Simulation

et recherche

en gestion

sous la direction de
Manuel Cartier
et Bernard Forgues

Intérêt de la **simulation** pour les sciences de gestion

Si Dooley (2002, p. 829) considère que « la simulation a une popularité croissante en tant qu'approche méthodologique auprès des chercheurs en sciences des organisations », ceci peut s'apprécier par les numéros spéciaux d'*American Journal of Sociology* en 2005 ou d'*Academy of Management Review* en 2007 et les ouvrages qui lui sont consacrés (e.g., Lomi et Larsen, 2001 ; Rouse et Boff, 2005 ; Brabazon et O'Neill, 2006). Par ce dossier, que la *Revue française de gestion* consacre à la simulation pour les sciences de gestion, nous visons deux objectifs. Le premier est de convaincre les chercheurs de l'intérêt de la simulation. Il s'agit en effet d'une méthode de recherche puissante et originale mais encore largement sous-exploitée. Le deuxième objectif est de présenter la méthode dans ses grandes lignes et de fournir des pistes pour aller plus loin, à destination de ceux qui se laisseraient tenter par une aventure que nous avons nous-mêmes trouvée excitante et enrichissante. Pour atteindre ces deux objectifs, nous présentons dans un premier temps les fondements de la simulation, sa logique, et un aperçu des possibilités qu'elle offre. C'est l'objet de cette introduction. Dans un second temps,

nous vous invitons à découvrir des exemples concrets d'application dans quatre articles de recherche ayant recours à la simulation. Ces travaux n'ont pas vocation à couvrir le champ des applications en gestion mais plutôt à stimuler, inspirer. On y passera de la stratégie concurrentielle à la finance de marché, en passant par la localisation et l'innovation. Enfin, une réflexion pesant les avantages et inconvénients de la simulation clôt le dossier.

1. Qu'est-ce-que la simulation ?

Issue de la grande famille de la modélisation, la simulation s'est développée en parallèle avec la facilité d'accès et la puissance croissante des ordinateurs. Dès lors que nous cherchons à comprendre le monde qui nous entoure, nous nous engageons dans un processus de modélisation. Activité à laquelle chacun se livre en permanence, le mode de réflexion analytique que constitue la modélisation a été formalisé par les sciences, aboutissant généralement à des représentations mathématiques. Pourtant, comme le notent Lave et March (1993), les modèles peuvent être à la fois suffisamment précis pour rendre compte de la réalité et suffisamment simples pour ne pas nécessiter de connaissances mathématiques au-delà d'un niveau très basique.

Un modèle est une représentation simplifiée de la réalité dans laquelle le phénomène auquel on s'intéresse est cerné par un ensemble restreint de variables d'entrée et de sortie et de liens entre ces variables (Gilbert et Troitzsch, 1999). Bien évidemment, la forme de modélisation la plus courante en gestion est statistique. Dans ce cas, le chercheur observe un phénomène, en bâtit un modèle par abstraction puis estime les paramètres du modèle en se basant sur

les données recueillies. La logique de la simulation est proche. Le modèle y est également le résultat d'un processus d'abstraction de la réalité. Mais cette fois-ci, le modèle sert à générer des données, lesquelles peuvent ensuite être comparées à des données collectées. Qu'il repose sur des statistiques ou une simulation, un modèle peut être utilisé à des fins d'explication ou de prédiction.

Quel est alors l'intérêt spécifique de la simulation ? Il tient en plusieurs points, que l'on choisira d'accentuer ou non suivant l'objectif poursuivi par la recherche. Tout d'abord, la simulation impose une formalisation poussée de la théorie sous-jacente au modèle. Si l'on interroge des managers sur des orientations stratégiques, on risque d'obtenir des réponses confuses, reflétant la complexité des choix et l'éventail des variables à prendre en considération. Il en irait de même en interrogeant des traders sur des choix d'investissement. Des consommateurs à qui l'on demande d'explicitier des préférences de produits ou des salariés expliquant leurs choix de carrière fourniraient également des réponses difficiles à exploiter. Le chercheur peut donc avoir l'impression décourageante que tout est lié à tout, et se sentir écrasé par la complexité du phénomène analysé. En conséquence, tant que la théorie bâtie sur ces observations se cantonne à un niveau textuel, verbal, elle reste floue, imprécise. Seule la formalisation indispensable pour aboutir à un modèle permettra de dépasser ce stade. À cet égard, la simulation est un puissant outil de développement de la théorie. Elle est peut-être encore plus exigeante que les statistiques en imposant d'aller à un niveau de spécification déclinable en instructions compréhensibles par l'ordinateur.

