à accomplir. Les intentions sont structurées en plans, suite temporelle d'actions pour atteindre un but. Cet aspect temporel a conduit plusieurs auteurs à formaliser le modèle BDI à l'aide de logiques temporelles, linéaire du premier ordre [Cohen, 1990], ou non linéaire, intégrant une sémantique de mondes possibles [Rao, Georgeff, 1991]. On voit ici un exemple de coopération entre un modèle informatique d'agent cognitif (BDI) et son équivalent mathématique (logique), la formalisation ayant permis d'étendre considérablement les possibilités des agents de type BDI pour les SMA.

Nous proposons de discuter plus généralement des coopérations entre les approches mathématique et informatique pour les SHS dans la section suivante.

4. COOPÉRATION ENTRE LES DEUX APPROCHES

Il existe plusieurs façons de faire co-exister la modélisation mathématique et la modélisation informatique. Nous allons en distinguer trois principalement, ordonnées par degré de couplage.

4.1. COUPLAGE FAIBLE : L'INFORMATICIEN PROGRAMMEUR (MODE SÉQUENTIEL)

Il s'agit de l'exemple le plus courant, où la modélisation se fait exclusivement sous forme mathématique, et l'informatique sert à programmer le modèle, le calculer, le simuler pour produire les résultats et les analyser. Cette configuration est résumée par la Figure 1 ci-dessous, où les mathématiques puis l'informatique sont utilisées séquentiellement.

Les tâches dévolues à chaque approche sont bien séparées, le primat est donné aux mathématiques pour la modélisation, l'informatique est ici utilisée pour ses seules

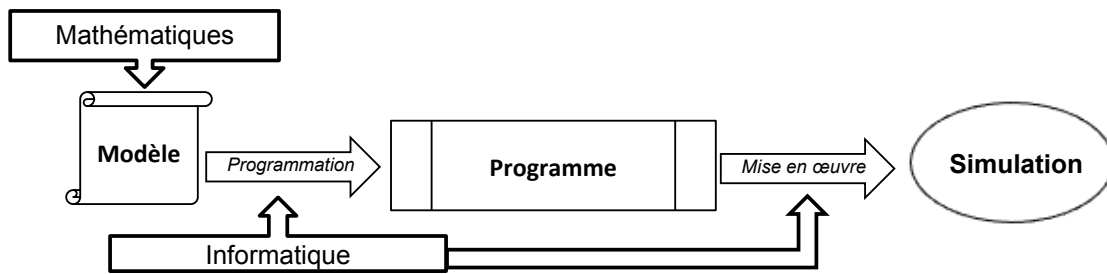


FIGURE 1. Couplage faible : mode séquentiel

capacités de calcul. On trouve de nombreux exemples de ce couplage en SHS, où la simulation numérique d'équations est très présente, que cela soit en économie (e.g. [Cahuc, Carcillo, 2006]), en sociologie (e.g. dynamique des opinions [Hegselmann, Krause, 2002]), en démographie (e.g. dynamique des populations [Marchetti *et al.*, 1996]), etc.

4.2. COUPLAGE MOYEN : MODE PARALLÈLE

Dans cette situation, décrite par la Figure 2 ci-dessous, il s'agit cette fois-ci de jouer sur les complémentarités naturelles entre les deux approches, tout en donnant un primat à l'informatique pour la modélisation. On cherche donc à produire un modèle computationnel, mais on utilise les mathématiques pour aider à y parvenir. Concrètement cette aide peut consister à :

1. calibrer le modèle sur des données (optimisation), à le valider par estimation (e.g. analyses statistiques);
2. aider à la modélisation en proposant un modèle normatif simplifié (e.g. modèle agrégé) qui servira à :
 - étudier certaines dynamiques, effets de paramètres;
 - proposer un comportement « idéal » de référence;
 - prédire le comportement du modèle final, ses propriétés.

