

Potentialités et limites de la simulation multi-agents : une introduction

Gianluca MANZO

Résumé. Cet article a un objectif général, permettre au lecteur un survol des principaux thèmes théoriques et méthodologiques traversant les recherches relatives à, et fondées sur, la simulation multi-agents. Il a également un objectif spécifique : aider le lecteur à mieux comprendre les contributions qui constituent le numéro thématique que la *Revue française de sociologie* a voulu consacrer à cette méthode. Pour ce faire, il aborde les points suivants : 1) l'originalité de la simulation multi-agents ; 2) le type d'explication que cette méthode permet de mettre en œuvre ; 3) le substrat informatique de la méthode ; 4) ses potentialités pour traiter le problème de l'agrégation ; 5) le rapport que l'on peut établir entre une simulation multi-agents et les données empiriques ; 6) les points critiques de la méthode.

Mots-clés. AGRÉGATION – ANALYSE DE ROBUSTESSE – ANALYSE DE SENSIBILITÉ – AUTOMATES CELLULAIRES – CALIBRATION – EXPLICATION – INTERACTIONS SOCIALES – MÉCANISMES SOCIAUX – MICRO-SIMULATION – MODÈLES GÉNÉRATEURS – MODÈLES MATHÉMATIQUES – THÉORIE DE L'ACTION – TRANSITION MICRO-MACRO – SIMULATION MULTI-AGENTS – SIMULATION NUMÉRIQUE – VALIDATION

Pour introduire le sujet de cet article, je propose au lecteur de partir d'un exemple. Imaginons avoir établi à grande échelle une relation positive entre le groupe social d'origine des acteurs et leurs chances d'atteindre les niveaux les plus élevés du système scolaire (Jackson, 2012). Supposons aussi que l'on veuille expliquer cette relation et que, pour ce faire, on fasse l'hypothèse que cette association dérive d'un faisceau complexe de facteurs culturels et de décisions stratégiques (Jonsson et Erikson, 2000). Pour tester cette hypothèse, le chercheur peut choisir parmi plusieurs stratégies de recherche (Kroneberg et Kalter, 2012). Il peut par exemple collecter des données sur un ensemble d'indicateurs des ressources culturelles et économiques des familles et étudier à l'aide de la statistique multivariée s'il existe une variation systématique entre la distribution de ces ressources entre les groupes socioprofessionnels et les préférences des acteurs pour tel ou tel niveau scolaire (Stocké, 2008). Le chercheur peut également mener des expériences de laboratoire pour évaluer la manière selon laquelle les acteurs formulent des décisions scolaires quand on change artificiellement certains paramètres de la structure décisionnelle, tels que les bénéfices ou les risques associés aux différentes options scolaires (Page, Garboua et Montmarquette, 2007). Une autre

Je remercie Alexandra Frénod pour avoir entièrement relu le texte et soigné le français.

possibilité encore consisterait à recréer la relation entre le groupe social et le niveau scolaire des acteurs au sein d'une population virtuelle dans laquelle, à la façon d'un jeu vidéo, chaque entité évolue dans le temps sur la base de règles de comportement et d'interaction établies par le chercheur (Manzo, 2013a). Si l'on optait pour cette stratégie de recherche, on procéderait par simulation multi-agents, méthode que je me propose de présenter dans cet article.

Admettons d'emblée que la tâche n'est pas aisée tant les travaux sur la modélisation et la simulation multi-agents sont aujourd'hui nombreux. Près de dix ans après les premières revues de littérature (Macy et Willer, 2002 ; Sawyer, 2003), il paraît impossible de couvrir, dans un seul article, tous les débats qui structurent actuellement ce domaine de recherche (pour un ouvrage récent qui va dans ce sens, voir B. Edmonds et R. Meyer, 2013). Ceci résulte de plusieurs évolutions. Premièrement, les phénomènes sociaux étudiés à travers la simulation multi-agents se sont multipliés (pour une vue d'ensemble, voir F. Squazzoni, 2012). Deuxièmement, les disciplines concernées par cette méthode se sont diversifiées (en économie, voir J. D. Farmer et D. Foley, 2009 ; en finance, Ph. Mathieu, B. Beaufils et O. Brandouy, 2005 ; en science politique, L.-E. Cederman, 2005 ; en géographie, D. O'Sullivan, 2008 ; en criminologie, D. Birks, M. Townsley et A. Stewart, 2012 ; en épidémiologie, A. H. Auchincloss et A. V. D. Roux, 2008 ; en psychologie sociale, E. R. Smith et F. R. Conrey, 2007 ; en démographie, F. Billari et A. Prskawetz 2003 ; en biologie, B. C. Thorne, A. M. Bailey et S. M. Peirce, 2007). Troisièmement, la simulation multi-agents est désormais souvent utilisée combinée à d'autres méthodes, plus classiques, comme l'analyse statistique, l'analyse des réseaux ou les expériences de laboratoire (pour une discussion générale, voir E. Chattoe-Brown, 2014). Quatrièmement, ces évolutions ont stimulé à leur tour une réflexion riche parmi les philosophes des sciences (voir, entre autres, T. Grüne-Yanoff, 2009 ; C. Marchionni et P. Ylikoski, 2013). Enfin, la simulation multi-agents fait désormais partie de domaines de recherche interdisciplinaires comme la socio-physique (Helbing, 2012) et les études sur la « complexité » (Miller et Page, 2007).

Dans cet article introductif, je me propose de présenter les thèmes transversaux à cette littérature variée sur la simulation multi-agents, en privilégiant les aspects qui peuvent intéresser tout particulièrement le sociologue. Mon objectif est de faire émerger à la fois les potentialités et les limites de la méthode. Dans ce but, je clarifierai ce qu'est la simulation multi-agents et dans quel sens elle diffère d'autres formes de simulations numériques plus anciennes et couramment utilisées dans notre discipline. Ensuite, j'aborderai le problème du type d'explication que la simulation multi-agents rend possible. Afin de justifier les affirmations faites dans ces deux premières parties, je demanderai au lecteur de me suivre dans une analyse du substrat informatique de cette méthode. Sur cette base, je traiterai le problème classique en sociologie de la transition « micro-macro » et expliquerai comment la simulation multi-agents peut y contribuer. Puis, je discuterai les rapports que l'on peut établir entre la simulation multi-agents et les données empiriques. Enfin, je rappellerai les critiques que l'on adresse à la simulation multi-agents et les réponses que l'on peut y apporter. Cette présentation générale devrait faciliter la lecture des contributions publiées dans la suite du numéro. Pour les lecteurs qui voudraient aller plus loin, en sus d'une longue bibliographie, je

fournis aussi des suggestions pour s'auto-initier à la simulation multi-agents¹ (voir Encadré « Pour aller plus loin » aux pages 685-686).

Qu'est-ce que la simulation multi-agents ?

Selon une distinction fréquente², le terme simulation informatique renvoie à deux grandes classes d'applications : 1) les techniques utilisables quand un modèle statistique ou mathématique soulève des problèmes d'estimation, d'analyse ou de visualisation pour lesquels la démarche analytique est insuffisante ; 2) les méthodes que l'on mobilise quand un modèle est construit dans le but premier d'imiter les détails d'un mécanisme ou d'un processus réel (pour lesquels il pourrait même être impossible de formuler en pratique des équations ; sur ce point, voir R. Axtell, 2000).

Bien que cette distinction force le trait – un modèle statistique ou mathématique peut en effet être aussi formulé pour décrire un mécanisme ou un processus réel –, elle attire l'attention sur une dimension fondamentale qui permet de s'orienter dans la variété des méthodes de simulation : il s'agit de la richesse théorique et du réalisme du modèle que telle ou telle méthode contribue à traduire dans des algorithmes informatiques. La flexibilité extrême que la simulation multi-agents rend possible dans cette opération est le trait que je propose ici pour caractériser son originalité par rapport à d'autres méthodes de simulation numérique conçues comme un support pour l'analyse statistique et mathématique, ainsi que par rapport à d'autres formes de simulation également conçues pour une imitation plus directe de mécanismes réels (pour une vue d'ensemble de ces dernières, voir N. Gilbert et K. H. Troitzsch, 2005)³.

1. Dans le souci de rendre la lecture plus aisée, j'utiliserai tout au long du texte le raccourci linguistique « simulation multi-agents » alors que, comme cela apparaîtra clairement par la suite, celle-ci repose sur une opération de modélisation théorique et de formalisation préalable à la simulation proprement dite. Dans le même esprit, j'omettrai la distinction fine que l'on opère parfois dans la littérature entre la « modélisation à base d'agents artificiels » et les « systèmes multi-agents », ces derniers étant une variante de la première dans laquelle les « agents » sont peu nombreux et caractérisés par une architecture interne complexe (voir, par exemple, R. Axtell, 2001, p. 33). De fait, la distinction renvoie à des traditions disciplinaires différentes (notamment, d'une part, l'informatique, l'intelligence artificielle et l'ingénierie du logiciel, et, d'autre part, les sciences humaines et sociales) qui utilisent la même méthode mais avec des points de vue et des objectifs différents (sur ce point, voir aussi P. Livet, D. Phan et L. Sanders dans ce volume).

2. Parmi les philosophes des sciences, voir, entre autres, Julian Reiss (2011, p. 244-245) et Franck Varenne (2013, § 2) ; parmi les praticiens, voir, entre autres, Averill Law (2007, chap. 1), et, plus anciennement, André Davidovitch et Raymond Boudon (1964, p. 222, p. 232-234) et R. Boudon (1965, p. 3).

3. Les exemples suivants peuvent aider le lecteur à comprendre ce que l'on entend par simulation numérique servant de support à l'analyse statistique ou mathématique : on simule une distribution de nombres (pseudo-) aléatoires en itérant une fonction déterministe (Tjims, 2012, p. 50-55) ; on simule la distribution théorique d'une variable aléatoire d'un certain type en transformant une variable dont toutes les valeurs ont la même probabilité d'apparaître (Ross, 2006, § 4.1 et 5.1) ; on simule l'indépendance entre deux variables catégorielles en construisant un tableau croisé fictif résultant de la simple multiplication (rapportée au total des effectifs) des distributions marginales (Powers et Xie, 2000,

Afin de clarifier ce point délicat, il est instructif de comparer deux applications pionnières de la simulation en sciences sociales, notamment les analyses que Raymond Boudon (1973) et Thomas C. Schelling (1971) ont proposées des mécanismes générateurs, respectivement, des inégalités scolaires et de la ségrégation spatiale.

Commençons par R. Boudon (1973, p. 108-116). Pour rendre compte des différences dans la distribution des niveaux scolaires entre les groupes sociaux, le sociologue français postulait que les acteurs ont une réussite inégale sous l'effet de ressources culturelles inégalement distribuées dans l'espace social et que, étant donné cette réussite, l'évaluation des bénéfices (en termes de conservation du statut social), des coûts et des risques de l'investissement éducatif varie également en fonction du milieu social. Pour déduire les conséquences de ces hypothèses microscopiques, R. Boudon opère de la manière suivante : a) il crée une distribution fictive de la réussite scolaire en fonction du groupe social ; b) il crée une distribution fictive de la probabilité de survie en fonction du groupe social et de la réussite à chaque point de bifurcation du système scolaire ; c) il détermine la probabilité d'obtenir un niveau scolaire donné pour un groupe social donné en multipliant ces deux distributions (*ibid.* p. 170-173). Par cette procédure, et son extension au cas où les probabilités de survie se modifient au fil du temps, R. Boudon génère des stratifications sociales des diplômés fictives dont la structure qualitative ressemble à celle des distributions réelles.

En revanche, comment T. C. Schelling (1971) procède-t-il ? Pour démontrer que la ségrégation résidentielle peut apparaître au niveau systémique même si les préférences ethniques des acteurs, pris séparément, ne sont pas discriminatoires, l'économiste américain construit une série de modèles dont le principe de base est que la décision d'une entité donnée de rester à la place où elle se trouve plutôt que se déplacer dépend de la proportion d'entités semblables dont elle est entourée. T. C. Schelling introduit ainsi implicitement la notion de « voisinage » local, qui deviendra centrale dans l'approche multi-agents. Dans une série d'expériences où il manipule à la fois la distribution spatiale des entités de base, la structure du voisinage de ces entités, ainsi que leurs préférences pour des voisins semblables, T. C. Schelling démontre que la répétition dans le temps du choix « rester/partir » modifie la composition du voisinage de chaque entité et que, au niveau collectif, cette dynamique peut conduire à une concentration spatiale des entités en fonction de leur groupe.

(note 3 suite)

p. 90-93) ; on simule la variabilité d'une mesure d'intérêt en extrayant un certain nombre de sous-échantillons d'un échantillon et en recalculant la mesure d'intérêt pour chacun d'entre eux (Davison et Hinkley, 1997) ; on simule la probabilité d'un choix donné (en fonction d'une série de facteurs observés) en calculant la moyenne des probabilités que ce choix se produise quand on attribue aléatoirement des valeurs au terme d'erreurs qui synthétisent les facteurs non observés affectant le choix en question (Train, 2009, p. 3-7) ; on simule un réseau purement aléatoire (c'est-à-dire dans lequel chaque nœud a la même probabilité d'être lié à chacun des autres) pour disposer d'un terme de comparaison pour un réseau observé (Jackson, 2008, p. 9) ; on simule une série d'unités temporelles discrètes pour approximer par voie numérique la solution d'une équation différentielle (Feldman, 2012, p. 310-311, p. 323-325) ; on simule le comportement d'une solution algébrique dont la forme est peu transparente en attribuant aux variables qui la définissent une série de valeurs spécifiques (Gould, 2002, p. 1157) ; on représente la séquence des états dans lesquels un système peut se trouver en construisant des matrices de transition dont les probabilités ne prennent en compte à chaque unité de temps que le dernier état du système et, en faisant varier ces probabilités, on simule l'état d'équilibre le plus probable du système (Tjims, 2012, chap. 15 et 16).

Pour notre discussion, il importe de reconnaître la différence suivante entre la démarche de R. Boudon et celle de T. C. Schelling : alors que le sociologue français, en dépit d'une formulation du modèle théorique au niveau microscopique, formule un modèle mathématique opérant sur des distributions de probabilités définies au niveau du groupe et adopte la simulation pour étudier ce modèle agrégé, T. C. Schelling manipule directement des entités numériques représentant les acteurs et les déplace de manière itérée comme on ferait avec les pions d'un échiquier (sur T. C. Schelling, voir aussi P. Livet, D. Phan et L. Sanders dans ce volume)⁴.

C'est là le trait distinctif de la simulation multi-agents. Elle permet d'éviter qu'un décalage se crée entre le niveau d'abstraction auquel on formule les hypothèses et celui auquel se situe le modèle formel utilisé pour les étudier. Si transition d'un niveau « bas » à un niveau « haut » il y a, cette méthode permet de la récréer. Par ailleurs, comme le suggère l'exemple de T. C. Schelling, puisque l'on n'est pas obligé de passer par un modèle mathématique simplificateur, la simulation multi-agents permet d'ôter autant de simplifications théoriques que nous le souhaitons⁵.