Le deuxième avantage de la simulation est sans doute le plus important pour les sciences sociales : une simulation permet d'approcher les conditions de l'expérimentation. Il est très généralement admis que seule l'expérimentation est à même d'assurer l'existence de relations de cause à effet¹. En effet, c'est en manipulant la cause en conditions expérimentales (c'est-à-dire en contrôlant les autres variables) que l'on peut s'assurer d'une variation de l'effet (Shadish *et al.*, 2002). Pourtant, dans les sciences sociales, la plupart des causes ne sont pas manipulables. On ne peut pas observer ce qui se serait passé, toutes choses égales par ailleurs, si Daimler n'avait pas fusionné avec Chrysler, si Steve Jobs n'était pas revenu chez Apple, ou si les consommateurs étaient restés insensibles aux produits biologiques... Pour surmonter ces difficultés, on a développé des designs sophistiqués palliant l'absence de randomisation (quasi expérimentation) ou à même de tirer parti de conditions historiques (expérimentation naturelle). Mais ces designs ne s'avèrent pas toujours possibles, que ce soit pour des raisons pragmatiques (comme le coût) ou pour des raisons théoriques (Hartmann, 1996). En revanche, une des forces de la simulation est justement d'autoriser les manipulations quasi gratuitement. Une fois un modèle programmé, on peut le faire tourner autant de fois que l'on veut en en faisant varier les conditions. Concrètement, on modifie les paramètres dont l'impact nous intéresse, on en observe

l'effet sur le résultat final et on recommence l'opération.

Enfin, le troisième avantage majeur de la simulation est d'aider à la découverte. La plupart des phénomènes sociaux qui mobilisent les chercheurs et praticiens de la gestion sont complexes. Comme le notent Epstein et Axtell (1996), ils résultent d'un ensemble de processus interreliés qu'il est difficile d'analyser séparément. De plus, les liens entre ces processus sont bien souvent non linéaires, ce qui interdit le recours aux statistiques classiques. Au total, on a donc du mal à établir les relations entre comportements individuels et régularités au niveau macroscopique. Ainsi, « parce que l'interdépendance génère souvent des modèles qui mènent à une impasse l'analyse mathématique, les chercheurs se tournent vers la simulation » (Sorenson, 2002, p. 665). La simulation, notamment sous la forme des modèles basés agents, est particulièrement adaptée à l'analyse des phénomènes d'émergence. Par exemple, on cherche à identifier quel est l'entrepreneur institutionnel qui a réussi à imposer un nouveau standard, ou quel est le leader d'opinion derrière la déferlante d'une mode quelconque. Mais ce leader n'existe pas toujours. Le phénomène peut relever de l'auto-organisation, qu'on l'observe chez les automobilistes, les consommateurs, les investisseurs ou les organisations. Les équilibres (et les déséquilibres) n'y sont alors pas déterminés par une autorité centralisatrice mais émergent d'agents décentralisés.

1. Une relation de cause à effet existe quand 1) la cause précède l'effet, 2) la cause est liée à l'effet et 3) on ne peut pas trouver d'explication alternative plausible à l'effet en dehors de la cause (Shadish *et al.*, 2002, p. 6, reprenant la célèbre formalisation de John Stuart Mill).

2. Schelling (1978) en a offert un exemple resté célèbre : des individus différenciés par une caractéristique (comme la couleur), sans volonté particulièrement marquée de se regrouper par type, finissent pourtant par former des ghettos.

Sans forcément conduire au courant de la théorie de la complexité, la simulation permet de comprendre comment des règles de comportement individuel simples peuvent aboutir à des phénomènes macroscopiques, parfois contre-intuitifs².

2. Variété des méthodes

De nombreuses familles de méthodes sont disponibles pour la simulation. Nous en présentons ici trois : les automates cellulaires, pour leur importance historique, les modèles multi-agents, qui sont probablement les plus utilisés dans notre domaine, et les algorithmes génétiques, qui sont particulièrement adaptés à l'étude des phénomènes impliquant apprentissage et évolution. Le lecteur souhaitant avoir une présentation des autres grands types de simulation pourra se reporter à l'ouvrage de Gilbert et Troitzsch (1999)³. Par ailleurs, concernant la mise en œuvre, les langages d'écriture de première génération (BASIC, Fortran, C++...) posent non seulement des problèmes au chercheur en sciences de gestion, mais surtout au public de la recherche, rarement expert en programmation. Pour résoudre ces difficultés, certaines plateformes sont accessibles sur l'internet et permettent à chacun de réaliser ses propres simulations en choisissant à partir d'une interface graphique l'ensemble des paramètres du modèle⁴.