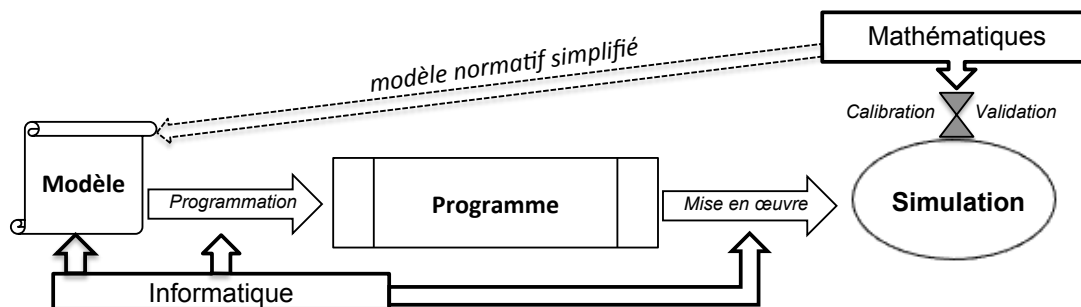


FIGURE 2. Couplage moyen : mode parallèle

Concernant le premier point, on retrouve les méthodes assez classiques de *validation*, qui font appel aux mathématiques pour calibrer et analyser statistiquement un modèle. Le second point est plus original, et fait l'objet de recherches récentes. La plupart des modèles computationnels, comme les SMAs, ont de nombreux paramètres et un comportement souvent difficile à évaluer. La question cruciale qui se pose lorsqu'on obtient un résultat (surprenant ou non) est de savoir s'il provient du modèle ou des erreurs produites par le modèle ou la façon dont on l'a programmé (*bugs*).

On a donc proposé dans certains cas de produire un modèle mathématique simplifié, agrégé, du modèle computationnel pour pouvoir mieux en étudier les propriétés. Par exemple, dans le cas de l'économie computationnelle à base d'agents, une approche par agrégation stochastique a été récemment publiée [Di Guilmi *et al.*, 2011]. Les agents sont classés dans différents « micro-états » selon leurs caractéristiques, chaque classe est identifiée par un agent représentatif. On modélise alors le SMA par le nombre d'agents occupant un micro-état donné, nombre évoluant selon une loi stochastique, décrite par une équation de type Master Equation (comme on en trouve en physique). On peut voir cette équation comme une forme de solution analytique du SMA, qui fournit des propriétés intéressantes pour l'analyser, sans pour autant se substituer à lui, car d'une complexité bien inférieure.

4.3. COUPLAGE FORT : CO-CONSTRUCTION DU MODÈLE

Dans ce troisième mode d'interaction, les mathématiques et l'informatique participent ensemble à la construction du modèle, et utilisent les compétences qui leur sont propres pour les autres étapes : programmation et mise en œuvre pour l'informatique, calibration / validation et analyse pour les mathématiques, comme on le voit sur Figure 3 ci dessous :

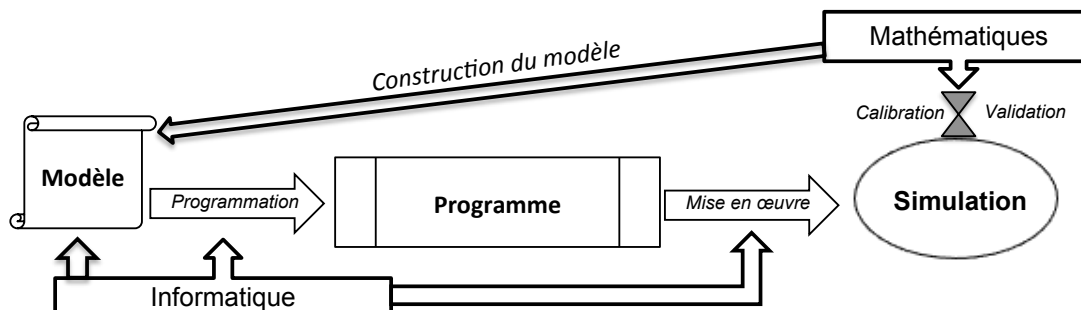


FIGURE 3. Couplage fort

Comme on le voit, la principale différence avec la Figure 2 réside dans la production du modèle qui procède ici par *co-construction du modèle* : le modèle est en quelque sorte hybride au sens où il combine, mélange des éléments informatique et mathématique. Par exemple, dans le cas de modèles à agents (SMA), on peut intégrer dans les agents des parties de modèle mathématique, comme une résolution d'un système d'équations par exemple ou un système logique. À l'extrême on peut prendre un modèle mathématique complet qui décrit le comportement d'un agent

représentatif et « l'agentifier », c'est-à-dire utiliser un SMA pour simuler ce modèle. Pour ce faire, les agents du SMA incorporent tous le même modèle de l'agent représentatif, à un ou deux paramètres près pour introduire de l'hétérogénéité. Cela permet de mesurer l'impact du passage aux agents et si le modèle est *microfondé*⁶ ou non (cf. e.g. [Lewkowicz, Kant, 2008]).

