Les meilleurs agents sont ceux qu'on ne simule pas : vers des architectures de simulation multi-paradigmes ?

Sébastien Picault, Vianney Sicard

▶ **To cite this version:**

Sébastien Picault, Vianney Sicard. Les meilleurs agents sont ceux qu'on ne simule pas : vers des architectures de simulation multi-paradigmes ?. 28e Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents (JFSMA'2020), Nicolas Sabouret, Jun 2020, Angers, France. pp.109-117. hal-02899918

HAL Id: hal-02899918
https://hal.inrae.fr/hal-02899918

Submitted on 15 Jul 2020

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

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

Les meilleurs agents sont ceux qu'on ne simule pas : vers des architectures de simulation multi-paradigmes ?

Sébastien Picault, Vianney Sicard

INRAE, Oniris, BIOEPAR, 44300, Nantes, France

{sebastien.picault, vianney.sicard}@inrae.fr

Résumé

La simulation multi-agents, outil privilégié pour l'étude des systèmes complexes, s'est orientée récemment vers deux questions de recherche : la distribution des simulations à large échelle et la modélisation multi-niveaux. Nous souhaitons proposer ici une troisième voie complémentaire : identifier les éléments d'un modèle qui peuvent n'être pas simulés par des agents (et par quoi les remplacer). Cette approche encore prospective, en contribuant paradoxalement à attaquer des problèmes difficiles dans la modélisation de systèmes complexes, est aussi un prétexte à s'ouvrir à d'autres disciplines dont les apports aux SMA pourraient s'avérer particulièrement féconds.

Mots-clés

Simulation multi-agents, modélisation multi-niveaux, interdisciplinarité, épistémologie, parcimonie

Abstract

Agent-based simulation, a key tool for the study of complex systems, recently focused on two research topics : the distribution of large-scale simulations, and multi-level modelling. We wish to suggest here a third and complementary way : to identify model components that would not be simulated by agents (and what to use instead). This approach, still prospective, could paradoxically help tackle hard problems in the modelling of complex systems, while opening up to other research fields whose contribution to MAS could prove particularly fruitful.

Keywords

Agent-based simulation, multi-level modelling, interdisciplinarity, epistemology, parcimony

1 Introduction

En une trentaine d'années, les systèmes multi-agents (SMA) se sont imposés comme un des outils incontournables pour l'étude des systèmes complexes, d'abord pour l'étude de certaines questions relatives aux mécanismes explicatifs de tels systèmes [6], mais aussi pour prédire ou contrôler leur évolution. Nous souhaitons dans cet article jeter un bref regard rétrospectif sur cette « agentification » des méthodes d'investigation scientifique, mais surtout examiner les avancées récentes dans les méthodes de simulation et proposer un point de vue sur des fronts de science qu'il nous semble indispensable d'explorer dans la prochaine décennie pour conforter la position des SMA en tant que discipline scientifique autonome, pourvoyeuse de méthodes fructueuses pour d'autres domaines de recherche. L'idée quelque peu paradoxale que nous défendons ici est qu'une de ces pistes consiste à chercher à *ne pas simuler d'agents*, aussi souvent que possible (et chaque fois que cela est pertinent).

Après avoir rappelé brièvement la place qu'occupe désormais la simulation multi-agents pour l'étude des systèmes complexes, nous examinerons deux grandes avancées des dernières années, puis nous expliquerons ce que nous entendons par « ne pas simuler d'agents » et la plus-value de cette démarche, avant d'en discuter les difficultés.

2 Des agents infiltrés partout !

Les SMA sont progressivement sortis des laboratoires d'informatique pour s'installer durablement dans les boîtes à outils des scientifiques d'autres disciplines. D'abord présent en sciences sociales [2, 18, 22], en éthologie [16] et en écologie [14], les SMA ont été employés pour étudier des systèmes de plus en plus diversifiés en économie [12], biologie moléculaire [24, 68], microbiologie [41], épidémiologie [62], par des chercheurs de ces domaines.

Dans le même temps, la simulation multi-agents a été largement employée pour apporter un éclairage complémentaire de l'ingénierie sur des systèmes fortement anthropisés pour anticiper leur évolution et la comparaison de scénarios de contrôle ou de pilotage, dans des domaines variés : aménager les transports [19] ou les espaces publics [65] pour la circulation, gérer les agro-écosystèmes [7, 56], prédire la propagation des maladies [71] et comparer des mesures de maîtrise [31].