Un pionnier oublié

D'un point de vue historique, on notera que le géographe suédois Thorsten Hägerstrand (1965) a conçu et étudié, avant même T. C. Schelling, une simulation multi-agents sans la nommer dans son étude de la diffusion de deux innovations agricoles en Suède. Pour étudier l'hypothèse selon laquelle les structures spatiales de cette diffusion dépendaient de la manière dont l'information se répandait à travers les réseaux sociaux (et pour partie du degré de résistance à l'innovation des acteurs), il représente l'espace sous la forme d'une grille bidimensionnelle dans laquelle chaque cellule est habitée par un certain nombre de « robots » (*ibid.*, p. 50). Ensuite, il postule que l'innovation se diffuse quand un « robot » ayant déjà adopté l'innovation en parle à un « robot » ne l'ayant pas encore fait. Selon son modèle, la probabilité que cet échange se vérifie dépend de la distance existant entre les cellules où les deux « robots » résident (T. Hägerstrand utilise des données sur les migrations pour calibrer cette probabilité). En itérant la sélection des partenaires de discussion sur la base de cette règle simple, T. Hägerstrand produit des formes de concentration spatiale de l'adoption qui ressemblent à la distribution suédoise réelle. À la différence du modèle de T. C. Schelling, lequel a été maintes fois répliqué et affiné (voir, entre autres, E. Bruch et R. D. Mare, 2006 ; W. A. V. Clark et M. Fossett, 2008), l'étude de T. Hägerstrand est restée confinée aux études sur la diffusion des innovations (Rogers, 2003, p. 90). Son importance est cependant considérable car elle illustre la possibilité de mettre en relation une simulation multi-agents avec les données réelles alors que le modèle de T. C. Schelling est complètement déconnecté de toute donnée empirique. Comme on le verra, ces deux orientations continuent de structurer ce domaine de recherche (sur ce point, voir aussi P. Livet, D. Phan et L. Sanders dans ce volume).

4. Comme cela apparaît d'ailleurs dans l'étude de Thomas Fararo et Kenji Kosaka. T. Fararo et K. Kosaka n'ont en effet aucune peine à réétudier le modèle de R. Boudon en faisant abstraction complète de sa formulation verbale microscopique et, ensuite, à en proposer une version en temps continu au moyen d'équa-

tions différentielles. L'approche suivie par T. C. Schelling est en revanche désormais reconnue comme une simulation multi-agents *ante litteram* (sur ce point, voir aussi les matériaux inédits discutés dans R. Hegselmann, 2012).

5. L'étude pionnière de Marc Granovetter (1978) illustre aussi ce point. Son objectif était

Qu'est-ce donc plus précisément que la simulation multi-agents ? Un « agent », au sens informatique, doit être pensé comme un programme informatique en soi (Wooldridge, 2009, p. 5). Ce programme peut être simple (comme dans les cas de T. C. Schelling et T. Hägerstrand) ou compliqué (comme un robot pouvant interagir avec un être humain). La présence d'au moins deux agents crée un « système multi-agents », défini par Michael Wooldridge comme un système « *that consists of a number of agents, which interact with one another, typically by exchanging messages through some computer network infrastructure* ». Le système est loin d'opérer comme un tout homogène. Bien au contraire, a) chaque agent peut avoir ses propres attributs et ses propres états ; b) le comportement de chaque agent peut être défini sous la forme de règles qui lui sont propres ; c) chaque agent peut être inséré dans un espace géographique ou relationnel qui contraint son comportement ; d) le comportement de chaque agent peut dépendre du comportement d'autres agents se trouvant dans son espace local ; e) chaque agent dispose d'une quantité d'informations variable (Epstein, 2006, p. 6). Dans le contexte d'un système multi-agents, simuler signifie appeler de manière répétée chaque agent pour qu'il exécute les règles qui le définissent. Au fil de ces itérations, les résultats agrégés du comportement des agents peuvent être déterminés pas à pas et être réinjectés dans le comportement de ces mêmes agents. C'est ainsi, par un enchaînement dynamique de boucles reliant différents niveaux d'abstraction, que la simulation multi-agents permet de remonter du comportement des entités de « bas » niveau à celui de la régularité macroscopique que l'on veut reproduire.

La simulation multi-agents permet donc d'aller au-delà des formes de simulation numérique adoptées par R. Boudon et M. Granovetter, lesquels, de fait, utilisaient la simulation comme support d'un modèle mathématique formulé au niveau agrégé. Elle permet aussi d'engendrer, au sens de produire graduellement « par le bas », les distributions et les séquences entre les états d'un système que R. Boudon et M. Granovetter étaient en revanche obligés de postuler. Pour exprimer cette différence, Michael Macy et Andreas Flache (2009, p. 248) ont proposé de penser la simulation multi-agents comme une méthode dans laquelle « un modèle intégré unique d'une population » est remplacé par « une population de modèles, chacun d'entre eux correspondant à un décideur autonome ». Cette décomposition rend possible une modélisation plus fine des mécanismes régissant la dynamique de chaque niveau d'analyse et de leur relations.

(note 5 suite)

d'étudier des situations où l'agrégation des préférences des acteurs n'est pas suffisante pour rendre compte du résultat collectif en raison de l'interdépendance entre les choix des acteurs. M. Granovetter se focalise en particulier sur des choix binaires et imagine que chaque acteur choisit l'option A plutôt que B à condition qu'un nombre s d'acteurs ait déjà opté pour l'option A. M. Granovetter appelle ce nombre « seuil » (*ibid.*, p. 1422). Le modèle est utilisé pour déterminer, pour une distribution donnée des « seuils » des acteurs, combien d'entre eux s'engagent dans une action donnée et à quel moment le nombre d'acteurs mobilisés se stabilise. Or, en dépit de la formulation verbale microscopique du modèle, M. Granovetter le formalise à travers une équation aux différences (laquelle, en partant de la distribution de fréquence des seuils, donne à chaque unité de temps le nombre d'acteurs pouvant s'engager en fonction du nombre d'acteurs engagés à l'unité de temps précédente) et il étudie cette équation au moyen d'une combinaison d'exemples numériques et de graphiques (*ibid.*, p. 1425-1428). À plusieurs reprises, le sociologue américain note d'ailleurs que son équation ne lui permet pas d'étudier des variantes plus raffinées du modèle prenant en compte par exemple l'hypothèse que les acteurs actifs pourraient peser différemment dans le choix d'un acteur non actif en fonction de l'existence d'une relation amicale entre eux (*ibid.*, p. 1429-1430). Pour ce faire, il l'admet, la simulation informatique serait nécessaire.

Pour conclure, faisons un dernier pas dans la caractérisation de la simulation multi-agents. Très souvent, cette méthode est présentée *seulement* comme étant *qualitativement* différente des formes de simulation fondées sur des équations mathématiques, et, en particulier, sur des équations reliant des états macroscopiques (voir, par exemple, M. Macy et A. Flache, 2009, p. 251-261). Comme nous venons de le voir, cette présentation n'est pas incorrecte. Elle est cependant partielle. D'une part, en effet, comme cela a été souligné par J. M. Epstein (2006, p. 27, p. 54-56), elle tend à créer une fausse opposition entre la simulation et les mathématiques, alors que, en principe du moins, une simulation multi-agents peut toujours être reformulée en termes d'équations (sur ce point, voir J.-P. Treuil, A. Drogoul et J.-D. Zucker, 2008). D'autre part, le fait qu'une simulation multi-agents libère le chercheur des contraintes imposées par d'autres formes de simulation numérique ne signifie pas que ces dernières soient incompatibles avec la simulation multi-agents. Le contraire est vrai. Ainsi que l'application de cette méthode le montre en biologie (pour deux exemples, voir L. Zhang *et al.*, 2009 ; J. Wang *et al.*, 2013), toutes sortes de techniques mathématiques et numériques courantes peuvent cohabiter au sein d'une simulation multi-agents.

C'est pourquoi je propose que, par rapport à la modélisation mathématique fondée sur des grandeurs agrégées, aux types de simulations numériques servant de support à des modèles mathématiques sans solution analytique, ainsi qu'à d'autres formes de simulation informatique plus proches de la simulation multi-agents – telles que les automates cellulaires (voir, entre autres, D. P. Feldman, 2012, chap. 27) – la manière la plus adéquate pour caractériser la nouveauté de la simulation multi-agents consiste à insister sur sa flexibilité. Il s'agit de la flexibilité du point de vue des détails et des niveaux d'analyse qu'elle permet de représenter et de mettre en relation, mais aussi de la flexibilité en termes de formalismes que l'on peut faire coexister au sein d'une même simulation multi-agents (sur ce point, voir aussi F. Varenne, 2011, p. 171-173 ; 2013, § II.4.3).

Types d'explications et simulation multi-agents

Nous sommes tellement habitués à associer la pratique de la simulation à l'utilisation de l'ordinateur qu'il peut être surprenant d'apprendre que T. C. Schelling a étudié à la main sa simulation multi-agents *ante-litteram* (Hegselmann, 2012). Comme l'a soutenu explicitement l'économiste Joshua M. Epstein (2006, p. XIII, souligné par l'auteur) « [...] *the essential move is conceptual, not technological.* [...] The computer is not the point ». C'est cette idée que je voudrais développer à présent. Par-delà sa flexibilité comme méthode de modélisation, la simulation multi-agents devrait en effet être appréciée en sociologie en raison du type d'explication qu'elle permet de mettre en œuvre.

J. M. Epstein qualifie ce type d'explication de « générative » (*generative*). Par là, il entend que la régularité d'intérêt est engendrée ou reconstruite par le « bas » sous forme numérique à travers la répétition pas à pas d'une suite de règles concernant le comportement et les interactions des entités supposées avoir participé à la production de cette régularité dans la vie réelle. Selon J. M. Epstein, la conception générative de l'explication contient l'impératif suivant : « *If you did not grow it, you did not explain it.* » (*ibid.*, p. 67). Il considère que l'essence de la simulation multi-agents tient précisément à cette capacité générative en ce sens

qu'une simulation multi-agents « [...] *provide(s) computational demonstrations that a given microspecification is in fact sufficient to generate a macrostructure of interest* » (*ibid.*, p. 8)⁶. Bien que formulées différemment, ces idées ne sont pas étrangères à notre discipline. Dans un article qui porte sur la manière dont les statisticiens ont influencé la notion d'explication causale en sociologie, le sociologue britannique John Goldthorpe (2001) distingue trois conceptions de la causalité. Selon la première, qu'il qualifie de « causalité comme dépendance robuste », une explication causale revient à prouver qu'une corrélation d'ordre zéro entre deux variables résiste à l'introduction de variables tierces (*ibid.*, p. 2-4). Il identifie, ensuite, une forme de « causalité comme manipulation effective [*consequential*] », selon laquelle une explication causale revient à modifier les valeurs d'une variable donnée et à prouver qu'une modification s'en suit dans les valeurs de la variable d'intérêt (*ibid.*, p. 4-8). Enfin, il identifie une conception de la causalité qu'il labellise « causalité comme processus génératif », selon laquelle une explication causale ne peut se donner que lorsque l'on formule des hypothèses sur un « processus » à un niveau inférieur par rapport aux données à expliquer, et que l'on prouve que ce processus « opère en effet pour produire, ou aide à produire » ces données (*ibid.*, p. 12).

À juste titre, J. Goldthorpe soulève le problème de la méthode à utiliser pour apporter cette preuve. En effet, quand on conçoit la causalité en tant que dépendance robuste ou en tant que manipulation effective, pour neutraliser l'effet des variables cachées qui peuvent « bruite » l'effet de *X* sur *Y*, on dispose de la statistique multivariée et de la méthode expérimentale (ou, si celle-ci n'est pas applicable, de variantes sophistiquées de la statistique multivariée qui essaient d'approcher les conditions de l'expérience à partir de données observationnelles, voir C. Winship et S. L. Morgan, 1999). En revanche, quand il s'agit de tester l'existence d'un processus inobservable sous-jacent aux données, J. Goldthorpe l'admet, les options méthodologiques sont plus limitées. Il en propose deux (*ibid.*, p. 13-14). La première est une stratégie indirecte qui consisterait à dériver du processus postulé des conséquences qui ne soient pas directement liées à la régularité que l'on se propose d'expliquer, et à démontrer, à travers l'outillage statistique classique, l'existence de ces conséquences « secondaires ». La seconde est une stratégie directe qui consisterait à formuler un modèle (statistique) explicite du processus que l'on pense être à l'œuvre et à l'étudier en le simulant.

Bien que J. Goldthorpe conclut en précisant que la simulation n'est pas encore très développée parmi les sociologues quantitativistes, ce qu'il importe de souligner ici est que, en partant de trajectoires scientifiques et de disciplines différentes, J. M. Epstein et J. Goldthorpe retrouvent cette association entre une conception générative de l'explication et l'analyse d'un modèle théorique d'un mécanisme à travers la simulation informatique. J. Goldthorpe ne se réfère pas spécifiquement à la simulation multi-agents mais l'argument de fond est le même.

6. Il s'agit d'une « démonstration », note J. M. Epstein, car une simulation repose sur une opération stricte de déduction. En effet, l'exécution du programme informatique contenant les règles de comportement et d'interaction des entités élémentaires ne fait que déduire les conséquences de ces règles, étant données les conditions numériques de départ (les entrées de la simulation). C'est pourquoi, continue-t-il, s'il est vrai que la simulation ne conduit pas à des théorèmes, elle partage la nature déductive de l'analyse des modèles mathématiques.

Aujourd'hui, cet argument se retrouve au cœur du courant sociologique contemporain que l'on appelle « sociologie analytique » (Hedström, 2005). Depuis les années 1990, cette perspective essaie de développer des intuitions plus anciennes concernant le rôle que le concept de mécanisme peut jouer en sociologie dans la construction d'explications précises et détaillées (pour une analyse du cheminement historique de ces idées, voir G. Manzo, 2010). L'idée centrale est qu'une explication gagne en profondeur à mesure que l'on formule des hypothèses sur la manière dont un ensemble d'entités interagissent pour créer un lien entre deux (ou plusieurs) événements, ainsi que sur les propriétés et les activités caractérisant ces entités. Suivant une définition issue de la biologie (Machamer, Darder et Craver, 2000), la sociologie analytique définit ainsi un mécanisme comme une triade d'« entités/propriétés/activités » tandis que la forme spécifique des éléments de cette triade dépendra de la régularité sous examen. Dans la mesure où un mécanisme ainsi défini n'est pas, en général, directement observable, il s'agit d'en construire un « modèle », c'est-à-dire une représentation théorique simplifiée. Puisque la fonction épistémique que la sociologie analytique assigne à un modèle de mécanisme est celle de rendre compte de la genèse d'une association entre deux (ou plusieurs) événements, en m'appuyant sur des définitions plus anciennes (Fararo, 1969), j'ai proposé ailleurs d'appeler « modèles générateurs » cette forme spécifique de modèles (Manzo, 2007). Ce qui m'intéresse de souligner ici est que la sociologie analytique reconnaît dans la modélisation et la simulation multi-agents un outil puissant pour formaliser et étudier des modèles générateurs (Hedström, 2005, chap. 6 ; Hedström et Bearman, 2009, p. 16 ; Manzo, 2014). Nous retrouvons ainsi l'association entre la simulation informatique et une conception « générative » de l'explication proposée indépendamment par J. M. Epstein et J. Goldthorpe (en sciences politiques, voir L.-E. Cederman, 2005).