4.4. EXEMPLE POUR LA DÉCISION : L'HEURISTIQUE DE LA BASE MOBILE

Si Jean-Pierre Barthélemy est connu pour ses travaux mathématiques, il s'est très tôt investi dans le domaine des sciences cognitives, et notamment pour la modélisation des processus de décision humains et de jugement. Cela a commencé par une coopération avec Étienne Mullet, psychologue social, pour produire l'Heuristique de la Base Mobile (HBM) [Barthélemy, Mullet, 1986, 1987, 1989, 1996]. L'HBM s'intéresse aux décisions d'un *sujet expérimenté* et se place dans le cadre de la *décision multi-attributs, sans risque*. Par définition, le décideur expérimenté possède une bonne expérience de la tâche à réaliser. Il s'est constitué un ensemble de stratégies d'un haut niveau de complexité, ces stratégies étant stockées en mémoire à long terme. Face à une décision, le décideur choisit la stratégie la plus appropriée et l'utilise en mémoire à court terme.

De plus, l'HBM se situe dans le cadre de la *rationalité limitée*, telle que l'a définie Simon [1969] : la rationalité du décideur est limitée, entre autres, par ses capacités cognitives de calcul et de mémorisation à court terme des informations, s'opposant ainsi aux hypothèses de l'économie néoclassique présentées plus haut (omniscience, anticipations à l'infini, optimisation, etc.).

Comment le décideur peut-il alors procéder pour parvenir à un choix fiable ? Une voie possible dans le cadre de la décision multi-attributs est celle inspirée du principe de *recherche d'une structure de dominance* proposé par H. Montgomery [1983] : le décideur cherche un ensemble de traits (structure de dominance), de manière que, sur la base de ces traits, une alternative l'emporte sur toutes les autres. Ainsi, la recherche d'une structure de dominance facilite le traitement des informations et permet de réduire l'effort cognitif, en évitant de considérer tous les traits et donc d'effectuer des jugements compensatoires difficiles : le décideur ne se focalise que sur les traits qui vont dans le sens de la décidabilité.

4.4.1. Trois principes cognitifs

L'HBM systématise le principe de recherche d'une structure de dominance. Le sujet utilise de façon coordonnée quatre types de stratégie (i.e. lexicographique, à seuil, conjonctive et disjonctive ; cf. [Barthélemy, Mullet, 1986] pour plus de détails). L'utilisation de ces quatre stratégies est en rapport avec la satisfaction de *trois principes cognitifs*, qui précisent, en terme de processus de traitement de l'information, comment le sujet peut accomplir sa tâche de décision dans le cadre

⁶La microfondation d'un modèle économique cherche ici à vérifier si un modèle agrégé peut rendre compte correctement des comportements au niveau individuel. En réalisant le modèle agrégé au niveau d'agents individuels, on peut mesurer si cette désagrégation conserve les résultats du modèle agrégé.

de la rationalité limitée : le *principe de parcimonie* (ou d'*économie cognitive*), qui implique de considérer peu d'informations, le *principe de fiabilité*, qui implique d'en considérer suffisamment pour être fiable, et enfin *principe de décidabilité* qui permet de changer de critères quand les critères actuels ne permettent pas de décider.

4.4.2. Formalisme polynomial

Barthélemy et Mullet ont proposé de décrire le processus de décision par une disjonction de conjonctions de traits, ce qui revient à utiliser des polynômes pour modéliser les règles de décision [Barthélemy, Mullet, 1986, 1989]. L'HBM produit ainsi des structures algébriques (polynôme dans un treillis), que l'on peut interpréter comme des règles logiques, mises sous forme normale disjonctive. Voyons cela sur un exemple, dans le cas du *choix entre deux alternatives*. Une règle de décision pourra se représenter par le polynôme suivant :

$$P = R^3 F^1 + R^2 T^2 + F^3$$

où D , R , T et F sont des attributs décrivant les alternatives. Le polynôme ci-dessous peut se lire ainsi : une alternative A sera choisie par rapport à B si la différence entre A et B sur l'attribut R est supérieure à 3 et supérieure à 1 sur l'attribut F ou si elle est supérieure à 2 sur R et 2 sur T ou si elle est supérieure à 3 sur F . Chaque monôme ($R^3 F^1$, $R^2 T^2$, F^3) représente un critère élémentaire de décision.