La maturité atteinte par les SMA permet désormais à tout scientifique un peu curieux, assez persévérant pour acquérir des notions élémentaires de programmation, s'il ne les a déjà reçues durant sa formation, de concevoir et d'implémenter lui-même des modèles multi-agents pour sa discipline. De nombreuses plateformes de simulation ergonomiques se sont imposées comme des outils standard : par exemple, NetLogo [72], Repast [54], Repast Simphony [53], ou encore MASON [42] et GAMA [25].

On pourrait qualifier cette situation d'âge d'or de la simu-

lation multi-agents. Après une focalisation sur des questions qui ont accompagné la naissance de cette approche (par exemple, « en quoi les agents ne sont-ils pas juste des objets ? qu'est-ce qu'une véritable autonomie ? êtes-vous réactif ou cognitif ? quelle méthodologie de conception employer ? vos agents sont-ils de vrais agents ? » etc.) et qui désormais peuvent sembler quelque peu byzantines, les concepts fondateurs (agents, environnements, comportement, interaction, organisation, phénomène collectif émergent) ont percolé dans de très nombreuses autres disciplines scientifiques qui s'y sont acculturées.
Si tout le monde désormais peut « faire des agents », cela n'est pas sans poser aux chercheurs du domaine des SMA une question majeure : quelles sont les questions brûlantes de notre communauté (pour paraphraser [55]), autrement dit quelles sont les voies de recherche nouvelles à explorer dans les prochaines années pour continuer à apporter une plus-value significative par nos méthodes ? Nous tentons d'apporter ici quelques propositions de réponse, ne serait-ce que pour amorcer le débat.

3 Questions de recherche récentes

Durant la dernière décennie, le développement de la puissance de calcul disponible sous diverses formes a permis aux SMA de s'attaquer à des systèmes à large échelle. Cette extension vers des systèmes bien plus massifs que ceux manipulés auparavant a entraîné en retour le développement de nouvelles méthodes pour répondre à ces défis de complexité croissante. Deux d'entre elles ont été particulièrement motrices ces dernières années.

3.1 Simulations multi-agents distribuées

La première s'intéresse à la distribution des calculs de simulation, en particulier à travers les spécificités des SMA [63]. Cette distribution peut s'appuyer sur des infrastructures variées, telles que des grilles de calcul [11, 57] ou l'utilisation générique de GPU [28, 36]. Quelques plateformes commencent à proposer des capacités de calcul à haute performance, par exemple Repast HPC [13] ou D-MASON [15].
Par-delà la question de bien ou mal équilibrer les charges de calcul, il est évidemment crucial de garantir que la distribution préserve certaines propriétés d'ordonnancement, de synchronisation, de reproductibilité souhaitées dans la simulation, voire permette d'implémenter de façon efficace des méthodes dont le coût de calcul serait rédhibitoire autrement (par exemple un algorithme de flocking [61] basé sur les seules règles originales de Reynolds [29]). Paradoxalement, les SMA, bien qu'issus de l'IA distribuée, ont tardé à tirer pleinement profit des travaux menés en informatique distribuée : on ne peut donc que se féliciter de ce regain d'intérêt pour ces méthodes sans lesquelles la simulation de systèmes à très large échelle ne serait pas envisageable.

3.2 Simulation multi-agents multi-niveaux

De façon concomitante, une deuxième branche a connu un essor considérable depuis dix ans : la simulation multi-niveaux (ou multi-échelles, souvent notée ML-ABM, *Multi-Level Agent-Based Modelling*), dans laquelle les niveaux d'organisation, d'observation, d'abstraction intermédiaires entre des individus atomiques (insécables, non décomposables) et le système dans son ensemble sont représentés en tant que tels par des agents dotés de comportements spécifiques.
Les premiers travaux en la matière sont assez anciens mais rares : on se souviendra notamment de la plateforme SWARM [48] à l'architecture récursive, ou de la simulation hydrologique d'agents « boules d'eau » capables de s'agréger en mares ou en ravines [64]. Ce n'est toutefois qu'assez récemment que ce domaine a pris une ampleur majeure. Cela s'est traduit par un nombre considérable d'applications dans de très nombreux domaines [49], mais aussi par l'élaboration de méta-modèles pour traiter cette problématique selon des perspectives complémentaires [8, 33, 50, 44].
Certaines plateformes de simulation commencent également à proposer des mécanismes pour prendre en compte explicitement divers niveaux, par exemple NetLogo sous la forme de l'extension LevelSpace [30]. Par ailleurs, l'étude comparée des applications multi-niveaux développées ces dernières années a permis d'identifier des *design patterns* [43] qui reflètent les solutions mobilisées pour articuler les divers niveaux d'agents dans ces simulations. Ces patterns ont également montré leur intérêt pour la conception d'architectures de simulation multi-niveaux, par exemple en épidémiologie [59].
Les questions abordées par la modélisation multi-niveaux sont intrinsèquement difficiles. Agréger des comportements microscopiques en un comportement macroscopique n'est pas simple, mais l'opération contraire, c'est-à-dire décomposer une entité en un système composé des entités sous-jacentes, créées dans un état cohérent et avec les comportements appropriés, est un verrou scientifique majeur.