Pour conclure, il n'est pas sans importance de noter que, en dehors des sciences sociales, cette conception générative et « reconstructive » de l'explication est à l'origine de la biologie dite « computationnelle ». Une quantité croissante de travaux sur la croissance cellulaire, sur le développement des vaisseaux et sur la formation du système immunologique repose en effet sur l'idée que la compréhension de ces phénomènes peut progresser à condition que l'on arrive à les reconstruire *in silico* en en programmant les mécanismes élémentaires. Sur le plan méthodologique, c'est bien la simulation multi-agents qui est proposée comme outil le plus flexible pour réaliser cette opération de reconstruction (pour deux analyses de cette littérature, voir B. C. Thorne, A. M. Bailey et S. M. Peirce, 2007 ; A. K. Chavali, E. P. Gianchandani, K. S. Tung *et al.*, 2008)⁷.

7. Le fait que plusieurs auteurs d'horizons théoriques, méthodologiques et disciplinaires différents retrouvent cette même association suggère que nous sommes face à un phénomène général qui tient vraisemblablement au type de connaissance facilité par la programmation à l'ordinateur. Le mathématicien et logicien Gregory Chaitin (2006, p. XIII) a exprimé cette idée de la manière suivante : « *Well, the computer changes epistemology, it changes the meaning of "to understand." To me, you understand something only if you can program it. (You, not someone else!). Otherwise you don't really understand it, you only think you understand it.* » L'affirmation de G. Chaitin vient du fait que la programmation requiert la spécification de chaque détail de la chaîne d'entités et d'événements conduisant d'un ensemble de conditions de départ à un résultat donné, et l'exécution du programme permet de tester si la « chaîne » de détails postulée amène effectivement à engendrer le résultat attendu.

Objets, mécanismes et processus

Pour mieux comprendre l'origine de la flexibilité de la simulation multi-agents et sa capacité générative, il est utile à présent de caractériser le substrat informatique de cette méthode. Pour ce faire, il faut introduire le concept d'« objet ». Au sens informatique, les « objets » peuvent être définis comme des « *computational entities that encapsulate some state, are able to perform actions, or methods, on this state, and communicate by message passing* » (Wooldridge, 2009, p. 28). La similarité entre cette définition et celles des concepts d'« agent » et de « système multi-agents » introduites dans la première partie vient du fait que les « objets » constituent les unités « profondes » d'un système multi-agents, c'est-à-dire les éléments de base que l'on programme quand on construit ce type de modèles (Hummon et Fararo, 1995). Un système multi-agents peut être vu en effet comme un ensemble de classes d'objets, une « classe » étant un ensemble d'objets qui partagent les mêmes propriétés (ou « attributs ») et les mêmes règles (ou « fonctions » ou « méthodes », selon la terminologie propre au langage de programmation retenu).

Penser un système multi-agents en termes d'objets permet de mieux comprendre l'origine des caractéristiques distinctives que j'ai prêtées à la simulation multi-agents dans les deux parties précédentes, à savoir la flexibilité de la méthode et sa capacité à mettre en œuvre des explications en termes de mécanismes. Que le lecteur me permette ainsi de revenir sur ces deux points à la lumière de la notion d'objet⁸.

Pour ce qui est de la flexibilité des systèmes multi-agents, le concept d'objet permet d'abord de voir que l'unité de base d'un système multi-agents est conceptuellement vide. Selon l'ensemble d'attributs et de règles que le modélisateur/programmeur décide d'associer à une classe d'objets donnée, ces objets peuvent représenter des particules, des cellules, des individus, des groupes, des organisations ou des entités spatiales (comme des immeubles ou des routes), par exemple. Contrairement à ce que suggère le terme « agent », le concept d'objet permet ainsi de voir que tout peut être programmé en termes d'objets, pourvu que l'on ait une compréhension théorique claire de ce que l'on veut représenter. Un système multi-agents n'est donc nullement limité à représenter des individus. C'est également de ses fondements en termes d'objets que la méthode tire sa flexibilité dans la représentation de quatre éléments centraux pour l'analyse sociologique : a) les logiques de l'action individuelle ; b) l'hétérogénéité ; c) l'interdépendance entre les acteurs ; d) la pluralité des niveaux d'analyse.

8. Une objection possible à la relation que je suis en train d'établir entre la flexibilité d'un système multi-agents et la programmation orientée-objet est que, en principe, un système multi-agents peut être construit en utilisant des langages procéduraux ou fonctionnels classiques (voir, sur ce point, A. Izquierzo, L. R. A. Izquierzo et A. Segismundos, 2013, § 3). La réponse à cette objection est que, en pratique, plus un modèle se complexifie, plus l'effort en termes de programmation croît lorsque l'on n'utilise pas un outil exploitant, de manière directe ou indirecte, la programmation orientée-objet.

L'action individuelle

Pour ce qui est de la théorie de l'action, le caractère « vide » d'un objet implique que toutes sortes de règles peuvent être définies pour caractériser le comportement des objets appartenant à une classe donnée. Les objets peuvent certainement être programmés pour représenter des acteurs accomplissant des opérations de maximisation d'utilité plus ou moins sophistiquées (voir, par exemple, Y. Shoham et K. Leyton-Brown, 2009). Cependant, contrairement à ce qu'on lit souvent (voir, par exemple, J. Elster, 2009, § 2), il n'y a aucun lien nécessaire entre la simulation multi-agents et la théorie du choix rationnel (un point bien illustré aussi par J. A. Noguera *et al.* ainsi que par la note critique de F. Squazzoni dans ce volume). Les objets peuvent être utilisés pour construire des architectures internes aux agents grâce auxquelles émotions et croyances interagissent de manière complexe sans nécessairement déboucher sur des calculs d'optimisation de l'utilité (sur les « agents cognitifs », voir M. Wooldridge, 2000). Les systèmes multi-agents sont aussi le royaume des « heuristiques », en ce sens que les objets peuvent être dessinés pour exécuter des règles de comportement discrètes très simples (Miller et Page, 2004, p. 10). C'est d'ailleurs aux systèmes multi-agents que les économistes s'adressent quand ils doivent étudier certains « jeux » dans lesquels les acteurs sont censés suivre de manière itérée des comportements simples comme imiter le comportement de l'acteur ayant mieux réussi dans le passé récent (Alexander, 2007, p. 38-42 ; Gintis, 2009, p. 72-73).

L'hétérogénéité

Pour ce qui est de l'hétérogénéité, les objets permettent d'en modéliser aisément au moins cinq formes. Au sein d'une même classe d'objets, les objets peuvent avoir des valeurs différentes sur les attributs propres à cette classe. Entre les classes, par définition, les objets seront en revanche hétérogènes en termes d'attributs. Les objets peuvent également être hétérogènes quant à la séquence temporelle dans laquelle les actions qu'on leur assigne doivent s'exécuter. Enfin, les classes d'objets peuvent représenter des entités qui renvoient à une pluralité de niveaux d'analyse. L'hétérogénéité des croyances, des préférences et des logiques d'action peut être représentée et les conséquences macroscopiques de cette hétérogénéité peuvent être déduites. Au sein d'un système multi-agents, le chercheur n'est donc pas contraint à la simplification contenue dans la métaphore de l'« agent représentatif » (Gallegati et Kirman, 1999).

L'interdépendance

Que les objets puissent « communiquer », selon la définition de M. Wooldridge introduite précédemment, permet ensuite de comprendre l'origine profonde de la capacité des systèmes multi-agents à représenter l'interdépendance entre les entités d'intérêt. Le procédé fondamental à travers lequel cela se réalise consiste à faire entrer (numériquement ou logiquement) les valeurs d'une propriété de l'objet *A* dans l'une des règles responsables du comportement de l'objet *B*. En créant des renvois entre les objets dans la mémoire de l'ordinateur, on peut ensuite définir les entités pertinentes pour une entité donnée (le concept de « voisinage » auquel j'ai fait référence en décrivant le modèle pionnier de T. C. Schelling). C'est ainsi qu'un système multi-agents permet de créer des structures spatiales

(ce qui compte pour définir le voisinage étant la distance physique entre les entités) et relationnelles (ce qui compte pour définir le voisinage étant un lien entre *A* et *B*) au sein desquelles les entités sont censées évoluer (voisinages spatiaux et relationnels peuvent d'ailleurs être imbriqués). Il devient ainsi possible non seulement de représenter toutes sortes de structures d'interaction, mais aussi de faire dépendre le comportement des entités (et leurs états internes) de l'état de leur voisinage local ainsi que de la structure globale des interactions.

Les niveaux d'analyse

Enfin, prêter attention au caractère vide de l'unité fondamentale d'un système multi-agents, c'est-à-dire les objets, permet de saisir l'origine de la capacité de cette méthode consistant à représenter, au sein d'un même modèle, une pluralité d'entités renvoyant à des niveaux d'abstraction différents. Une classe d'objets peut, par exemple, représenter un ensemble d'organisations tandis qu'une seconde classe d'objets peut représenter des acteurs ; la communication entre les objets peut ensuite être utilisée pour représenter des effets d'influence allant des organisations vers les acteurs (pour un exemple d'architecture complexe de ce type combinant plusieurs niveaux d'analyse, voir J. Ferber, O. Gutknecht et F. Michel, 2004 ; J. Ferber, F. Michel et J. Baez, 2005 ; voir aussi la discussion des « agents-villes » dans P. Livet, D. Phan et L. Sanders dans ce volume)⁹.

On dispose à présent de tous les éléments pour bien comprendre pourquoi l'unité fondamentale sur laquelle un système multi-agents est construit, à savoir les objets, fait de cette méthode une approche privilégiée pour étudier des explications conçues en termes de mécanismes. Tout d'abord, dès que l'on pense en termes d'objets, une affinité de fond apparaît entre un (ensemble de) mécanisme(s) et un système multi-agents. Tel que j'ai proposé de le définir dans la partie précédente, un mécanisme est un ensemble d'entités, avec leurs propriétés et activités, qui interagissent pour produire un résultat donné à un niveau d'abstraction supérieur. Nous savons maintenant qu'un système multi-agents est une collection d'objets définis par leurs attributs et règles de fonctionnement qui échangent des informations s'influençant les uns les autres. Un mécanisme, tout comme un système multi-agents, est en principe neutre quant à son contenu. Selon le phénomène observé, les entités d'un mécanisme seront d'un certain type, de même que les objets d'un système multi-agents prendront telle ou telle forme selon les entités/actions que l'on veut modéliser. Ainsi, il existe une homologie de structure forte dans la forme (entités/propriétés/activités/interactions *versus* objets/attributs/fonctions/communications) et dans le contenu (vide, dans les deux cas) entre ce que l'on veut étudier – les mécanismes – et la méthode que l'on utilise – les systèmes multi-agents. À condition d'avoir une représentation théorique de ces mécanismes, la méthode peut modéliser leur structure avec un niveau de détail quelconque.

9. Je n'ignore pas que les objets se situent tous au même niveau d'analyse, en ce sens qu'ils se trouvent tous dans la mémoire vive de l'ordinateur (Boschetti, 2011). La question est que cette réalité physique n'implique pas que les objets ne puissent pas être dessinés et agencés (à travers les flux d'informations transitant entre eux) de telle sorte qu'ils représentent des entités renvoyant à des niveaux d'analyse différents (Epstein, 2014, p. 165 ; pour un exemple en biologie, voir J. Wang *et al.*, 2013).

Notons, enfin, que l'explication par les mécanismes ne requiert pas seulement de décrire avec précision le comportement des entités et les connexions entre elles ayant pu engendrer les faits d'intérêt. Cette conception de l'explication demande également que l'on prouve, selon l'expression de J. M. Epstein, la « suffisance générative » de cette description en ce sens que le fait d'intérêt doit être engendré à partir du modèle du mécanisme postulé. La nature algorithmique d'un système multi-agents rend possible cette opération de rétro-ingénierie¹⁰. En effet, la simulation du système multi-agents consiste dans la répétition pas à pas des règles définissant le comportement des objets, la mise à jour systématique de leurs attributs et l'échange d'informations entre eux. De la sorte, le processus potentiellement contenu dans le mécanisme représenté dans le système multi-agents peut se dérouler et, *in fine*, les conséquences du modèle peuvent être déduites et quantifiées. Le requis de la « générativité » propre à l'explication par les mécanismes trouve ainsi une mise en œuvre dans la partie dynamique d'un système multi-agents à travers ce que Patrick Doreian (1999, p. 98-99) a qualifié de « causalité algorithmique ».

L'association que l'on opère souvent en sociologie, comme ailleurs (en biologie, voir, par exemple, B. C. Thorne, A. M. Bailey et S. M. Peirce, 2007, p. 252), entre l'étude des mécanismes et la simulation multi-agents a donc des raisons profondes qui tiennent au fonctionnement interne de la méthode. La structure par « objets » permet la plus grande flexibilité dans la représentation des détails d'un mécanisme tandis que la mise à jour pas à pas et la communication entre ces objets assurent de pouvoir déclencher les conséquences dynamiques, c'est-à-dire le processus, du mécanisme. Ce qui devient ainsi possible, *in fine*, est la détermination des conséquences macroscopiques du (modèle du) mécanisme sous observation, quelles que soient sa forme et sa complexité.

Le problème de la transition micro-macro

La discussion de la structure « interne » d'un système multi-agents que je viens de proposer peut être utilisée afin de soutenir que la simulation multi-agents ouvre des pistes prometteuses pour traiter une question centrale en sociologie, à savoir le « problème de la transformation » ou, si l'on préfère, de la transition « micro-macro » (voir, respectivement, R. Wippler et S. Lindenberg, 1987 ; M. Cherkaoui, 2003), c'est-à-dire l'analyse des mécanismes qui permettent aux comportements des entités de bas niveau de se combiner pour produire des régularités à un niveau supérieur d'abstraction.

Dans un article classique, James S. Coleman (1986, p. 1321) reconnaissait la centralité du problème de la transformation et allait jusqu'à affirmer que ce problème, et non celui du raffinement de la théorie de l'action (J. S. Coleman était en train de dialoguer avec T. Parsons), constitue « l'obstacle théorique majeur » au développement de la théorie sociologique. Ce qui compte pour mon propos, ici, est la manière dont J. S. Coleman justifie cette affirmation. Selon lui, le problème

10. En général, une opération de rétro-ingénierie (*reverse engineering*) consiste à essayer de reproduire le comportement d'un objet (un logiciel, par exemple) sans connaître son fonctionnement interne (Eilam, 2005).

de la transformation est sous-développé parce que, alors que la technique quantitative est bien armée pour étudier les effets de l'appartenance à tel ou tel groupe sur la probabilité de tel ou tel comportement, les sociologues ne disposent pas de techniques de raffinement comparables pour étudier des systèmes d'entités interdépendantes et la façon dont ces interdépendances se combinent de manière dynamique pour produire des effets macroscopiques (*ibid.*, p. 1316, p. 1329).