Les automates cellulaires font figure d'ancêtres de la simulation : on peut en retrouver la trace dans les travaux pionniers de

Von Neuman. En deux mots, un automate cellulaire est une grille sur laquelle chaque cellule est dans un état donné : {0, 1} ou (rouge, bleu, vert), etc. Cet état est déterminé à chaque tour en fonction d'une règle fixée prenant en compte sa valeur passée et l'état des voisins de la cellule. On considère généralement 4 voisins (aux quatre points cardinaux de la cellule, composant son voisinage de Von Neumann) ou 8 (entourant complètement la cellule, appelé voisinage de Moore). L'automate cellulaire le plus connu est sans conteste le « Jeu de la vie » de Conway⁵, dans lequel les cellules ne peuvent être que dans deux états (vie ou mort). L'état de chaque cellule est mis à jour une fois à chaque période du jeu suivant des règles extrêmement simples basées sur le voisinage de Moore :

- survies : une cellule vivante survit si deux ou trois de ses voisins sont vivants, sinon elle meurt ;
- morts : une cellule avec quatre voisins ou plus meurt d'étouffement, une cellule avec zéro ou un voisin meurt d'isolement ;
- naissances : une cellule morte avec exactement trois voisins vivants devient vivante au prochain tour.

Ce qui n'était au départ qu'un jeu fascinant a trouvé des applications intéressantes. Dans la mesure où l'état d'une cellule ne dépend que de celui de ses voisins, l'automate cellulaire est particulièrement adapté à l'étude de phénomènes locaux. Ainsi, la diffusion d'une information par bouche à oreille peut être simulée par automate cellu-

3. Pour être complet, le lecteur devra également regarder le modèle NK (Kauffman, 1993) non présenté par Gilbert et Troitzsch (1999). Ce modèle hybride, à mi-chemin entre les automates cellulaires et les algorithmes génétiques, est très utilisé en stratégie notamment.

4. Voir par exemple Swarm pour les modèles multi-agents (www.swarm.org).

5. À notre connaissance, Conway n'a pas publié d'article sur son Jeu, qui a été popularisé par Gardner (1970).

laire. On pourra alors observer à quelle vitesse l'information se diffuse en fonction de la probabilité qu'un individu la relaie. De la même manière, on peut imaginer de compliquer les règles pour observer l'effet de la densité de la population, ou de l'intérêt que les individus éprouvent à l'égard de l'information.

On peut bien évidemment rendre de tels modèles beaucoup plus sophistiqués. L'état des cellules peut ainsi prendre des valeurs continues, comme dans le modèle du tribut par lequel Axelrod (1997) explore la formation d'empires. On peut autoriser les individus à déménager (changer de cellule), comme le fait Schelling (1978) pour mettre en évidence la formation de ghettos. Un exemple en management est donné par l'article de Lomi et Larsen (1996), dans lequel les auteurs montrent que l'automate cellulaire peut s'appliquer au comportement d'industries. D'après les travaux des néo-institutionnalistes sur la légitimité, le partage de ressources, de fournisseurs ou le soutien du marché, justifient qu'une entreprise sans voisins puisse mourir de solitude. D'un autre point de vue, l'approche évolutionniste rappelle que les organisations luttent pour des ressources limitées. Lorsqu'un nombre trop important d'organisations occupe une niche donnée, ces dernières peuvent disparaître. Ainsi, le besoin de légitimité mène à l'apparition de grappes d'organisations. Ensuite, lorsque le rayon d'interaction augmente (du voisin direct au voisin situé à deux cases, par exemple), le degré de différenciation spatiale augmente lui aussi : alors que les entreprises entrent en concurrence avec des rivaux éloignés, celles qui survivent sont clairement séparées. Ceci suggère que les entreprises des industries à maturité vont chercher à se dif-

férencier les unes des autres, en se spécialisant dans des produits spécifiques ou en s'implantant géographiquement dans des pays différents.

Les modèles multi-agents constituent la deuxième grande famille des modèles de simulations. Ils sont probablement les plus utilisés en gestion, même si cela ne se reflète pas dans ce dossier. Ces modèles sont plus compliqués que les précédents en ce qu'ils comprennent des agents qui sont eux-même programmés : leurs attributs peuvent changer au fur et à mesure des rencontres qu'ils vont faire, par exemple. Les agents adoptent un comportement en fonction de leur perceptions de l'environnement. Si la logique de la simulation reste la même, les perspectives de sophistication ouvertes sont immenses. Par exemple, un agent peut adopter un certain comportement en fonction de l'endroit où il se trouve, d'interactions avec d'autres agents, de son comportement passé, d'anticipations, et même fréquemment d'intentions. Ainsi, le rôle du chercheur programmant un modèle multi-agents est de « définir les capacités cognitives et sensorielles des agents, les actions qu'ils peuvent engager, et les caractéristiques de l'environnement sur lequel ils sont situés, de fixer la configuration de départ du système et enfin d'observer ce qui se produit quand on lance la simulation. » (Gilbert et Terna, 1999, p. 8). Notons également avec Axtell (2000), que l'un des avantages majeurs des modèles multi-agents est de s'affranchir de l'hypothèse de rationalité des agents.