4.4.3. Modèle informatique

Par ailleurs, l'HBM est une heuristique, et décrit le traitement de l'information effectué par le décideur. En ce sens, c'est aussi un modèle informatique, et elle se représente souvent sous la forme d'un algorithme décrit par un organigramme [Barthélemy, Mullet, 1989]. Ainsi, l'HBM est un *bon exemple de couplage fort*, incluant des éléments mathématiques (issus des mathématiques de la décision et synthétisés par le formalisme polynomial), et informatiques (puisque l'HBM est une heuristique, modélisant un traitement d'information). Par ailleurs, l'ensemble du modèle est fondé en psychologie cognitive, il s'appuie sur plusieurs travaux et résultats expérimentaux en psychologie de la décision, et il est compatible avec la rationalité limitée des sujets.

4.4.4. Applications à l'aide à la décision : projet JADAR

En arrivant à Télécom Bretagne, un des premiers projets fondés par Jean-Pierre a été le projet JADAR (Jugement, Aide à la Décision et Acquisition de Règles). De 1993 à 1997, il portait sur la conception de systèmes interactifs d'aide à la décision et l'acquisition de connaissances. Ce projet, très riche, a produit six thèses de doctorat et conduit à des développements importants dans ce domaine, à la fois théoriques et pratiques.

Sur le plan théorique, un premier problème consiste à calculer automatiquement les règles polynomiales de décision d'un sujet (généralement expert). Deux voies ont été proposées, une utilisant une méthode d'*acquisition*, l'autre d'*apprentissage*.

Pour la méthode d'*acquisition* de règles de décision d'un sujet donné [Pichon *et al.*, 1994], on se place dans le cadre où l'univers des possibles est un produit P de p ordres totaux (ensemble d'objets décrits par n attributs, tous ordinaux). Pour déterminer quels objets seront choisis, il suffit de calculer l'ensemble des objets minimaux au sens de P , c'est-à-dire une antichaîne⁷ de P . Un algorithme a été proposé pour déterminer cette antichaîne avec un nombre minimum de questions à poser au sujet (une question consistant à demander si le sujet accepte ou non un objet donné, décrit par ses attributs). L'algorithme est fondé sur l'hypothèse que le sujet fonctionne « à seuil » : si un objet x est sélectionné et si y est préféré à x , alors y est sélectionné. Plusieurs applications de cet algorithme ont été proposées, dans le domaine bancaire avec l'outil APACHE [Lenca, 1997], et dans celui du contrôle industriel avec Asclepius [Guillet, 1996].

Une autre approche est fondée sur une méthode d'*apprentissage* utilisant un réseau connexionniste, Categ_ART [Kant, 1996]. L'objectif principal de Categ_ART était de rendre dynamique (au sens des systèmes dynamiques, de la mise en mouvement dans le temps) l'algorithme de l'HBM, et notamment de réaliser le mécanisme d'abduction de la recherche d'une structure de dominance. Nous avons pour cela ajouté un quatrième principe à l'HBM, le principe de *compétition-résonance* : il stipule que (1) la décision portant sur un objet se fait par *résonance* entre l'objet et une structure représentative d'une décision particulière, cette structure représentant la *forme attendue* que doit avoir l'objet pour que la décision soit acceptable ; et (2) différentes structures pouvant entrer en résonance avec un même objet et conduire à des décisions contradictoires, un mécanisme de *compétition* s'exerce entre ces structures pour aboutir à une décision finale. Un algorithme d'apprentissage, mimant⁸ les quatre principes cognitifs par un réseau connexionniste dédié, est utilisé pour extraire les règles polynomiales de décision. Ce travail a été appliqué au jugement catégorique de produits bancaires de placement.

5. CONCLUSION

Nous avons discuté dans cet article les apports de deux classes de modèles pour les SHS : le modèle mathématique, très répandu, par exemple en économie, et le modèle informatique, computationnel, qui est en plein essor depuis les années 1990-2000, avec notamment les modèles à base d'agents. Sans prétendre bien entendu à l'exhaustivité sur ce vaste sujet, nous avons rappelé quelques spécificités incontournables des SHS et montré que les deux approches y répondaient de manière différente. Cependant, si ces approches semblent opposées, elles ont souvent été combinées pour tirer le meilleur de chacune. Cette combinaison peut procéder d'un couplage faible, où l'informatique est uniquement utilisée pour programmer et mettre en œuvre un modèle mathématique, jusqu'au couplage fort, impliquant une véritable co-construction du modèle.