Au moment où J. S. Coleman développait cet argument, bien que des formes embryonnaires de simulation multi-agents comme celle de T. C. Schelling aient déjà été formulées, il était difficile d'imaginer les développements récents de cette méthode. La discussion que j'ai menée suggère que la simulation multi-agents constitue aujourd'hui un outil puissant pour traiter le « problème de la transformation » en raison de la manière dont elle permet, d'une part, de modéliser le comportement des entités de bas niveau et, d'autre part, de traiter l'interdépendance entre ces entités.

Pour ce qui est du premier point, en économie comme dans une partie de la sociologie, la stratégie que l'on a souvent adoptée pour traiter le problème de la transformation a été de se donner une image très simple de l'acteur (comme d'un dispositif opérant des calculs d'optimisation) et de supposer que tous les acteurs suivent la même logique d'action, ce qui, en raison de l'homogénéité postulée, permet de traiter tous les acteurs comme s'ils étaient un seul, et d'appliquer donc le raccourci de l'« agent représentatif » (voir, sur ce point, Alan Kirman, 1992). L'argument selon lequel l'image de l'acteur doit rester simple afin d'éviter que le problème de l'agrégation ne devienne plus difficile à traiter (sur le plan mathématique, notamment) se retrouve d'ailleurs souvent au sein d'une certaine tradition d'inspiration actionniste (Coleman, 1990, p. 19 ; pour une discussion plus récente, voir W. Raub, V. Buskens et M. A. L. M. van Hassen, 2011, § 5)¹¹.

La simulation multi-agents permet de sortir de cette impasse car, puisque les entités de base sont modélisées individuellement sous la forme d'« objets » et le résultat de leur comportement à un niveau d'agrégation donné déterminé pas à pas, ni l'hétérogénéité ni le type d'action que l'on prête à ces entités ne constituent un obstacle à l'étude de la transition du niveau « micro » au niveau « macro ». La simulation multi-agents rompt ainsi le compromis – auquel une grande partie de la modélisation mathématique, tout comme le langage naturel sont contraints –, entre simplisme des hypothèses microscopiques et possibilité d'établir leurs conséquences macroscopiques.

11. Notons que le réalisme auquel aboutit un modèle multi-agents peut déboucher tant sur plus de complexité que sur une plus grande simplification de l'image de l'acteur. Dans son dernier livre, J. M. Epstein (2014, p. 3) s'inspire des neurosciences pour augmenter la complexité interne des agents et remarque que, si cette discipline recherche plus de complexité au sein de l'acteur, elle n'a pas d'outils pour dériver les conséquences collectives de cette complexité infra-individuelle. La simulation multi-agents, souligne-t-il, devrait donc être conviée à cet effet. De nombreux travaux récents en psychologie cognitive, en revanche, font abstraction de la complexité interne des acteurs et étudient de manière expérimentale les raccourcis (les « heuristiques ») que ces derniers mettent en œuvre pour gérer la complexité de la vie sociale (pour une synthèse de cette littérature, voir G. Gigerenzer et W. Gaissmaier, 2011). La simulation multi-agents peut également être utilisée pour dériver les conséquences macroscopiques de modèles postulant des réseaux d'acteurs suivant la logique de l'*homo heuristicus* (pour deux exemples, voir P. M. Todd, F. C. Billari et J. Simao, 2005 ; G. Manzo et D. Baldassarri, 2014).

L'interdépendance des acteurs, aspect qui représente, selon J. S. Coleman, le principal obstacle dans la modélisation du passage des niveaux microscopique à macroscopique, est le second élément que la simulation multi-agents permet de traiter de manière particulièrement flexible. Nous avons vu que l'un des traits typiques des « objets » est de pouvoir communiquer entre eux et d'être agencés dans des structures spatiales et/ou réticulaires de sorte que le comportement de chaque agent artificiel peut dépendre du comportement des agents qui constituent son « voisinage ». Cette dépendance peut être modélisée de manière très fine dans la mesure où, en jouant avec les attributs des « objets », on peut représenter des composantes internes des agents comme leurs croyances, leurs raisons ou leurs émotions, et les faire évoluer de façon dynamique en fonction du comportement du voisinage de l'agent ou même d'un agent en particulier. Le point fondamental ici est que, puisque les règles de comportement des entités élémentaires sont exécutées pas à pas et que l'on calcule progressivement le résultat des influences locales auxquelles ces comportements sont soumis (en réinjectant ces résultats dans l'itération suivante), le résultat macroscopique final peut être dérivé. *In fine*, c'est le caractère récursif de la simulation qui permet la détermination des implications macroscopiques des influences locales macro-micro nichées dans une structure d'interdépendance donnée.

Pour conclure, demandons-nous pourquoi la simulation multi-agents serait mieux à même de traiter l'interdépendance dans la transition micro-macro que des méthodes d'analyse des réseaux sociaux (méthodes que J. S. Coleman lui-même considérerait comme une voie prometteuse) (l'article de S. Gabbriellini, dans ce volume, aborde aussi cette interrogation). Si l'on considère les variantes les plus élaborées de la modélisation statistique pour les données relationnelles (voir, pour une vue synthétique, Tom A. B. Snijders, 2011), la différence avec la simulation multi-agents *stricto sensu* est double. D'une part, sur le versant des effets contraignant le comportement des acteurs, les mécanismes postulés dans ces modèles statistiques se limitent à des propriétés structurelles telles que la transitivité sans que les origines microscopiques de leurs effets soient éclairées. Un modèle multi-agents peut, en revanche, décrire comment chacune de ces propriétés a un impact sur le comportement des agents, en postulant par exemple des liens de dépendance entre la topologie du réseau et des composantes de l'action des acteurs comme les opportunités et/ou les croyances. Sur le versant ascendant, ensuite, les formes les plus sophistiquées d'analyse statistique des réseaux sociaux ont pour objet la probabilité de création/destruction d'un lien et, par conséquent, le seul type de conséquences macroscopiques auxquelles ces modèles statistiques s'intéressent concerne la structuration du réseau lui-même. La simulation multi-agents, en revanche, peut insérer les interdépendances médiatisées par un réseau de liens dans un mécanisme plus général et s'intéresser ainsi à des conséquences macroscopiques situées à un niveau d'abstraction supérieur à celui du réseau lui-même¹².

12. C'est en effet à la simulation multi-agents comme complément à l'analyse des réseaux que l'on recourt quand l'objectif est de modéliser de manière plus fine les mécanismes responsables des effets de telle ou telle propriété structurelle (Monge et Contractor, 2003, chap. 4) ainsi que lorsque l'objectif de l'analyse est d'étudier les conséquences systémiques de la présence de telle ou telle structure réticulaire (voir, par exemple, D. Centola et M. W. Macy, 2007).

La simulation multi-agents et les données empiriques

Jusqu'ici, j'ai présenté la simulation multi-agents comme un outil capable, en raison de sa structure profonde, de mettre en œuvre des modèles théoriques ayant un détail quelconque et de les utiliser pour reconstruire *in silico*, sous forme numérique, les régularités que l'on veut expliquer. En revanche, je n'ai jamais évoqué la relation qui peut exister entre une simulation multi-agents et les données empiriques.

Selon certains, il ne s'agirait pas d'une omission de taille. En effet, la simulation multi-agents (et la simulation en général), est souvent considérée comme étant incapable d'établir des inférences sur le monde réel (voir, entre autres, T. Grüne-Yanoff, 2009). Selon ce point de vue, cette méthode ne peut être qu'un instrument de théorisation. À la lumière de la variété de stratégies dont on dispose aujourd'hui pour mettre en relation une simulation multi-agents avec les données empiriques et pour évaluer la robustesse d'une simulation, on peut considérer que cette critique repose sur une vision simpliste de la méthode (pour des analyses allant dans ce sens, voir R. Muldoon, 2007 ; J. Reiss, 2011, p. 253-254 ; L. Casini, 2014). Ce sont donc ces stratégies de mise en relation d'une simulation multi-agents avec les données empiriques que je voudrais brièvement rappeler¹³.

Selon les données disponibles, une première possibilité consiste à confronter les structures (et les dynamiques) numériques macroscopiques engendrées par la simulation du modèle à des données quantitatives agrégées issues d'enquêtes, de sources administratives ou de traces numériques de natures variées (comme celles laissées sur internet) permettant d'objectiver les régularités macroscopiques d'intérêt. Pour réaliser cette comparaison, l'analyse statistique peut être utilisée à la fois pour décrire les données simulées et empiriques en parallèle ainsi que pour évaluer les écarts entre les deux séries de données (voir S. Gabbriellini dans ce volume). Cette opération n'est pas simple (Fagiolo, Windrum et Moneta, 2007) et de nouvelles procédures sont régulièrement proposées (Thorngate et Edmonds, 2013). Elle peut néanmoins être réalisée de manière rigoureuse quand les données le permettent, tant d'un point de vue transversal que diachronique (pour deux exemples, voir, respectivement, G. Manzo, 2013a ; S. Gonzalez-Bailon et T. E. Murphy, 2013).

13. La position que je défends ici n'ignore pas le point rappelé par Michael Macy et Yoshimichi Sato (2008, 1.4) quand ils notent que « *it is empirical research, not an agent-based model, that bears the burden of proof. The computational model can generate hypotheses for empirical testing, but it cannot "bear the burden of proof"* ». Par ailleurs, il est incontestable que vouloir mettre en relation trop rapidement une simulation multi-agents avec les données empiriques comporte des dangers. En effet, si le comportement du modèle n'a pas été étudié auparavant de manière systématique sur l'ensemble de l'espace des paramètres le définissant (je reviendrai sur ce point dans la partie suivante), on risque de ne pas repérer des résultats étranges (pouvant résulter par exemple d'une erreur de programmation) ou incohérents par rapport à la signification théorique que l'on prête aux mécanismes représentés (signalant ainsi que ces mécanismes ont été formalisés de manière incorrecte). Ainsi, se rapprocher trop vite des données empiriques peut conduire à vouloir valider un modèle qui ne mérite pas (encore) cet effort. Si l'exploration purement théorique d'une simulation multi-agents a donc une valeur en soi, il est tout à fait légitime (et techniquement possible) de faire communiquer une simulation multi-agents avec les données empiriques une fois que l'on a suffisamment confiance en sa solidité et sa cohérence théorique.

La seconde stratégie de validation d'une simulation multi-agents est liée aux limites de la première. En effet, la congruence des structures macroscopiques simulées et réelles n'est pas une preuve en soi du réalisme des détails microscopiques et relationnels dessinés pour engendrer les structures macroscopiques. Dans la terminologie de J. M. Epstein (2006, p. 8-9), cette congruence prouve seulement la « suffisance générative » du modèle, mais elle n'exclut pas que des spécifications microscopiques (partiellement) alternatives puissent engendrer des structures (et des dynamiques) macroscopiques également réalistes. La « calibration » empirique d'une simulation multi-agents est une stratégie destinée à répondre à ce problème. L'idée générale est de fonder la spécification microscopique et relationnelle de la simulation sur des données empiriques de telle sorte que l'on puisse justifier le réalisme de la spécification de « bas » niveau.

Cette opération de calibration peut être réalisée de manière indirecte ou directe. Dans le premier cas, on exploite des observations qualitatives et ethnographiques (voir A. Casilli, J. Rouchier et P. Tubaro dans ce volume ; plus généralement, S. Moss et B. Edmonds, 2005 ; S. Moss, 2008) ou bien les résultats d'expériences de laboratoire (Duffy, 2006 ; Fischbacher et Gächter, 2010 ; Boero *et al.*, 2010) pour définir les comportements des agents et leurs interactions. Quand on calibre empiriquement une simulation multi-agents de manière directe, en revanche, il s'agit d'introduire des informations empiriques sous forme quantitative dans plusieurs composantes du modèle (comme le font J. A. Noguera *et al.* ainsi que S. Gabriellini dans ce volume). Selon le modèle étudié et les données disponibles, on peut, par exemple, initialiser les valeurs des attributs des agents à partir des distributions réelles de ces attributs ou extraire aléatoirement ces valeurs des distributions de probabilité ajustées sur les distributions réelles (Brown et Robinson, 2006 ; Bruch et Mare, 2006). On peut aussi utiliser des formes fonctionnelles (probabilistes) estimées sur les données réelles pour représenter la manière dont les attributs des agents artificiels se combinent et les conduire à tel ou tel comportement (Hedström, 2005, chap. 6). De manière similaire, on peut exploiter des informations issues de réseaux empiriques pour définir les propriétés et la topologie du réseau artificiel dans lequel les agents sont censés évoluer (Rolfe, 2014). En utilisant des données géoréférencées, on peut même définir la structure spatiale des interactions des agents sur la base de distances physiques réelles (Crooks et Castle, 2011 ; Girardin et Cederman, 2007).

En combinant ces différentes dimensions, quand cela est possible, on arrive vite à des simulations multi-agents fortement contraintes par les données empiriques et avec un haut degré de réalisme, tant du point de vue des conditions initiales que du comportement des agents, de leurs interactions et de leur environnement. Des travaux désormais classiques en archéologie (voir, pour une synthèse, J. M. Epstein, 2006, chap. 4-6), ainsi qu'en épidémiologie (voir, pour un exemple récent, E. Frías-Martínez, G. Williamson et V. Frías-Martínez, 2011) illustrent bien ces formes poussées de calibration empirique dont l'objectif devient la reproduction *in silico* presque parfaite du phénomène d'intérêt et la prédiction de ses

états futurs, plus que la simple élimination de micro- et méso-spécifications concurrentes¹⁴.

La communication entre la simulation multi-agents et les données empiriques est sans aucun doute fondamentale pour que cette méthode puisse atteindre les objectifs explicatifs qu'on lui prête. Cependant, il faut avoir conscience que trop demander à la calibration empirique, sur le plan « macro » comme au niveau « micro », peut amener le chercheur à sélectionner les aspects à modéliser en fonction de la disponibilité de données empiriques. Dans ce sens, l'opération de calibration empirique contient une tendance « conservatrice » sur le plan théorique (voir, sur ce point, G. Fagiolo, P. Windrum et A. Moneta, 2007, p. 211-212). C'est donc un compromis qu'il faut trouver, au cas par cas, entre, d'une part, la raison profonde pour laquelle on mobilise la simulation multi-agents par rapport à d'autres formes de simulation, à savoir la possibilité de détailler et d'étudier des aspects pour lesquels les données empiriques sont insuffisantes, et, d'autre part, la volonté légitime de contraindre le modèle à des informations empiriques en entrée et en sortie.