De nombreux travaux ont recours à ce type de modèles. Certains sont appliqués à des problèmes concrets comme les moteurs de recherche en commerce électronique ou les systèmes d'information. Par exemple,

Sikora et Shaw (1998) conçoivent un système d'information comme étant composé de sous-parties hétérogènes avec des fonctionnalités différentes. Ces parties devant bien sûr être intégrées, ils mettent en évidence les mécanismes de coordination et de contrôle nécessaires pour utiliser le système d'information dans un processus de production complexe (la fabrication de circuits imprimés). D'autres travaux, plus théoriques, se sont intéressés à des processus comme la diffusion. Ainsi, Abrahamson et Rosenkopf (1997, voir aussi Rosenkopf et Abrahamson, 1999) se sont penchés sur l'effet *bandwagon*, qui indique que, quand l'intérêt à adopter une innovation est incertain, la diffusion se produit parce que l'adoption par certains acteurs agit comme incitation à l'adoption pour d'autres. Ils ont analysé l'impact des liens dans un réseau et ont pu montrer que cet effet *bandwagon* se produit même quand les adopteurs potentiels reçoivent de l'information sur l'effet négatif que l'adoption a pu avoir pour les autres.

Autre exemple, Kitts *et al.* (1999) ont étudié l'impact des sanctions informelles dans les groupes de travail. Ils ont ajouté un autre processus d'influence sociale, l'imitation, et ont observé une relation curvilinéaire entre l'imitation et la conformité aux normes sociales. Si l'imitation reste faible, l'action collective peut s'auto-organiser simplement et le groupe coopère de manière satisfaisante. En revanche, si l'imitation est trop forte, les agents n'apprennent plus, ce qui réduit leur capacité à trouver des solutions coopératives. La taille du groupe joue un rôle modérateur en augmentant la complexité : les groupes de plus grande taille nécessitent donc plus d'imitation.

Enfin, la troisième grande famille de modèles regroupe les algorithmes génétiques. Comme le nom l'indique, il y a une analogie au départ avec la biologie, et plus précisément avec la théorie de l'évolution par sélection naturelle. Cette famille de modèles se différencie assez nettement des autres dans la mesure où son objectif est d'identifier une solution optimale à un problème formalisé. Il ne s'agit donc plus d'explorer des phénomènes complexes ou émergents. Une autre utilisation, plus sophistiquée, est dans la lignée de l'analogie biologique : il s'agit de la modélisation des processus sociaux évolutifs (Gilbert et Troitzsch, 1999). Basé sur un modèle développé par John Holland (1975/1992) dans son livre *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, un algorithme génétique étudie l'évolution d'agents dans un environnement auquel ils ne sont pas adaptés. Un concept fondamental lié aux algorithmes génétiques est celui de terrain d'adaptation. Les agents se déplacent sur ce terrain d'adaptation, représenté par des pics et des vallées, à la recherche de sommets élevés. Selon cette métaphore, les pics représentent les solutions optimales à atteindre. Chaque agent est représenté par un ensemble de valeurs composant ce que l'on appelle son chromosome, lequel va permettre de calculer un score d'adéquation (ou *fit*) après comparaison à l'optimal. Une autre différence majeure tient au renouvellement de la population d'agents : à chaque itération du modèle, des agents sont remplacés par des nouveaux venus selon un processus inspiré du croisement génétique : deux agents « parents » donnent naissance à deux agents « enfants » composés chacun d'une partie du chromosome de ses parents⁶. Ainsi, la composition de la population

d'agents évolue et le modèle permet l'observation de processus évolutionnistes de mutation et de sélection.

Les algorithmes génétiques sont fréquemment utilisés en gestion, et notamment dans le champ de la recherche opérationnelle (pour une présentation, voir Downsland, 1996). En management, on peut avoir recours aux algorithmes génétiques pour représenter l'organisation : chaque gène du chromosome figure une caractéristique de l'organisation (ressources, routines, etc.). Ainsi, Bruderer et Singh (1996, p. 1325) notent que « l'algorithme génétique peut être utilisé pour représenter des formes organisationnelles par des chaînes de symboles abstraits dans lesquelles chaque symbole incarne un choix particulier de routine ». Le terrain d'adaptation, dans ce cas, devient alors une « carte unissant une caractérisation des formes organisationnelles à un état de performance ou de propension à la survie » (Levinthal, 1997, p. 935). Un exemple de recherche est le travail de Lee *et al.* (2002) sur l'émergence et le maintien des groupes stratégiques. Leur modèle montre que des barrières à la mobilité trop importantes empêchent l'apparition de groupes stratégiques. Il met également en évidence l'importance du rôle joué par les capacités dynamiques et les frontières de la rivalité.