Jean-Pierre Barthélemy a été un des premiers à comprendre l'intérêt de ce couplage fort. Dans le cadre d'une approche anthropocentrée – dont il a aussi été un

⁷Rappelons que dans un ensemble ordonné, une antichaîne est une partie dont les éléments sont deux à deux incomparables.

⁸Au sens du *psychomimétisme* défini dans [Kant, 1996, 1999].

des pionniers – qui renouvelle les sciences cognitives, il a proposé toute une série de modèles pour le jugement et la décision, à la fois mathématiques et computationnels, autour de l’Heuristique de la Base Mobile. Le formalisme mathématique qu’il a proposé a permis de clarifier les propriétés du modèle, a facilité sa programmation et sa mise en œuvre, notamment pour les algorithmes d’acquisition ou d’apprentissage présentés ci-dessus. On peut même dire que c’est le formalisme polynomial qui a inspiré en grande partie la conception de ces algorithmes. Symétriquement, la modélisation informatique, que ce soit sous forme d’un système interactif d’aide à la décision ou d’un réseau connexionniste, permet de mettre en vie l’HBM, sous forme dynamique, de la confronter à des données réelles, et même de suggérer des extensions, comme le principe de compétition-résonance.

C’est donc une voie très prometteuse, entre mathématiques, informatique et psychologie, que Jean-Pierre a tracée et suivie, formant ainsi « l’école brestoise de la décision » dont les succès et la réputation ne sont plus à faire. Nous, ses élèves, ne lui seront jamais assez reconnaissants de nous avoir permis de découvrir cette approche et de participer à cette belle aventure.

Pour terminer, je tiens à préciser que les propos présentés ici n’engagent que moi-même. Je sais que certaines idées présentées ici feraient grincer Jean-Pierre, et notamment lorsque je souligne les qualités des approches à agents. Mais comme il me l’a souvent dit: « il n’y a pas de reconnaissance sans contestation ». J’accepte donc volontiers les critiques, tout en espérant qu’il ne m’en voudra pas trop...

BIBLIOGRAPHIE

- ARMATTE M. (2005), « La notion de modèle dans les sciences sociales : anciennes et nouvelles significations », *Mathématiques et Sciences humaines* 172, p. 91-123.
- BARRETEAU O., BOUSQUET F., ÉTIENNE M., SOUCHÈRE V., D’AQUINOMULLET P. (2010), « La modélisation d’accompagnement : une méthode de recherche participative et adaptative », in M. Étienne (éd.), *La modélisation d’accompagnement. Une démarche participative en appui au développement durable*, Quæ éditions, p. 21-46.
- BARTHÉLEMY J.-P., MULLET É. (1986), “Choice basis: a model for multi-attribute preferences”, *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology* 39, p. 106-124.
- BARTHÉLEMY J.-P., MULLET É. (1987), “A polynomial model for expert categorical judgment”, in Roskam E., Suck R. (eds), *Progress in mathematical psychology*, Amsterdam, Elsevier, p. 419-437.
- BARTHÉLEMY J.-P., MULLET É. (1989), “Choice basis: a model for multi-attribute preferences; some further evidences”, in Roskam E. (ed.), *Progress in mathematical psychology*, Springer Verlag, p. 179-196.
- BARTHÉLEMY J.-P., MULLET É. (1996), “Information processing in similarity judgments”, *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology* 49, p. 225-240.
- BOUDON R. (2011), « Le modèle dans les sciences sociales », article « modèle », *Encyclopaedia Universalis*, [en ligne].
- BRATMAN M. (1987), *Intention, plans and practical reason*, Cambridge (MA), Harvard University Press.