Les points critiques de la simulation multi-agents

L'objection qui a motivé la partie précédente, selon laquelle la simulation multi-agents ne peut que servir d'outil d'exploration théorique, se retrouve derrière les autres critiques que l'on adresse régulièrement à cette méthode (avec une vigueur particulière chez les économistes, voir, pour une vue d'ensemble, R. Leombruni et M. Richiardi, 2005). Puisque les résultats que la simulation multi-agents produit dépendent des conditions de départ (Fararo et Kosaka, 1976, p. 431-433 ; Sørensen, 1976, p. 85, p. 89 ; plus récemment, Gould, 2002, p. 1169-1170), sont incertains (Reiss, 2011, p. 258-259), ne sont pas transparents (Young, 2006 ; Gintis, 2013 ; Treuil, Drogoul et Zucker, 2008, chap. 7) et sont faiblement comparables et reproductibles (Fagiolo, Windrum et Moneta, 2007, p. 198), la simulation multi-agents ne pourrait pas contribuer à la connaissance du monde réel et devrait, en conséquence, au mieux se limiter à aiguiller notre imagination théorique.

14. Quand cette variante de la calibration empirique est mise en œuvre, la simulation multi-agents se rapproche d'autres formes de simulation informatique, comme la micro-simulation, qui modélisent également le comportement de chaque entité singulièrement sur la base d'une série d'événements aléatoires empiriquement calibrés (pour une analyse détaillée de la micro-simulation en démographie, voir E. V. Imhoff et W. Post, 1998). La simulation multi-agents diffère cependant de la micro-simulation parce qu'elle laisse toujours la possibilité de détailler ce pour quoi nous n'avons pas d'information empirique afin d'estimer une probabilité mais que nous voulons néanmoins explorer théoriquement (Billari *et al.*, 2006, p. 8). Dans les travaux comparant simulation multi-agents et micro-simulation (voir, entre autres, Mark Birkin et Belinda Wu, 2012 ; Eric Silverman *et al.*, 2013), on insiste d'ailleurs sur la plus grande flexibilité de la première pour modéliser les effets de rétroaction du niveau « haut » sur le niveau « bas » ainsi que sur la complexité des comportements et des interactions (sur l'interdépendance en micro-simulation, voir E. V. Imhoff et W. Post, 1998, p. 117-119). C'est pourquoi Francesco C. Billari et Alexia Prskawetz (2003, p. 4) suggèrent de considérer la micro-simulation comme un cas particulier de simulation multi-agents.

Bien qu'il soit indéniable qu'il s'agit là de points critiques réels, quand on regarde dans le détail le fonctionnement de la simulation multi-agents comparée à des méthodes qu'on lui oppose comme étant plus fiables, telles que les expériences de laboratoire, les modèles mathématiques ou l'analyse statistique et l'économétrie (pour des analyses comparées de ce type, voir, par exemple, R. Leombruni et M. Ricchiardi, 2005 ; E. Winsberg, 2009 ; J. Reiss, 2011), on s'aperçoit que les détracteurs de la simulation multi-agents (et de la simulation plus généralement) tendent à sous-estimer l'existence de problèmes comparables pour les méthodes qu'ils préfèrent ; le prix auquel certains problèmes sont résolus à l'aide de ces méthodes ; et les solutions que l'on peut adopter pour augmenter la fiabilité des résultats produits par la simulation (multi-agents). Sans ignorer que ces solutions sont perfectibles et encore difficiles à mettre en œuvre (Thiele, Kurth et Grimm, 2014), c'est sur ces dernières que je voudrais me concentrer dans ce qui suit.

La dépendance des résultats d'une simulation multi-agents

Cette dépendance a deux origines distinctes mais interdépendantes. D'une part, les structures (et les dynamiques) engendrées dépendent toujours des valeurs des paramètres du modèle sous lesquelles une simulation donnée a été réalisée. D'autre part, les résultats simulés dépendent de chaque détail de la structure « interne » du modèle. En fonction des informations empiriques disponibles, les stratégies à suivre pour traiter ce problème ne sont pas les mêmes.

Dépendance à l'égard des valeurs initiales

Pour ce qui est de la dépendance des résultats envers les valeurs retenues pour les paramètres du modèle, si le chercheur dispose au moins de données précises sur la structure macroscopique d'intérêt et s'il a des raisons théoriques et empiriques fortes de croire au réalisme de la spécification microscopique du modèle, il est possible de « fixer » la valeur de ces paramètres à travers des procédures itératives non paramétriques consistant à la modifier jusqu'à obtenir la plus grande proximité entre les structures macroscopiques simulées et celles observées (voir S. Gabbriellini dans ce volume). Cette forme de paramétrisation est commune parmi les praticiens de la simulation multi-agents : on l'indique souvent par le terme « calibration » (Railsback et Grimm, 2011, chap. 20)¹⁵. En revanche, quand le chercheur ne dispose pas de données empiriques suffisamment détaillées pour « fixer » la valeur des paramètres, l'analyse du modèle ne peut reposer que sur ce que l'on appelle l'« analyse de sensibilité ». Par-delà la diversité des options techniques disponibles (pour une revue détaillée, voir A. K. Saltelli, E. Chan et M. Scott, 2000 ; voir aussi, F. Stonedahl et U. Wilenski, 2010), cette approche peut s'entendre de deux manières. Dans un sens strict, l'analyse de sensibilité revient à évaluer l'entité de la variation dans un résultat donné du modèle pour une variation donnée de l'un de ses paramètres (il s'agit de ce que l'on appelle parfois

15. En macroéconomie, il y a un vif débat autour de la possibilité de calibrer des modèles théoriques étudiés par simulation (voir la critique de L. P. Hansen et J. Heckman, 1996, à l'approche de l'analyse des cycles économiques réels). J. Reiss (2011, p. 256-260) explique pourquoi il serait erroné de transposer ce débat tel quel dans le domaine de la simulation multi-agents et de l'utiliser ainsi pour critiquer cette forme spécifique de simulation.

l'« analyse de sensibilité locale », voir Steven F. Railsback et Volker Grimm, 2011, p. 293-295 ; A. Casilli, J. Rouchier et P. Tubaro dans ce volume suivent cette procédure). Dans un sens plus large, l'analyse de sensibilité indique toute stratégie vouée à étudier la manière selon laquelle le comportement du modèle change dans son espace paramétrique, c'est-à-dire sur l'ensemble des combinaisons possibles des valeurs que chaque paramètre du modèle peut recevoir (il s'agit de ce que l'on appelle l'« analyse de sensibilité globale », voir S. F. Railsback et V. Grimm, 2011, p. 297 ; J. A. Noguera *et al.* ainsi que S. Gabbriellini s'approchent de cette procédure). L'analyse statistique multivariée peut ensuite être utilisée pour décrire les variations des résultats simulés en fonction des variations dans les valeurs des paramètres (pour deux exemples, voir T. J. Fararo et C. T. Butts, 1999, p. 51-52 ; G. Manzo et D. Baldassarri, 2014).

Dépendance à l'égard de la structure interne

Pour ce qui concerne la dépendance des résultats du modèle envers sa structure interne, quand on n'a pas d'informations empiriques suffisamment fines pour « fixer » cette structure (autrement dit, lorsque les formes de « calibration » discutées dans la section précédente ne sont pas viables), la voie à poursuivre est celle de l'« analyse de robustesse » (Railsback et Grimm, 2011, p. 302-306). À la différence de l'analyse de sensibilité, il n'est pas facile de proposer ici des recettes générales car, par définition, la structure interne d'un modèle lui est spécifique (Epstein, 2006, p. 30-31). En règle générale, cependant, ce qu'il s'agit de modifier afin d'évaluer la stabilité des résultats concerne les aspects suivants : a) la forme des distributions de probabilités utilisées pour les parties stochastiques du modèle ; b) les formes fonctionnelles adoptées pour relier les attributs des entités élémentaires ; c) les règles de comportement de ces entités ; d) la structure de leurs interactions (ce qui est fait souvent en simulant le modèle sous plusieurs topologies du réseau, une pratique rendue populaire par R. Axtell, 2001 ; voir aussi J. A. Noguera *et al.* dans ce volume) ; e) la séquence suivie pour « appeler » chaque entité ; f) la manière dont les comportements des entités élémentaires sont agencés et mis à jour d'un point de vue temporel (sur ces deux derniers points, voir R. Axtell, 2001 ; J. H. Miller et S. E. Page, 2004).

L'incertitude des résultats d'une simulation multi-agents

Un deuxième aspect délicat de l'analyse d'une simulation multi-agents concerne la variabilité des résultats que l'on obtient en fonction de la structure interne du modèle pour un même jeu de paramètres lorsque l'on répète la simulation du modèle plusieurs fois (Troitzsch, 2014). Cette variabilité a son origine dans les éléments aléatoires contenus dans le modèle (comme une règle de décision probabiliste déterminant le choix des agents, par exemple). Elle doit être contrôlée afin de ne pas confondre la variabilité due à un changement substantiel du modèle à celle dérivant de ses composantes aléatoires (ce qui peut se faire en contrôlant la « graine » qui gère la génération des nombres pseudo-aléatoires dans la simulation). Cette variabilité doit aussi être quantifiée et décrite, ce qui requiert que, pour chaque jeu de paramètres, la simulation soit répliquée un certain nombre de fois. Cette exigence allonge les temps de calcul nécessaire à l'étude d'un modèle (surtout quand on accepte d'examiner de manière systématique l'espace des paramètres) et demande au chercheur d'être créatif dans la présentation de ses

résultats. À ce sujet, quand on s'intéresse au comportement macroscopique du modèle, on peut décrire la tendance centrale de la distribution des répétitions accompagnée d'une mesure de dispersion. Si l'objectif est de comparer les données macroscopiques simulées à des données agrégées réelles, une stratégie possible consiste alors à évaluer le degré de chevauchement entre la variabilité de la simulation entre les répétitions et la variabilité empirique entre plusieurs échantillons (pour un exemple de cette stratégie, voir G. Manzo, 2013a). La question est plus délicate lorsque l'on s'intéresse aux trajectoires de chaque agent artificiel. Dans ce cas, la pluralité de combinaisons paramétriques à étudier avec la variabilité des simulations au sein de chaque combinaison engendre rapidement des structures de données très volumineuses et difficiles à décrire. Pour traiter cette double variabilité, on a récemment proposé d'utiliser des modèles de régression multi-niveaux (pour deux exemples, voir G. Manzo, 2013b ; C. Fountain et K. Stovel, 2014).

La transparence des résultats d'une simulation multi-agents

Cette référence aux trajectoires de chaque agent nous amène à un troisième point délicat de la simulation multi-agents, à savoir la compréhension du fonctionnement interne du modèle que l'on simule. Par fonctionnement interne, j'entends les détails numériques concernant la manière dont les agents évoluent, leurs interactions et les effets de rétroaction qui s'établissent une fois la simulation lancée. En effet, bien que les mécanismes théoriques codés dans le programme informatique soient parfaitement clairs (c'est nous qui les dessinons !), le processus engendré par ces mécanismes n'est pas toujours simple à comprendre. C'est pourtant ce processus qui doit être compris pour clarifier l'origine du comportement du modèle dans les différentes aires de son espace paramétrique.

La lourdeur de la tâche varie selon la complexité de la spécification microscopique du modèle (Macy et Flache, 2009, p. 261-264). Dans une certaine mesure, l'analyse de sensibilité constitue en soi un outil qui aide à développer des intuitions sur le fonctionnement du modèle (voir, à ce sujet, les première, deuxième et sixième « heuristiques » proposées par S. F. Railsback et V. Grimm, 2011, p. 280, p. 282). Dans un esprit similaire, la description mathématique des séquences d'états à travers lesquelles passe le modèle – en utilisant des équations différentielles (Huet et Deffuant, 2008) ou des chaînes de Markov (Izquierdo, Izquierdo et Segismundos, 2013), par exemple – peut aussi aider à mieux comprendre la dynamique du modèle. Pour saisir le détail numérique sous-jacent au comportement agrégé d'une simulation multi-agents, il est cependant souvent nécessaire de mettre en œuvre des opérations plus spécifiques. Dans certains cas, il est possible d'activer de manière séquentielle les mécanismes postulés de sorte que l'on puisse isoler leur effet à la fois sur la dynamique interne du modèle et sur ses résultats agrégés (pour un exemple, voir G. Manzo, 2013a). Quand cette opération n'est pas suffisante (ou impossible car les mécanismes postulés sont imbriqués), il s'agit d'inventer des mesures *ad hoc* – que S. F. Railsback et V. Grimm (2011, p. 284) appellent les « *currencies* » du modèle – pour étudier comment tel ou tel aspect de « bas » niveau évolue au cours du temps ainsi que son impact sur le résultat agrégé d'intérêt (J. A. Noguera *et al.*, dans ce volume, ont suivi une démarche de ce type).

La reproductibilité des résultats d'une simulation multi-agents

La standardisation des procédures de construction et d'analyse d'un modèle multi-agents est d'ailleurs un point critique en soi (voir, pour une revue détaillée, B. Müller *et al.*, 2014). En dépit du développement de plateformes destinées à construire et analyser des simulations multi-agents (Nikolai et Madey, 2009 ; Lytinen et Railsback, 2012), les chercheurs, dans ce domaine, se trouvent encore largement dans la situation qui a caractérisé l'utilisation des méthodes statistiques en sciences sociales jusqu'à l'apparition des logiciels d'analyse pour micro-processeur (voir, sur ce point, N. Gilbert et S. Bankes, 2002), période pendant laquelle un chercheur devait écrire son propre code informatique implémentant les algorithmes dont il avait besoin. Cette situation est pour partie due à la nature même de la simulation multi-agents. Puisqu'il s'agit de formaliser des mécanismes pouvant engendrer une régularité donnée, le type de code informatique nécessaire pour implémenter une représentation de ces mécanismes dépend fortement du phénomène observé et des hypothèses que l'on veut formaliser.

Cette spécificité a néanmoins une conséquence négative : les modèles se multiplient plutôt qu'ils ne se cumulent (sur ce point, voir J. Rouchier, 2013). Puisqu'il n'est pas aisé d'expliquer tous les détails d'un modèle dans un article et que le code informatique n'est pas toujours rendu disponible, la réplication des modèles publiés est difficile. Quand l'exercice est réalisé, l'analyse se limite en général à prouver que tel ou tel résultat du modèle observé n'est pas confirmé si tel ou tel aspect du modèle est modifié (voir, par exemple, J. M. Galan et L. R. Izquierdo, 2005 ; M. Meadows et D. Cliff, 2012 ; A. Van de Rijt, D. Siegel et M. Macy, 2009 ; U. Wilensky et W. Rand, 2007) et, souvent, en raison de l'insuffisance des informations fournies, l'analyse débouche sur une controverse quant à ce que les auteurs pouvaient répliquer au regard de ce qu'ils ont en réalité répliqué (sur ce point, il est par exemple instructif de lire, successivement, O. Will et R. Hegselmann, 2008 ; M. Macy et Y. Sato, 2008).