Un autre exemple vient du marketing. Naik *et al.* (1998) se sont penchés sur le problème de l'allocation des budgets en média-planning : est-il préférable de faire de la publicité en continu sur quelques semaines

ou au contraire d'alterner des semaines de présence publicitaire et des semaines d'absence (stratégie dite de *pulsing*) ? Ils ont noté un paradoxe : alors que les travaux de recherche montrent la supériorité de la présence continue dans presque tous les cas de figure, les praticiens ont souvent recours au *pulsing*. En fait, leur modèle montre que, dès lors qu'il y a « usure » de la publicité, l'attention décroît et il est donc préférable de recourir au *pulsing*.

3. Une rupture dans la méthode ?

Les progrès informatiques des vingt dernières années ont permis une utilisation renouvelée des ordinateurs en sciences de gestion. Si les méthodes statistiques se sont largement développées, de la régression logistique dans les années 1990 à la gestion des problèmes d'endogénéité dans les années 2000 (Hamilton et Nickerson, 2001), le changement le plus fondamental réside dans la modélisation, désormais possible, de systèmes humains et de structures sociales. Le recours à la simulation apparaît comme une rupture méthodologique. Pour Axelrod (1997, p. 4), « la modélisation basée agents est une troisième voie scientifique. Comme la déduction, elle part d'un jeu d'hypothèses sous-jacentes explicites, mais contrairement à la déduction, elle ne démontre pas de théorème. Elle génère en fait des données simulées qui peuvent être analysées de manière inductive. Néanmoins, à la différence de l'induction, les données issues de simulations découlent de règles spécifiées rigoureusement plutôt que

6. Les chromosomes des parents sont coupés en deux en un point généralement tiré au hasard. Le début du chromosome d'un parent associé à la fin du chromosome de l'autre parent compose le chromosome d'un enfant. Les deux parties de chromosome restant composent celui du deuxième enfant. La taille de la population reste donc stable à travers ce processus.

d'une mesure directe de phénomènes réels ». La simulation trouve donc ses origines dans des bouleversements à la fois empiriques, théoriques et épistémologiques.

Tout d'abord, la décentralisation a conquis les organisations, comme l'illustre la division récente d'IBM en une douzaine de centre de profits semi-autonomes. Annoncée par son P-DG John Akers, cette décentralisation vise à accroître la réactivité de l'entreprise face à des marchés dynamiques. On l'observe plus généralement dans tous les domaines de la vie des affaires : fonctionnement en réseaux, interconnection des échanges ou encore complexité des chaînes logistiques. Cette décentralisation accrue implique une étude nécessaire de niveaux d'analyse « inférieurs » (individus, groupes et organisations) et de leur contribution au comportement du niveau d'analyse « supérieur » (respectivement groupe, organisation et industrie).

Ensuite, de nombreuses théories, des plus classiques, comme la théorie des ressources, aux plus originales, comme la théorie du chaos ou l'évolutionnisme, insistent sur des phénomènes que la simulation permet d'appréhender : rigidité d'un système, dépendance de trajectoire, équilibres ponctués, effets *bandwagon*, etc.

Enfin, la simulation s'intègre dans des évolutions au niveau épistémologique. Vivement critiqué, le positivisme courant n'est plus au devant de la scène et des travaux en philosophie des sciences. Les problèmes de la mesure et de l'observabilité des phénomènes sont particulièrement saillants. La simulation permet au chercheur de s'affranchir de cette contrainte, en travaillant, en partie du moins, à partir d'un monde artifi-

ciel. À l'opposé, le constructivisme radical a fait de la connaissance scientifique un phénomène social dans lequel la méthode est devenue une opération subjective, et dans une certaine mesure, irrationnelle. La simulation repose sur la construction d'artefacts de la part du chercheur, mais les modèles construits sont transparents et les mécanismes générateurs explicites.

Axtell (2000, p. 1) précise qu'« il y a une classe importante de problèmes pour lesquels l'écriture d'équations n'est pas utile. Dans de telles circonstances, le recours aux modèles multi-agents simulés peut être la seule solution ». Mais la simulation est en fait un dispositif complémentaire, qui peut être associé à des recueils de données qualitatifs et quantitatifs, dans une optique de triangulation des méthodes.

4. De nouveaux défis méthodologiques en termes de validité

La validité interne des résultats d'un modèle de simulation est assurée (à partir du moment où le modèle est correctement construit). En effet, la simulation permet le contrôle de la situation expérimentale, des variables indépendantes et des variables éventuellement parasites. Pour Masuch et LaPotin (1989, p. 62), « la simulation peut surpasser les autres méthodes en termes de validité interne, et, peut-être, de validité de construit ». La simulation permet donc avec certitude d'identifier des relations causales. Les principaux défis concernent la validité externe des résultats, ainsi que la représentativité du modèle vis-à-vis de la réalité dépeinte.