- BRONNER G., SAUVAYRE R. (éds) (2010), *Le naturalisme dans les sciences sociales*, Université de Strasbourg, Hermann.
- CAHUC P., CARCILLO S. (2006), "The shortcomings of a partial release of employment protection laws: the case of the 2005 French reforms", *International monetary fund working paper* 06/301 – *Economic policy web paper*.
- COHEN J. (1990), "Things I have learned (so far)", *American Psychologist* 45, p. 1304-1312.
- COPELAND J. (2003), "Computation", *The Blackwell Guide to the Philosophy of Computing and Information*, Blackwell, p. 3-17.
- DI GUILMI C., GALLEGATI M., LANDINI S., STIGLITZ J. (2011), "Dynamic aggregation in the times of heterogeneous interacting agents and network: an analytical solution for agent based models", *GSDP Agent-based modeling workshop*, Paris.
- DÉPELTEAU F. (2010), *La démarche d'une recherche en sciences humaines*, De Boeck.
- FERBER J. (1995), *Les systèmes multi-agents, vers une intelligence collective*, InterÉditions.
- FULLBROOK E. (2004), *A guide to what's wrong with economics*, Anthem Press.
- GILBERT N., TROITZSCH K. (2005), *Simulation for the social scientist*, Open University Press.
- GUILLET F. (1996), *Contributions à la maîtrise d'un processus industriel par apprentissage des stratégies de contrôle de l'opérateur*, Thèse de doctorat, Université de Rennes.
- HEGSELMANN R., KRAUSE U. (2002), "Opinion dynamics and bounded confidence: models, analysis and simulation", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5.
- KALINOWSKI I. (2011), « Neutralité axiologique », *Encyclopaedia Universalis* [en ligne].
- KANT J.-D. (1996), *Modélisation et mise en œuvre de processus cognitifs de catégorisation à l'aide d'un réseau connexionniste*, Thèse de doctorat, Université de Rennes 1.
- KANT J.-D. (1999), "Modeling human cognition with artificial systems: some methodological considerations", *Proceedings of HCP 99 (Human Centered Processes)*, Brest, p. 501-508.
- KLEENE S. (1967), *Mathematical logic*, New York, Wiley.
- LE MOIGNE J.-L. (1990), *La modélisation des systèmes complexes*, Paris, Dunod.
- LENCA P. (1997), *Acquisition automatique et analyse de processus de décision. Application au domaine bancaire*, Thèse de doctorat, Université de Rennes 1.
- LEWKOVICZ Z., KANT J.-D. (2008), "A multi-agent simulation of a stylized French labor market: emergences at the micro-level", *Advances in Complex Systems* 11, p. 217-230.
- LINDSAY P.-H., NORMAN D.A. (1980), *Traitement de l'information et comportement humain : une introduction à la psychologie*, Montréal, Vigot.
- MARCHETTI C., MEYER P.S., AUSUBEL J.H. (1996), "Human population dynamics revisited with the logistic model: how much can be modeled and predicted?", *Technological Forecasting and Social Change* 52, p. 1-30.
- MINSKY M. (1965), "Matter, minds and models", *International Federation of Information Processing Congress* 1, p. 45-49.
- MONTGOMERY H. (1983), "Decision rules and the search for a dominance structure: toward a process model of decision-making", in P. Humphrey, O. Svenson, A. Vari (eds), *Analyzing and Aiding Decision Process*, Amsterdam, North-Holland.
- MORIN E. (1977), *La méthode. La nature de la nature*, tome 1, Paris, Le Seuil.
- MORIN E. (2005), *Introduction à la pensée complexe*, Paris, Points Seuil.

- OXLEY L., GEORGE D.A.R. (2007), "Economics on the edge of chaos: some pitfalls of linearizing complex systems", *Environ. Model. Softw.* 22, p. 580-589.
- PETITOT J. (1998), « Nature et enjeux de la modélisation en sciences sociales », *Interdisciplinarités. Le genre humain*, Paris, Seuil, p. 75-102.
- PICHON E., LENCA P., GUILLET F., WANG J.W. (1994), « Un algorithme de partition d'un produit direct d'ordres totaux en un nombre minimum de chaînes », *Mathématiques et Sciences humaines* 125, p. 5-15.
- RAO A., GEORGEFF M. (1991), "Modeling rational agents with a BDI-architecture", *Proceedings of KR'91 (Second international conference of Principles of Knowledge Representation and Reasoning)*, p. 473-484.
- SIMON H.A. (1969), *The sciences of the artificial*, Cambridge (MA), M.I.T. Press.
- TARDE G. (1890), *Les lois de l'imitation*, Félix Alcan.
- TESFATSION L. (2002), "Agent-based computational economics: growing economies from the bottom up", *Artificial life* 8, p. 55-82.
- TESFATSION L. (2006), "Agent-based computational economics: a constructive approach to economic theory", in L. Tesfatsion, K.L. Judd (eds), *Handbook of Computational Economics*, vol. 2, chapitre 16, Elsevier, p. 831-880.
- WEBER M. (1965), *Essai sur la théorie de la science*, Paris, Plon.
- WINDRUM P., FAGIOLO G., MONETA A. (2007), "Empirical validation of agent-based models: alternatives and prospects", *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 10.