Pour créer une communication plus transparente qui puisse à la fois aider à la réutilisation et à la réplication des modèles, deux tendances se dessinent. D'une part, on a proposé des protocoles de standardisation de présentation d'un modèle multi-agents (Richiardi *et al.*, 2006 ; Grimm, Berger et DeAngelis, 2010). D'autre part, des plateformes de classification et de partage de modèles – tant génériques (telles que *OpenAbm* ; voir Janssen *et al.*, 2008) que spécifiques à un langage donné (comme *NetLogo*) – se développent. Bien que cela puisse sembler marginal, il faut, enfin, noter une prise de conscience croissante de l'importance que l'enseignement de cette méthode (encore rare dans les programmes universitaires en sciences sociales) pourrait avoir sur la diffusion de meilleures pratiques méthodologiques (sur ce point, voir C. M. Macal et M. J. North, 2013).

*

* *

En sciences humaines et sociales, en France comme à l'étranger, la simulation multi-agents est encore le fait d'une minorité de chercheurs. Pour cette raison, j'ai rédigé une introduction à cette méthode qui s'adresse aux lecteurs curieux de la découvrir plus qu'aux spécialistes. Mon objectif était de fournir un guide

destiné à s'orienter dans les principaux débats théoriques et méthodologiques qui structurent la littérature, riche et en expansion continue, sur la simulation multi-agents.

Ainsi, en m'appuyant sur des exemples, j'ai d'abord clarifié ce qu'est la simulation multi-agents et en quoi elle diffère d'autres formes de simulation informatique. Notamment, j'ai soutenu que la flexibilité constitue le trait distinctif de cette méthode, tant du point de vue de ce qu'elle permet de représenter que des formalismes qu'elle autorise à manipuler. Ensuite, j'ai insisté sur le fait que la simulation multi-agents permet de mettre en œuvre une conception spécifique de l'explication, à savoir l'idée qu'expliquer revient à reconstruire l'*explanandum*, et j'ai montré que cette conception a été associée à la simulation informatique dans plusieurs disciplines (y compris en dehors des sciences sociales). Enfin, j'ai exposé la source « profonde » de la flexibilité de la simulation multi-agents en rentrant notamment dans les détails du type de programmation informatique sous-tendant la construction d'un système multi-agents. Ce passage plus technique m'a permis de montrer aussi pourquoi la simulation multi-agents ouvre des pistes prometteuses pour construire des modèles théoriques qui traitent, plutôt qu'ils n'esquivent, le problème de la transition « micro-macro ». Enfin, j'ai abordé les points critiques que la simulation multi-agents doit surmonter afin de ne pas sombrer dans la « science-fiction », ce qui m'a amené à discuter les stratégies que l'on peut utiliser pour relier une simulation multi-agents aux données empiriques, afin d'évaluer la stabilité des résultats simulés et de comprendre le fonctionnement interne d'une simulation.

Cette analyse a été mue par un élan positif, favorable et ouvert aux potentialités de la simulation multi-agents. Comme le suggère mon tour d'horizon des points critiques de cette méthode, ma présentation (et plus généralement ce dossier) ne se veut cependant pas constituer une défense *pro domo* naïve de la simulation multi-agents. En effet, l'histoire de la discipline nous invite à la prudence. Il suffit de relire R. Boudon (1965) et J.-G. Padioleau (1969) pour s'apercevoir que, dans les années 1960 et 1970, la simulation informatique était perçue comme pouvant asseoir la sociologie sur des bases théoriques et empiriques plus solides. L'état présent de la discipline montre que la simulation ne fait cependant toujours pas partie de ses méthodes courantes. Par ailleurs, les articles de R. Boudon et J.-G. Padioleau soulevaient déjà les problèmes épistémologiques et méthodologiques que j'ai discutés, problèmes que nous sommes donc à l'évidence loin d'avoir résolus. Ainsi, en dépit de la puissance indiscutable de la simulation multi-agents comparée aux méthodes de simulation dont on disposait il y a environ cinquante ans, il est tout à fait légitime d'éprouver un sentiment de déjà-vu face à l'enthousiasme produit par cette méthode.

Ainsi, en conclusion, je me permets d'indiquer deux pistes qu'il faudrait poursuivre activement afin de réduire la probabilité que cet enthousiasme s'avère une fois de plus improductif. D'une part, il s'agit de notre capacité à utiliser la simulation multi-agents en synergie avec d'autres méthodes pouvant aider cette technique à mieux communiquer avec les données empiriques et à mieux comprendre le fonctionnement des modèles étudiés (j'ai insisté ailleurs sur ce point, voir G. Manzo, 2014). D'autre part, la façon dont nous serons capables d'intégrer l'enseignement de ces méthodes dans les *curricula* universitaires semble cruciale.

C'est en effet dans la circulation (entre les sous-disciplines et les générations) et dans l'enseignement que les idées s'installent, se transmettent, et évoluent.

GIANLUCA MANZO

Groupe d'étude des méthodes de l'analyse sociologique de la Sorbonne (GEMASS)
 CNRS-Université Paris-Sorbonne
 20, rue Berbier-du-Mets
 75013 Paris

gianluca.manzo@cnr.fr

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ALEXANDER J. M., 2007, *The Structural Evolution of Morality*, Cambridge, Cambridge University Press.
- ARVIND K. C., GIANCHANDANI E. P., TUNG K. S., LAWRENCE M. B., PEIRCE S. M., PAPIN J. A., 2008, « Characterizing Emergent Properties of Immunological Systems with Multicellular Rule-Based Computational Modeling », *Trends in Immunology*, 29, 12, p. 589-599.
- AUCHINCLOSS A. H., ROUX A. V. D., 2008, « A New Tool for Epidemiology: The Usefulness of Dynamic-Agent Models in Understanding Place Effects on Health », *American Journal of Epidemiology*, 168, 1, p. 1-8.
- AXTELL R., 2000, « Why Agents? On the Varied Motivations for Agent Computing in the Social Sciences », The Brookings Institution, Center on Social and Economic Dynamics, *Working Paper No. 17*. En ligne : www.brookings.edu.
- AXTELL R., 2001, « Effects of Interactions Topology and Activation Regime in Several Multi-Agent System » dans S. MOSS, P. DAVIDSSON (eds.), *Multi-Agent-Based Simulation*, Berlin, Springer, p. 33-48.
- BILLARI F. C., FENT T., PRSKAWETZ A., SCHEFFRAN J., 2006, « Agent-Based Computational Modelling: An Introduction » dans F. C. BILLARI, T. FENT, A. PRSKAWETZ, J. SCHEFFRAN (eds.), *Agent-Based Computational Modelling. Applications in Demography, Social, Economic and Environmental Sciences*, Heidelberg, Physica-Verlag, p. 1-16.
- BILLARI F. C., PRSKAWETZ A. (eds.), 2003, *Agent-Based Computational Demography: Using Simulation to Improve our Understanding of Demographic Behaviour*, New York (NY), Heidelberg, Physica Verlag.
- BIRKIN M., WU B., 2012, « A Review of Microsimulation and Hybrid Agent-Based Approaches » dans A. J. HEPPENSTALL, A. T. CROOKS, L. M. SEE, M. BATTY (eds.), *Agent-Based Models of Geographical Systems*, Berlin, Springer, p. 51-68.
- BIRKS D., TOWNSLEY M., STEWART A., 2012, « Generative Explanations of Crime: Using Simulation to Test Criminological Theory », *Criminology*, 50, 1, p. 221-254.
- BOERO R., BRAVO G., CASTELLANI M., SQUAZZONI F., 2010, « Why Bother with What Others Tell You? An Experimental Data-Driven Agent-Based Model », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 13, 3, 6. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/13/3/6.html>.
- BONACICH Ph., LU Ph., 2010, *Introduction to Mathematical Sociology*, Princeton (NJ), Princeton University Press.

- BOSCHETTI F., 2011, « Causality, Emergence, Computation and Unreasonable Expectations », *Synthese*, 181, p. 405-412.
- BOUDON R., 1965, « Réflexion sur la logique des modèles simulés », *Archives européennes de sociologie*, 6, 1, p. 3-20.
En ligne : <http://dx.doi.org/10.1017/S0003975600001119>.
- BOUDON R., 1973, *L'Inégalité des chances. La mobilité sociale dans les sociétés industrielles*, Paris, Armand Colin.
- BROWN D. G., ROBINSON D. T., 2006, « Effects of Heterogeneity in Residential Preferences on an Agent-Based Model of Urban Sprawl », *Ecology and Society*, 11, 1, 46. En ligne : <http://www.ecologyandsociety.org/vol11/iss1/art46/>.
- BRUCH E., MARE R. D., 2006, « Neighborhood Choice and Neighborhood Change », *American Journal of Sociology*, 112, 3, p. 667-709.
- CASINI L., 2014, « Not-So-Minimal Models. Between Isolation and Imagination », *Philosophy of the Social Science*, 44, 5, p. 646-672.
- CEDERMAN L.-E., 2005, « Computational Models of Social Forms: Advancing Generative Process Theory », *American Journal of Sociology*, 110, 4, p. 864-893.
- CENTOLA D., MACY M. W., 2007, « Complex Contagions and the Weakness of Long Ties », *American Journal of Sociology*, 113, 3, p. 702-734.
- CHAITIN G., 2006, *Meta Math! The Quest for Omega*, New York (NY), Vintage Books
- CHATTOE-BROWN E., 2014, « Using Agent Based Modeling to Integrate Data on Attitude Change », *Sociological Research Online*, 19, 1, 16, 10.5153/sro.3315.
En ligne : <http://www.socresonline.org.uk/19/1/16.html>.
- CHAVALI A. K., GIANCHANDANI E. P., TUNG K. S. *et al.*, 2008, « Characterizing Emergent Properties of Immunological Systems with Multi-Cellular Rule-Based Computational Modeling », *Trends Immunol.*, 29, 12, p. 589-599.
En ligne : [doi : 10.1016/j.it.2008.08.006](https://doi.org/10.1016/j.it.2008.08.006).
- CHERKAOUI M., 2003, « Les transitions micro-macro. Limites de la théorie du choix rationnel dans les *Foundations of Social Theory* », *Revue française de sociologie*, 44, 2, p. 231-254.
- CLARK W. A. V., FOSSETT M., 2008, « Understanding the Social Context of the Schelling Segregation Model », *PNAS*, 105, 11, p. 4109-4114.
- COLEMAN J. S., 1986, « Social Theory, Social Research and a Theory of Action », *American Journal of Sociology*, 96, 6, p. 1309-1335.
- COLEMAN J. S., 1990, *The Foundations of Social Theory*, Cambridge (MA), Harvard University Press.
- CROOKS A. T., CASTLE C. J. E., 2011, « The Integration of Agent-Based Modelling and Geographical Information for Geospatial Simulation » dans A. T. CROOKS, L. M. SEE, M. BATTY (eds.), *Agent-Based Models of Geographical Systems*, Berlin, Springer, p. 219-251.
- DAVIDOVITCH A., BOUDON R., 1964, « Les mécanismes sociaux des abandons de poursuite judiciaires : analyse expérimentale par simulation », *L'Année sociologique*, troisième série, p. 111-244.
- DAVISON A., HINKLEY D., 1997, *Bootstrap Methods and their Application*, Cambridge, Cambridge University Press.
- DOREIAN P., 1999, « Causality in Social Network Analysis », *Sociological Methods & Research*, 30, 1, p. 81-114.

- DUFFY J., 2006, « Agent-Based Models and Human Subject Experiments » dans L. TEFATSION, K. L JUDD (eds.), *Handbook of Computational Economics*, vol. 2 : *Agent-Based Computational Economics*, Amsterdam, Elsevier/North-Holland.
- EDMONDS B., MEYER R. (eds.), 2013, *Simulating Social Complexity: A Handbook*, Berlin, Springer.
- EILAM E., 2005, *Reversing: Secrets of Reverse Engineering*, Indianapolis (IN), Wiley.
- ELSTER J., 2009, « Excessive Ambitions », *Capitalism and Society*, 4, 2. En ligne : [doi :10.2202/1932-0213.1055](https://doi.org/10.2202/1932-0213.1055).
- EPSTEIN J. M., 2006, *Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling*, Princeton (NJ), Princeton University Press.
- EPSTEIN J. M., 2014, *Agent_Zero: Toward Neurocognitive Foundations for Generative Social Science*, Princeton (NJ), Princeton University Press.
- FAGIOLO G., WINDRUM P., MONETA A., 2007, « A Critical Guide to Empirical Validation of Agent-Based Economics Models: Methodologies, Procedures, and Open Problems », *Computational Economics*, 30, 3, p. 195-226.
- FARARO T. J., 1969, « Stochastic Processes », *Sociological Methodology*, 1, p. 245-260.
- FARARO T. J., BUTTS C. T., 1999, « Advance in Generative Structuralism: Structured Agency and Multilevel Dynamics », *Journal of Mathematical Sociology*, 24, 1, p. 1-65.
- FARARO T. J., KOSAKA K., 1976, « A Mathematical Analysis of Boudon's IEO Model », *Social Science Information*, 15, 2-3, p. 431-475.
- FARMER J. D., FOLEY D., 2009, « The Economy Needs Agent-Based Modelling », *Nature*, 460, p. 685-686.
- FELDMAN D. P., 2012, *Chaos and Fractals: An Elementary Introduction*, Oxford, Oxford University Press.
- FERBER J., GUTKNECHT O., MICHEL F., 2004, « From Agents to Organizations: An Organizational View of Multiagent Systems » dans P. GIORGINI, J. MÜLLER, J. ODELL (eds.), *Agent-Oriented Software Engineering (AOSE) IV*, Berlin, Springer, p. 214-230.
- FERBER J., MICHEL F., BAEZ J., 2005, « AGRE: Integrating Environments with Organizations » dans D. WEYNS, V. D. PARUNAK, F. MICHEL (eds.), *Environments for Multi-Agent Systems*, Berlin, Springer, p. 48-56.
- FISCHBACHER U., GÄCHTER S., 2010, « Social Preferences, Beliefs, and the Dynamics of Free Riding in Public Goods Experiments », *American Economic Review*, 100, 1, p. 541-556.
- FOUNTAIN C., STOVEL K., 2014, « Turbulent Careers: Social Networks, Employer Hiring Preferences, and Job Instability » dans G. MANZO (ed.), *Analytical Sociology: Actions and Networks*, Chichester, Wiley, p. 342-370.
- FRÍAS-MARTÍNEZ E., WILLIAMSON G., FRÍAS-MARTÍNEZ V., 2011, « An Agent-Based Model of Epidemic Spread Using Human Mobility and Social Network Information », *Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT) and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom)*, Boston 9-11 Oct., IEEE, p. 57-64.
En ligne : [doi : 10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.142](https://doi.org/10.1109/PASSAT/SocialCom.2011.142).
- GALAN J. M., IZQUIERDO L. R., 2005, « Appearances Can Be Deceiving: Lessons Learned Re-Implementing Axelrod's "Evolutionary Approach to Norms" », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 8, 3, 2. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/8/3/2.html>.