Robustesse des résultats

La validité externe est difficile à déterminer dans le cadre d'une expérimentation en

laboratoire comme dans celui d'une quasi-expérimentation en contexte réel. En effet, les variables secondaires sont certes contrôlées ou randomisées, ce qui garantit la pertinence de l'analyse causale, mais l'existence de relations peut être contingente à la présence de variables médiatrices ou modératrices non contrôlées. En d'autres termes, rien ne garantit que les relations observées soient indépendantes de la valeur des variables secondaires. Les relations causales, structurelles et fonctionnelles principales doivent ainsi rester stables, malgré un changement des variables périphériques. Le test de robustesse revient donc à analyser les éléments invariants d'un modèle, délimiter dans quelles bornes ces éléments sont invariants et tenter d'expliquer les entorses faites à l'invariance. Par exemple, si Rivkin (2001) démontre à partir du modèle de Kauffman (1993) qu'un niveau modéré de complexité permet à la fois la réplication des meilleures pratiques à l'intérieur d'une entreprise et leur protection de l'imitation des concurrents, il s'assure que ce résultat n'est pas dépendant des principaux paramètres du modèle, notamment la taille des entreprises. De même, lorsque Rivkin et Siggelkow (2005) étudient l'efficacité de différents archétypes d'organisation (décentralisée, en liaison, en communication latérale, hiérarchique et centralisée) ils s'assurent de la sensibilité de leurs conclusions à la complexité de l'environnement.

Représentativité de la réalité simulée

Un modèle peut être techniquement parfait, mais n'avoir aucune correspondance avec la réalité. La validation peut être considérée comme une des limites majeures de la simulation (Carley, 1996). Kleindorfer *et al.* (1998, p. 1088) soulignent que « la confu-

sion et l'anxiété relatifs à la validation persistent ». De plus, « le potentiel d'un modèle de formuler des théories [dépend des] résultats contre intuitifs issus de la simulation » (Masuch et LaPotin, 1989, p. 40).

La représentativité d'un modèle peut être appréhendée à deux niveaux. Au niveau micro, on peut chercher à s'assurer que le comportement des agents est bien conforme à celui des individus, des organisations qu'il représente. Pour cela, des études qualitatives peuvent mettre en lumière des règles simples de réflexion ou de décision. Par exemple, dans une modélisation sur l'influence sociale et la consommation d'eau, Moss et Edmonds (2005) intègrent les représentations des acteurs de l'industrie de l'eau et de ses régulateurs. Au niveau macro, il est possible de vérifier la correspondance à la réalité non plus des règles de comportement des agents mais des données simulées résultant de l'interaction entre ces derniers. C'est le chemin de validité emprunté dans ce dossier tant par Manuel Cartier que par Sébastien Liarte, qui s'assurent que leur modèle, nourri et calibré par des données individuelles, parvient à s'aligner de manière statistiquement significative sur les observations réalisées au niveau de la population.

Avec un modèle bien calibré, robuste et valide, la simulation peut véritablement contribuer à l'avancée des connaissances, mais également être utilisée pour remplir de réelles missions dans les organisations comme le diagnostic ou la prise de décision. Les modèles de Cooper (1993) ou de Levitt et Jin (1996) utilisés dans la gestion de projets en sont de bons exemples. Ils permettent de choisir dans un contexte incertain les projets les plus rentables et

d'allouer au mieux des ressources limitées à un portefeuille de tâches permettant de mener à bien ces derniers.

5. Les articles du dossier

Dans ce dossier, l'ensemble des papiers s'intéresse à des phénomènes émergents : choix de localisation par des franchisés et émergence de réseaux de distribution, comportements spéculatifs ou fondamentalistes d'investisseurs et apparition de bulles sur les marchés financiers, alliances stratégiques et émergence d'un nouvel équilibre technologique, affrontement concurrentiel par imitation et leadership au sein d'une industrie. Ainsi, le champ de la gestion est assez largement couvert, du marketing à la stratégie d'entreprise, en passant par la finance de marché.

Dans le premier article, Sébastien Liarte utilise un automate cellulaire pour comprendre l'intérêt des stratégies de proximité ou d'évitement de la concurrence pour des entreprises multi-unités multi-marchés, comme les chaînes de restauration rapide. Alors que l'évitement permet de réduire l'intensité concurrentielle et de préempter certaines ressources, la proximité permet de profiter d'effets d'agglomération. Le modèle est appliqué à l'implantation des restaurants parisiens Quick et McDonald's de 1984 à 2004. Il parvient à reproduire les comportements des concurrents, mais surtout, il permet de comprendre la dynamique des mouvements concurrentiels.

Dans le deuxième article, Olivier Brandouy, Philippe Mathieu et Bruno Beaufrils utilisent une plateforme multi-agent permettant d'émuler un marché financier artificiel. À partir du modèle ludique « proies-prédateurs » de Lotka-Volterra et du modèle de Brian Arthur permettant de

résoudre le problème de coordination dit du « bar d'El-Farol », les auteurs nous guident vers la découverte d'un modèle sophistiqué, offrant un paysage peuplé d'agents cognitifs évoluant en rationalité limitée, qui s'adonnent à l'investissement dans le cadre d'un marché financier centralisé. La perspective habituelle *top-down* est donc mise à mal au profit d'une dynamique collective expliquée par une série d'interactions de *prices makers* gouvernées par des processus évolutionnaires. Ce modèle permet de tester des hypothèses relatives à l'apparition, au développement et à la disparition soudaine des bulles spéculatives.

Dans le troisième article, Manuel Cartier construit un algorithme génétique permettant de comprendre l'effet des alliances sur la dynamique d'une industrie. En s'inspirant de l'évolution de l'industrie photographique, il étudie comment la diversité peut servir de moteur au service du changement. Dans le modèle, les entreprises recombinent leurs ressources et évoluent à la manière d'une espèce par un processus darwinien de variation, sélection et rétention. Ce modèle est construit à partir de données réelles, par l'identification des principaux acteurs, comme Kodak ou Sony, et des accords passés entre ces derniers. Les résultats des simulations sont ensuite comparés à l'adaptation de l'industrie, opérationnalisée à partir du recueil des innovations lancées sur le marché, et à la diversité des positions technologiques des entreprises.

Dans le quatrième article, Bernard Forgues et Erik Lootvoet proposent également un algorithme génétique, permettant cette fois-ci de comprendre l'impact de l'imitation sur la position concurrentielle des entreprises. Si la théorie des ressources affirme

que l'essence de la compétitivité réside dans la non-imitabilité des actifs de l'entreprise, le modèle construit formalise cette hypothèse, en démontrant que la performance des agents non imitables surpasse celle des agents imitables, alors même que ces derniers exploitent des stratégies d'apprentissage expérientielles et explorent des solutions alternatives. Cet article incite donc au déploiement de ressources tacites, complexes et spécifiques, sources d'ambiguïté causale et de barrières à l'imitation.

Enfin, dans le cinquième article, Rodolphe Durand met en perspective l'intérêt et les limites de l'utilisation de la simulation en sciences de gestion. Cet essai permet d'évoquer une quinzaine de contributions à ce champ et d'en saisir les principaux apports. Il vise à permettre aux chercheurs et aux praticiens de dépasser les limites intrinsèques à la méthode pour envisager son utilisation dans des domaines singuliers, donc restreints, à la fois en termes théorique et méthodologique.

BIBLIOGRAPHIE

- Abrahamson E., Rosenkopf L., "Social Network Effects on the Extent of Innovation Diffusion: A Computer Simulation", *Organization Science*, vol. 8, n° 3, 1997, p. 289-309.
- Axelrod R., *The Complexity of Cooperation: Agent-Based Models of Competition and Collaboration*, Princeton University Press, Princeton, NJ, 1997.
- Axtell R., Why Agents? On the Varied Motivations for Agent Computing in the Social Sciences, Working Paper, Centre on Social and Economic Dynamics, Brookings Institution, Washington, D.C., 2000.
- Brabazon A., O'Neill M., *Biologically Inspired Algorithms for Financial Modelling*, Springer, Berlin, 2006.
- Bruderer E., Singh J. V., "Organizational Evolution, Learning, and Selection: A Genetic-Algorithm-Based Model", *Academy of Management Journal*, vol. 39, n° 5, 1996, p. 1322-1349.
- Carley K.M., Validating Computational Models, Working Paper, Social and Decision Sciences, Carnegie Mellon University, Pittsburg, PA, 1996.
- Cooper R.G., *Winning at New Products: Accelerating the Process from Idea to Launch*, 2^e édition, Addison-Wesley, Reading, MA, 1993.
- Dooley K., "Simulation Research Methods", *The Blackwell Companion to Organizations*, Baum J. A. C. (dir.), Blackwell, Oxford, 2002, p. 829-848.
- Downsland K.A., "Genetic Algorithms: A Tool for OR?", *Journal of the Operational Research Society*, vol. 47, n° 4, 1996, p. 550-561.
- Epstein J.M., Axtell R., *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*, Brookings Institution Press, Washington, D.C., 1996.
- Gardner M., "Mathematical Games: The Fantastic Combinations of John Conway's New Solitaire Game 'Life'", *Scientific American*, vol. 223, 1970, p. 120-123.