- GALLEGATI M., KIRMAN A. P., 1999, *Beyond the Representative Agent*, Aldershot, Edward Elgar.
- GELMAN A., HILL J., 2007, *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*, Cambridge, Cambridge University Press.
- GIGERENZER G., GAISSMAIER W., 2011, « Heuristic Decision Making », *Annual Review of Psychology*, 62, p. 451-482.
- GILBERT N., ABBOTT A., 2005, « Introduction », *American Journal of Sociology*, 110, 4, p. 859-863.
- GILBERT N., BANKES S., 2002, « Platforms and Methods for Agent-Based Modeling », *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99, suppl. 3, p. 7197-7198.
- GILBERT N., TROITZSCH K., 2005, *Simulation for the Social Scientist*, New York (NY), McGraw-Hill International.
- GINTIS H., 2009, *Game Theory Evolving: A Problem-Centered Introduction to Modeling Strategic Interaction*, Princeton (NJ), Princeton University Press.
- GINTIS H., 2013, « Markov Models of Social Dynamics: Theory and Applications », *ACM Transactions on Intelligent System and Technology*, 4, 3, 53.
En ligne : doi : 10.1145/2483669.2483686.
- GIRARDIN L., CEDERMAN L.-E., 2007, « A Roadmap to Realistic Computational Models of Civil Wars » dans S. TAKAHASHI, D. SALLACH, J. ROUCHIER (eds.), *Advancing Social Simulation: The First World Congress*, Berlin, Springer, p. 59-71.
- GOLDTHORPE J., 2001, « Causation, Statistics, and Sociology », *European Sociological Review*, 17, 1, p. 1-20.
- GONZALEZ-BAILON S., MURPHY T. E., 2013, « Social Interactions and Long-Term Fertility Dynamics. A Simulation Experiment in the Context of the French Fertility Decline », *Population Studies*, 67, 2, p. 135-155.
- GOULD R. V., 2002, « The Origins of Status Hierarchies: A Formal Theory and Empirical Test », *American Journal of Sociology*, 107, 5, p. 1143-1178.
- GRANOVETTER M., 1978, « Threshold Models of Collective Behavior », *American Journal of Sociology*, 83, 6, p. 1420-1443.
- GRIMM V., BERGER U., DEANGELIS D. L., POLHILL J. G., GISKE J., RAILSBACK S. F., 2010, « The ODD Protocol: A Review and First Update », *Ecological Modelling*, 221, p. 2760-2768.
- GRÜNE-YANOFF T., 2009, « The Explanatory Potential of Artificial Societies », *Synthese*, 169, 3, p. 539-555.
- HÄGERSTRAND T., 1965, « A Montecarlo Approach to Diffusion », *Archives européennes de sociologie*, 6, 1, p. 43-67. En ligne : doi : <http://dx.doi.org/10.1017/S0003975600001132>.
- HANSEN L. P., HECKMAN J. J., 1996, « The Empirical Foundations of Calibration », *Journal of Economic Perspectives*, 10, 1, p. 87-104.
- HEDSTRÖM P., 2005, *Dissecting the Social: On the Principles of Analytical Sociology*, Cambridge, Cambridge University Press.
- HEDSTRÖM P., BEARMAN P., 2009, « What is Analytical Sociology all about? » dans P. HEDSTRÖM, P. BEARMAN (eds.), *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford, Oxford University Press, p. 3-24.

- HEGSELMANN R., 2012, « Thomas C. Schelling and the Computer: Some Notes on Schelling's Essay on "Letting a Computer Help with the Work" », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 15, 4, 9. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/15/4/9.html>.
- HELBING D., 2012, *Social Self-Organization: Agent-Based Simulations and Experiments to Study Emergent Social Behavior*, Berlin, Springer.
- HUET S., DEFFUANT G., 2008, « Differential Equation Models Derived from an Individual-Based Model Can Help to Understand Emergent Effects », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11, 2, 10. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/2/10.html>.
- HUMMON N. P., FARARO T. J., 1995, « Actors and Networks as Objects », *Social Networks*, 17, 1, p. 1-26.
- IMHOFF E. V., POST W., 1998, « Microsimulation Methods for Population Projection », *Population*, 10, 1, p. 97-136.
- IZQUIERDO A., IZQUIERDO L. R. A., SEGISMUNDOS A., 2013, « Combining Mathematical and Simulation Approaches to Understand the Dynamics of Computer Models » dans B. EDMONDS, R. MEYER (eds.), *Simulating Social Complexity: A Handbook*, Berlin, Springer, pp. 235-271.
- JACKSON M. (ed.), 2012, *Determined to Succeed? Performance, Choice and Education*, Stanford (CA), Stanford University Press.
- JACKSON M. O., 2008, *Social and Economic Networks*, Princeton (NJ), Princeton University Press.
- JANSSEN M. A., ALESSA L. N., BARTON M., BERGIN S., LEE A., 2008, « Towards a Community Framework for Agent-Based Modelling », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11, 2, 6.
En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/2/6.html>.
- JONSSON J. O., ERIKSON R., 2000, « Understanding Educational Inequality: The Swedish Experience », *L'Année sociologique*, 50, 2, p. 345-382.
- KIRMAN A. P., 1992, « Whom or What Does the Representative Individual Represent? », *Journal of Economic Perspectives*, 6, 2, p. 117-136.
En ligne : [doi : 10.1257/jep.6.2.117](https://doi.org/10.1257/jep.6.2.117).
- KRONEBERG C., KALTER F., 2012, « Rational Choice Theory and Empirical Research. Methodological and Theoretical Contributions in Europe », *Annual Review of Sociology*, 38, p. 73-92.
- LAW A., 2007, *Simulation Modeling and Analysis*, New York (NY), McGraw-Hill.
- LEOMBRUNI R., RICHARDI M., 2005, « Why are Economists Sceptical about Agent-Based Simulations? », *Physica A*, 355, p. 103-109.
- LYTINEN S. L., RAILSBACK S. F., 2012, « The Evolution of Agent-Based Simulation Platforms: A Review of NetLogo 5.0 and ReLogo », *Proceedings of the Fourth International Symposium on Agent-Based Modeling and Simulation*. En ligne : http://condor.depaul.edu/slytinen/abm/Lytinen-Railsback-EMCSR_2012-02-17.pdf.
- MACAL C. M., NORTH M. J., 2013, « Successful Approaches for Teaching Agent-Based Simulation », *Journal of Simulation*, 7, 1, p. 1-11. En ligne : [doi:10.1057/jos.2012.1](https://doi.org/10.1057/jos.2012.1).
- MACHAMER P. K., DARDEN L., CRAVER C. F., 2000, « Thinking about Mechanisms », *Philosophy of Science*, 67, 1, p. 1-25.
- MACY M., FLACHE A., 2009, « Social Dynamics from the Bottom Up: Agent-Based Models of Social Interaction » dans P. HEDSTRÖM, P. BEARMAN (eds.) *The Oxford Handbook of Analytical Sociology*, Oxford, Oxford University Press, p. 245-268.

- MACY M., SATO Y., 2008, « Reply to Will and Hegselmann », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11, 4, 11.
En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/4/11.html>.
- MACY M. W., WILLER R., 2002, « From Factors to Actors: Computational Sociology and Agent-Based Modeling », *Annual Review of Sociology*, 28, p. 143-166.
En ligne : doi : 10.1146/annurev.soc.28.110601.141117.
- MANZO G., 2007, « Progrès et “urgence” de la modélisation en sociologie. Du concept de modèle générateur et de sa mise en œuvre », *L'Année sociologique*, 57, 1, p. 13-61.
- MANZO G., 2010, « Analytical Sociology and its Critics », *European Journal of Sociology*, 51, 1, p. 129-170.
- MANZO G., 2013a, « Educational Choices and Social Interactions: A Formal Model and a Computational Test », *Comparative Social Research*, 30, p. 47-100.
- MANZO G., 2013b, *Educational Choices and Educational Traps. Towards an Integration between Computational and Statistical Modelling in the Sociology of Social Stratification*, FMSH-WP-2013-48, GeWoP1.
- MANZO G., 2014, « Data, Generative Models, and Mechanisms: More on the Principles of Analytical Sociology » dans G. MANZO (ed.), *Analytical Sociology: Actions and Networks*, Chichester, Wiley, p. 4-52.
- MANZO G., BALDASSARRI D., 2014, « Heuristics, Interactions, and Status Hierarchies: An Agent-Based Model of Deference Exchange », *Sociological Methods & Research*, p. 1-59. En ligne : 10.1177/0049124114544225.
- MARCHIONNI C., YLIKOSKI P., 2013, « Generative Explanation and Individualism in Agent-Based Simulation », *Philosophy of the Social Sciences*, 43, 3, p. 323-340.
- MATHIEU Ph., BEAUFILS B., BRANDOUY O. (eds.), 2005, *Agent-Based Methods in Finance, Game Theory and their Applications*, Berlin, Springer.
- MEADOWS M., CLIFF D., 2012, « Reexamining the Relative Agreement Model of Opinion Dynamics », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 15, 4, 4. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/15/4/4.html>.
- MILLER J. H., PAGE S. E., 2004, « The Standing Ovation Problem », *Complexity*, 9, 5, p. 8-16.
- MILLER J. H., PAGE S. E., 2007, *Complex Adaptive Systems: An Introduction to Computational Models of Social Life*, Princeton (NJ), Princeton University Press.
- MONGE P. R., CONTRACTOR N., 2003, *Theories of Communication Networks*, New York (NY), Oxford University Press.
- MOSS S., 2008, « Alternative Approaches to the Empirical Validation of Agent-Based Models », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11, 1, 5. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/1/5.html>.
- MOSS S., EDMONDS B., 2005, « Sociology and Simulation: Statistical and Qualitative Cross-Validation », *American Journal of Sociology*, 110, 4, p. 1095-1131.
- MULDOON R., 2007, « Robust Simulations », *Philosophy of Science*, 54, 5, p. 873-883.
- MÜLLER B., BALBI S., BUCHMANN C. M. et al., 2014, « Standardised and Transparent Model Descriptions for Agent-Based Models: Current Status and Prospects », *Environmental Modelling & Software*, 55, p. 156-163. En ligne : doi : 10.1016/j.envsoft.2014.01.029.
- NAHIN P. J., 2013, *Digital Dice: Computational Solutions to Practical Probability Problems*, Princeton (NJ), Princeton University Press.

- NIKOLAI C., MADEY G., 2009, « Tools of the Trade: A Survey of Various Agent Based Modeling Platforms », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12, 2, 2. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/2/2.html>.
- O'SULLIVAN D., 2008, « Geographical Information Science: Agent-Based Models », *Progress in Human Geography*, 32, 2, p. 541-550.
- PADIOLEAU J.-G., 1969, « Note sur les "Simulations en sociologie politique" », *Revue française de sociologie*, 10, 2, p. 201-219.
- PAGE L., GARBOUA L. L., MONTMARQUETTE C., 2007, « Aspiration Levels and Educational Choices: An Experimental Study », *Economics of Education Review*, 26, 6, p. 747-757. En ligne : [doi : 10.1016/j.econedurev.2007.06.001](https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2007.06.001).
- POWERS D. A., XIE Y., 2000, *Statistical Methods for Categorical Data Analysis*, San Diego (CA), London, Academic Press.
- RAILSBACK S. F., GRIMM V., 2011, *Agent-Based and Individual-Based Modeling: A Practical Introduction*, Princeton (NJ), Princeton University Press.
- RAUB W., BUSKENS V., VAN ASSEN M. A. L. M., 2011, « Micro-Macro Links and Microfoundations in Sociology », *Journal of Mathematical Sociology*, 35, 1-3, p. 1-25. En ligne : [doi : 10.1080/0022250X.2010.532263](https://doi.org/10.1080/0022250X.2010.532263).
- REISS J., 2011, « A Plea for (Good) Simulations: Nudging Economics toward an Experimental Science », *Simulation & Gaming*, 42, 2, p. 243-264.
- RICHIARDI M., LEOMBRUNI R., SAAM N. J., SONNESSA M., 2006, « A Common Protocol for Agent-Based Social Simulation », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 9, 1, 15. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/9/1/15.html>.
- ROGERS E. M., 2003, *Diffusion of Innovations*, New York (NY), Free Press.
- ROLFE M., 2014, « Social Networks and Agent-Based Modelling » dans G. MANZO (ed.), *Analytical Sociology: Actions and Networks*, Chichester, Wiley, p. 237-270.
- ROSS S. M., 2006, *Simulation*, Burlington (MA), Elsevier.
- ROUCHIER J., 2013, « Construire la discipline "simulation agents". Les pistes proposées et un exemple » dans F. VARENNE, M. SILBERSTEIN (éds.), *Modéliser & simuler. Épistémologies et pratiques de la modélisation et de la simulation*, 2 vol., Paris, Éditions matériologiques, chap. 29.
- SALTELLI A. K., CHAN E., SCOTT M., 2000, *Sensitivity Analysis*, West Sussex, Wiley.
- SAWYER R. K., 2003, « Artificial Societies. Multiagent Systems and the Micro-Macro Link in Sociological Theory », *Sociological Methods & Research*, 31, 3, p. 325-363. En ligne : [doi : 10.1177/0049124102239079](https://doi.org/10.1177/0049124102239079).
- SCHELLING T. C., 1971, « Dynamic Models of Segregation », *Journal of Mathematical Sociology*, 1, p. 143-186.
- SHOHAM Y., LEYTON-BROWN K., 2009, « Multiagent Systems: Algorithmic, Game Theoretic, and Logical Foundations », New York (NY), Cambridge University Press.
- SILVERMAN E., BIJAK J., HILTON J., CAO V. D., NOBLE J., 2013, « When Demography Met Social Simulation: A Tale of Two Modelling Approaches », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 16, 4, 9. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/16/4/9.html>.
- SMITH E. R., CONREY F. R., 2007, « Agent-Based Modeling: A New Approach for Theory Building in Social Psychology », *Personality and Social Psychology Review*, 11, 1, p. 87-104.
- SNIJERS T. A. B., 2011, « Networks Dynamics » dans J. SCOTT, P. J. CARRINGTON (eds.), *Sage Handbook of Social Network Analysis*, London, Sage, chap. 33, p. 501-513.