Gilbert N., Terna P., How to Build and Use Agent-Based Models in Social Science, Working Paper, University of Surrey, Centre for Research on Simulation for the Social Sciences, Guildford, 1999.

Gilbert N., Troitzsch K. G., *Simulation for the Social Scientist*, Open University Press, Buckingham, PA, 1999.

Hamilton B. A., Nickerson J. A., "Correcting for Endogeneity in Strategic Management Research", *Strategic Organization*, vol. 1, n° 1, 2003, p. 53-80.

Hartmann S., "The World as a Process: Simulations in the Natural and Social Sciences", *Modelling and Simulation in the Social Sciences from the Philosophy of Science Point of View*, Hegselmann R., Mueller U., Troitzsch K. G. (dir.), Kluwer, Dordrecht, 1996, p. 77-100.

Holland J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, 1^{re} publication : 1975, MIT Press, Cambridge, MA, 1992.

Kauffman S. A., *The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution*, Oxford University Press, New York, 1993.

Kitts A. J., Michael Macy W., Flache A., "Structural Learning: Attraction and Conformity in Task-Oriented Groups", *Computational & Mathematical Organization Theory*, vol. 5, n° 2, 1999, p. 129-145.

Kleindorfer G. B., O'Neill L., Ganeshan R., "Validation in Simulation: Various Positions in the Philosophy of Sciences", *Management Science*, vol. 44, n° 8, 1998, p. 1087-1099.

Lave C. A., March J. G., *An Introduction to Models in the Social Sciences*, 1^{re} publication : 1975, University Press of America, Lanham, MD, 1993.

Lee J., Lee K., Rho S., "An Evolutionary Perspective on Strategic Group Emergence: A Genetic Algorithm-Based Model", *Strategic Management Journal*, vol. 23, n° 8, 2002, p. 727-746.

Levinthal D. A., "Adaptation on Rugged Landscapes", *Management Science*, vol. 43, n° 7, 1997, p. 934-950.

Levitt R. E., Jin Y., "Virtual Design Team: A Computational Model of Project Organization", *Journal of Computational and Mathematical Organization Theory*, vol. 2, n° 3, 1996, p. 171-195.

Lomi A., Larsen E. R., "Interacting Locally and Evolving Globally: A Computational Approach to the Dynamics of Organizational Populations", *Academy of Management Journal*, vol. 39, n° 5, 1996, p. 1287-1321.

Lomi A., Larsen E. R. (dir.), *Dynamics of Organizations: Computational Modeling and Organization Theories*, MIT Press, Cambridge, MA, 2001.

Masuch M., LaPotin P., "Beyond Garbage Cans: An AI Model of Organizational Choice", *Administrative Science Quarterly*, vol. 34, n° 1, 1989, p. 38-67.

Moss S., Edmonds B., "Sociology and Simulation: Statistical and Qualitative Cross-Validation", *American Journal of Sociology*, vol. 110, n° 4, 2005, p. 1095-1131.

Naik P. A., Murali M. K., Sawyer A. G., "Planning Media Schedules in the Presence of Dynamic Advertising Quality", *Marketing Science*, vol. 17, n° 35, 1998, p. 214-23.

- Rivkin J. W., "Reproducing Knowledge: Replication Without Imitation at Moderate Complexity", *Organization Science*, vol. 12, n° 3, 2001, p. 274-293.
- Rivkin J. W., Siggelkow N., "Designing Organizations for Turbulence and Complexity", *Organization Science*, vol. 16, n° 2, 2005, p. 101-122.
- Rosenkopf L., Abrahamson E., "Modeling Reputational and Informational Influences in Threshold Models of Bandwagon Innovation Diffusion", *Computational & Mathematical Organization Theory*, vol. 5, n° 4, 1999, p. 361-384.
- Rouse W.B., Boff K.R. (dir.), *Organizational Simulation*, Wiley, Hoboken, NJ, 2005.
- Schelling T.C., *Micromotives and Macrobehavior*, Norton, New York, 1978.
- Shadish W.R., Cook T.D., Campbell D. T., *Experimental and Quasi-Experimental Designs for Generalized Causal Inference*, Houghton Mifflin, Boston, MA, 2002.
- Sikora R., Shaw M. J., "A Mutli-Agent Framework for the Coordination and Integration of Information Systems", *Management Science*, vol. 44, n° 11, Part 2, 1998, p. S65-S78.
- Sorenson O., "Interorganizational Complexity and Computation", *The Blackwell Companion to Organizations*, Baum J. A. C. (dir.), Blackwell, Oxford, 2002, p. 664-685.