- SØRENSEN A. B., 1976, « Models and Strategies in Research on Attainment and Opportunity », *Social Science Information*, 15, 1, p. 71-91.
- SQUAZZONI F., 2012, *Agent-Based Computational Sociology*, Chichester, Wiley.
- STOCKE V., 2008, « Educational Decisions as Rational Choice? Testing the Erikson-Jonsson Model », *Working Papers 504*, Universitat Mannheim.
- STONEDAHL F., WILENSKY U., 2010, « Evolutionary Robustness Checking in the Artificial Anasazi Model » dans *Papers of the 2010 AAAI Fall Symposium on Complex Adaptive Systems: Resilience, Robustness, and Evolvability*, November 11-13, 2010, Arlington (VA).
- THIELE J. C., KURTH W., GRIMM V., 2014, « Facilitating Parameter Estimation and Sensitivity Analysis of Agent-Based Models: A Cookbook Using NetLogo and R », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 17, 3, 11. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/17/3/11.html>.
- THORNE B. C., BAILEY A. M., PEIRCE S. M., 2007, « Combining Experiments with Multi-Cell Agent-Based Modeling to Study Biological Tissue Patterning », *Briefings in Bioinformatics*, 8, 4, p. 245-257
- THORNGATE W., EDMONDS B., 2013, « Measuring Simulation-Observation Fit: An Introduction to Ordinal Pattern Analysis », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 16, 2, 4. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/16/2/4.html>.
- TJIMS H., 2012, *Understanding Probability*, Cambridge, Cambridge University Press.
- TODD P. M., BILLARI F. C., SIMAO J., 2005, « Aggregate Age-at-Marriage Patterns from Individual Mate-Search Heuristics », *Demography*, 42, 3, p. 5559-5574.
- TRAIN K. E., 2009, *Discrete Choice Methods with Simulation*, Cambridge, Cambridge University Press.
- TREUIL J.-P., DROGOU A., ZUCKER J.-D., 2008, *Modélisation et simulation à base d'agents. Exemples commentés, outils informatiques et questions théoriques*, Paris, Dunod.
- TROITZSCH K. G., 2014, « Analysing Simulation Results Statistically: Does Significance Matter? » dans D. F. ADAMATTI, G. PEREIRA DIMURO, H. COELHO (eds.), *Interdisciplinary Applications of Agent-Based Social Simulation and Modeling*, Hershey (PA), IGI Global, chap. 6, p. 88-105.
- VAN DE RIJT A., SIEGEL D., MACY M., 2009, « Neighborhood Chance and Neighborhood Change: A Comment on Bruch and Mare », *American Journal of Sociology*, 114, 4, p. 1166-1180.
- VARENNE F., 2011, *Modéliser le social*, Paris, Dunod.
- VARENNE F., 2013, « Modèles et simulations dans l'enquête scientifique : variétés traditionnelles et mutations contemporaines » dans F. VARENNE, M. SILBERSTEIN (dir.), *Modéliser & simuler. Épistémologies et pratiques de la modélisation et de la simulation*, 2 vol., Paris, Éditions matériologiques.
- WANG J., ZHANG L., JING C. *et al.*, 2013, « Multi-Scale Agent-Based Modeling on Melanoma and its Related Angiogenesis Analysis », *Theoretical Biology and Medical Modelling*, 10, 41. En ligne : [doi : 10.1186/1742-4682-10-41](https://doi.org/10.1186/1742-4682-10-41).
- WILENSKY U., RAND W., 2007, « Making Models Match: Replicating an Agent-Based Model », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 10, 4, 2. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/10/4/2.html>.

- WILL O., HEGSELMANN R., 2008, « A Replication That Failed—on the Computational Model in Michael W. Macy and Yoshimichi Sato: Trust, Cooperation and Market Formation in the U.S. and Japan. Proceedings of the National Academy of Sciences, 51 May 2002 », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 11, 3, 3. En ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/3/3.html>.
- WINSBERG E., 2009, « A Tale of Two Methods », *Synthese*, 169, p. 575-592.
- WINSHIP C., MORGAN S. L., 1999, « The Estimation of Causal Effects from Observational Data », *Annual Review of Sociology*, 25, p. 659-706. En ligne : [doi : 10.1146/annurev.soc.25.1.659](https://doi.org/10.1146/annurev.soc.25.1.659).
- WIPPLER R., LINDENBERG S., 1987, « Collective Phenomena and Rational Choice » dans J. ALEXANDER, B. GIESEN, R. MÜNCH, N. SMELSER (eds.), *The Micro-Macro Link*, Berkeley (CA), University of California Press, p. 135-153.
- WOOLDRIDGE M., 2000, *Reasoning about Rational Agents*, Cambridge (MA), MIT Press.
- WOOLDRIDGE M., 2009, *An Introduction to Multi-Agent Systems*, Chichester, Wiley.
- YOUNG H. P., 2006, « Social Dynamics: Theory and Applications » dans K. JUDD, L. TEFATSION (eds.), *Handbook of Computational Economics*, vol. 2, Amsterdam, North Holland, p. 1081-1108.
- ZHANG L., WANG Z., SAGOTSKY J. A., DEISBOECK T. S., 2009, « Multiscale Agent-Based Cancer Modeling », *Journal of Mathematical Biology*, 58, p. 545-559.

Pour aller plus loin

À l'heure actuelle, le sociologue désireux de s'initier à la simulation multi-agents doit s'autoformer en rassemblant différents matériaux éparpillés au sein de littératures hétérogènes. En effet, il n'existe pas encore de parcours de formation typique, codifié dans un manuel, par exemple, délivrant l'ensemble du savoir-faire, conceptuel et technique, nécessaire pour travailler avec cette méthode. De même, les opportunités de formation sont rares. Pour pallier cette limite (bien décrite par Charles M. Macal et Michael J. North, « Successful Approaches for Teaching Agent-Based Simulation », *Journal of Simulation*, 2013, 7, p. 1-11), je propose aux lectrices et lecteurs désireux d'aller plus loin une série d'étapes constituant un parcours possible d'autoformation à la simulation multi-agents.

Étape 1

La modélisation et la simulation multi-agents font partie d'un domaine de recherche, lui-même hétérogène, qui fait référence à la « complexité ». Le premier pas consiste donc à se familiariser avec les idées et les méthodes structurant ce domaine. Dans ce but, je propose d'étudier, dans l'ordre, l'introduction générale de Melanie Mitchell (*Complexity. A Guided Tour*, Oxford, Oxford University Press, 2007) et l'ouvrage plus spécialisé rédigé par John H. Miller et Scott E. Page (*Complex Adaptive Systems. An Introduction to Computational Models of Social Life*, Princeton [NJ], Princeton University Press, 2007).

Étape 2

Pour approcher progressivement les aspects les plus techniques, il convient, dans un premier temps, de se familiariser avec les principes de base communs à toutes les méthodes de simulation informatique et, dans un second, de mieux comprendre en quoi la simulation multi-agents est différente des autres formes de simulation informatique. Pour ce faire, je conseille ainsi d'étudier, dans l'ordre, l'ouvrage d'Averill Law (*Simulation Modeling and Analysis*, New York [NY], McGraw-Hill, 2007) et celui de Nigel Gilbert et Klaus Troitzsch (*Simulation for the Social Scientist*, New York [NY], McGraw-Hill International, 2005).

Étape 3

Armé de cette connaissance plus précise, mais encore relativement générale, de la simulation multi-agents, il s'agit ensuite de se familiariser avec quelques travaux classiques dans lesquels cette méthode a été utilisée pour analyser des modèles théoriques de phénomènes sociaux spécifiques. Ainsi, je conseille d'étudier, dans l'ordre, la revue de modèles contenue dans l'ouvrage de Flaminio Squazzoni (*Agent-Based Computational Sociology*, Chichester, Wiley, 2012) ainsi que les nombreux exemples présentés par Joshua M. Epstein (*Generative Social Science: Studies in Agent-Based Computational Modeling*, Princeton [NJ], Princeton University Press, 2006).

Étape 4

Pour compléter la compréhension de la simulation multi-agents, il s'agit, enfin, de découvrir ses aspects les plus profonds. Pour ce faire, il convient de faire un détour par la littérature en informatique : le livre de Micheal Wooldridge (*An Introduction to Multi-Agent Systems*, Chichester, John Wiley & Sons, 2009) est un point de départ excellent, ainsi que l'ouvrage, très exigeant, de Yoav Shoam et Kevin Leyton-Brown (*Multiagent Systems: Algorithmic, Game-Theoretic, and Logical Foundations*, Cambridge, Cambridge University Press, 2009).

.../...

Étape 5

Un élément important pour pouvoir construire et étudier des simulations multi-agents concerne la modélisation des réseaux sociaux. Ainsi, avant de passer à la phase la plus concrète du travail (étape suivante), je suggère de se familiariser au type d'approche des réseaux sociaux qui convient le mieux à la simulation multi-agents. Dans ce but, je recommande un ouvrage introductif mais rigoureux, celui de David Easley et Jon Kleinberg (*Networks, Crowds, and Markets: Reasoning about a Highly Connected World*, Cambridge, Cambridge University Press, 2010).

Étape 6

À ce stade, tous les éléments sont réunis pour que le lecteur envisage de passer à la phase essentielle de travail concret avec la simulation multi-agents : la programmation. Les outils et les langages destinés à construire des systèmes multi-agents sont aujourd'hui nombreux (voir, pour une vue d'ensemble, Cynthia Nikolai et Gregory Madey, « Tools of the Trade: A Survey of Various Agent Based Modeling Platforms », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2009, 12, 2, 2, en ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/2/2.html>). Paradoxalement, cependant, les ouvrages combinant l'enseignement d'un langage de programmation spécifique, la simulation multi-agents et son application à des phénomènes sociaux sont quasiment inexistantes. Bien que lacunaire à plusieurs égards (notamment, pour ce qui est des algorithmes permettant de construire des réseaux artificiels), l'ouvrage de Steven Railsback et Volker Grimm (*Agent-Based and Individual-Based Modeling: A Practical Introduction*, Princeton [NJ], Princeton University Press, 2011) sur le langage *NetLogo* est une exception notable et constitue un point de départ de très bonne qualité.

Étape 7

Quand une simulation multi-agents a été construite, il s'agit, enfin, de l'étudier. Une source fournissant une vue d'ensemble pratique des différentes stratégies que le chercheur peut suivre est l'article récemment signé par Jan C. Thiele, Winfried Kurth et Volker Grimm (« Facilitating Parameter Estimation and Sensitivity Analysis of Agent-Based Models: A Cookbook Using *NetLogo* and *R* », *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2014, 17, 3, 11, en ligne : <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/17/3/11.html>). Pour saisir le rôle de l'analyse mathématique dans l'étude d'une simulation multi-agents, l'ouvrage exigeant de Jean-Pierre Treuil, Alexis Drogoul et Jean-Daniel Zucker (*Modélisation et simulation à base d'agents. Exemples commentés, outils informatiques et questions théoriques*, Paris, Dunod, 2008) est une référence précieuse.

Ce parcours n'a évidemment pas la prétention d'être le seul parcours de formation possible. Il correspond à ma propre façon d'apprendre, allant du général au spécifique, ainsi qu'à ma propre expérience au fil des années. Le parcours proposé repose par ailleurs sur une sélection, forcément réductrice, des ressources actuellement disponibles dans le domaine de la simulation multi-agents. Pour étendre cette sélection et compléter mes suggestions, j'invite ainsi le lecteur à explorer le site de l'économiste américaine Leigh Tesfatsion à l'adresse suivante : <http://www2.econ.iastate.edu/tesfatsi/ace.htm>.

ABSTRACT

Potentialities and limitations of agent-based simulations: an introduction

The article has a general goal: it overviews the main theoretical and methodological dimensions structuring the field of research relying on agent-based modeling and simulation. It also has a more specific aim, namely to help the reader better to understand the contributions the special issue the *Revue Française de Sociologie* accepted to devote to this method. To meet both requirements, the article addresses the following points: 1) the originality of agent-based modeling and simulation; 2) the kind of explanation implemented by this method; 3) the method's computational root; 4) its flexibility in dealing with the "micro-macro transition" problem; 5) the link one can establish between agent-based modeling and empirical data; 6) the critiques usually received by this method.

Key words. ROBUSTNESS ANALYSIS – SENSITIVITY ANALYSIS – CELLULAR AUTOMATA – CALIBRATION – EXPLICATION – SOCIAL INTERACTIONS – SOCIAL MECHANISMS – MICRO-SIMULATION – GENERATIVE MODELS – MATHEMATICAL MODELS – ACTION THEORY – MICRO-MACRO TRANSITION – AGENT-BASED SIMULATION – NUMERICAL SIMULATION – VALIDATION

ZUSAMMENFASSUNG

Potential und Grenzen von Agenten-basierten Simulation: eine Einführung

Dieser Aufsatz verfolgt einen allgemeinen Zweck: er gibt einen Überblick über die hauptsächlichsten theoretischen und methodologischen Themen der Forschungen, die die Multi-Agent-Simulation betreffen oder die sich auf ihr stützen. Er verfolgt zudem einen spezifischen Zweck, das heißt die Unterstützung des Lesers zum besseren Verständnis der Beiträge der thematischen Nummer, die die *Revue Française de Sociologie* dieser Methode zu widmen einverstanden war. Zur Erfüllung beider Forderungen führt der Artikel die folgenden Punkte auf: 1) Die Originalität von Agenten-basierten Modellierung und Simulation; 2) Die Erlösungsart, die aus dieser Methode hervorgeht; 3) Das komputationale Substrat dieser Methode; 4) Ihre Flexibilität in der Behandlung des Problems der Aggregation; 5) Das herstellbare Verhältnis zwischen Agenten-basierte Modellierung und empirischen Daten; 6) Die kritischen Aspekte dieser Methode.

Wörter Schlüssel. ANALYSE DER ROBUSTHEIT – ANALYSE DER SENSITIVITÄT – CELLULAR AUTOMATA – KALIBRIERUNG – ERKLÄRUNG – SOZIALE INTERAKTIONEN – SOZIALE MECHANISMEN – MIKROSIMULATION – GENERATIVE MODELLE – MATHEMATISCHE MODELLE – AKTIONSTHEORIE – MIKRO-MAKRO ÜBERGANG – MULTI-AGENTEN SIMULATION – NUMERISCHE SIMULATION – FREIGABE

RESUMEN

Las potencialidades y los límites de la simulación multi-agentes: una introducción

Este artículo tiene un objetivo general, permitir al lector sobrevolar los principales temas teóricos y metodológicos atravesando las investigaciones relativas a, y basadas sobre, la simulación multi-agentes. Igualmente tiene un objetivo específico: ayudar al lector a comprender mejor las contribuciones que constituye el número temático que la *Revue française de sociologie* ha querido dedicar a este método. Para hacerlo, aborda los puntos siguientes: 1) la originalidad de la simulación multi-agentes; 2) el tipo de explicación que permite emplear este método para ponerlo en práctica; 3) el substrato informático del método; 4) sus potencialidades para tratar el problema de la agregación; 5) la relación que se puede establecer entre una simulación multi-agentes y los datos empíricos; 6) los puntos críticos del método.

Palabras Claves. AGREGACIÓN – ANÁLISIS DE SOLIDEZ – ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD – AUTÓMATAS CELULARES – CALIBRACIÓN – EXPLICACIÓN – INTERACCIONES SOCIALES – MECANISMOS SOCIALES – MICRO-SIMULACIÓN – MODELOS MATEMÁTICOS – TEORÍA DE LA ACCIÓN – TRANSICIÓN MICRO-MACRO – SIMULACIÓN MULTI-AGENTES – SIMULACIÓN DIGITAL – VALIDACIÓN