3.3 Abondance de biens nuirait-elle ?

La distribution des simulations et l'approche multi-niveaux sont deux voies assurément fécondes et nous n'entendons pas dissuader quiconque de s'y engager, bien au contraire – nous y avons même contribué. Néanmoins, il nous semble qu'une troisième piste reste encore largement inexplorée, peut-être simplement parce qu'elle n'est pas perçue en tant que telle. Pour en donner une formulation un peu provocatrice, il s'agit de la *non-simulation*. Autrement dit : il est fort utile de développer des méthodes permettant de simuler des millions, des milliards d'agents, ou des myriades d'agents composés eux-mêmes de myriades d'agents, mais ne devrait-on pas parfois tout simplement ne pas les simuler ?
Cette question n'est évidemment pas une simple boutade. Dès les origines de la simulation multi-niveaux [64], l'un des enjeux affichés en agrégeant des agents « boule d'eau » en agents macroscopiques « mares » ou « ravines », était précisément de s'affranchir du coût de calcul sous-jacent, en le réduisant à des grandeurs agrégées (hauteur d'eau,

volume, vitesse moyenne, etc.). Toute une partie des recherches sur les simulations multi-agents multi-niveaux porte même sur ce sujet.

Mais on peut aller plus loin en réfléchissant à ce que serait une stratégie *d'évitement* de la réification sous forme d'agent. Une telle stratégie consiste à se placer délibérément à contre-courant de la tendance actuelle. L'accroissement de la puissance de calcul disponible a certes favorisé l'émergence des deux grandes questions de la distribution et du multi-niveaux, mais aussi sans doute instillé de façon plus insidieuse l'idée qu'au fond, simuler des systèmes complexes à large échelle consiste d'abord à simuler toujours plus d'agents.

D'une certaine façon, simuler toujours plus d'agents, c'est céder à une solution de facilité qui, certes, fait progresser les architectures de simulation notamment en termes de performances, mais n'aide pas à résoudre des problèmes durs inhérents aux systèmes complexes à large échelle (couplage d'échelles, aller-retour entre plusieurs niveaux de granularité, meilleure intelligibilité des mécanismes à l'œuvre, etc.). Pire, il n'est pas exclu que cela nous amène à construire des systèmes aussi complexes que ceux que nous voulons comprendre, prédire ou contrôler, avec une perte d'intelligibilité importante [4]. Des inquiétudes similaires se font jour d'ailleurs concernant la manière dont le « Big Data » peut conduire à un délitement de la méthode scientifique en général, en remplaçant une démarche expérimentale inscrite dans la recherche ciblée de liens de causalité par une recherche de motifs et de corrélation [66]. De même, pour les SMA, aller vers des systèmes toujours plus massifs sous couvert d'une modélisation sans cesse plus détaillée des systèmes cibles, pourrait conduire à une perte progressive du caractère explicatif des modèles multi-agents, qui constituait originellement leur plus-value principale.

4 Éviter les agents : pourquoi, comment ?

Supposons maintenant qu'un chercheur confronté à un système complexe à large échelle, plutôt que de se demander : « comment vais-je faire pour simuler tous ces agents ? », ait au contraire pour réaction première, à la façon de Bartleby : « je préférerais ne pas » [47]. Pour éviter de sombrer comme Bartleby dans un non-agir perpétuel, la question suivante pour ce chercheur serait d'identifier ce qui, dans le modèle, peut être simulé autrement qu'avec des agents, et avec quelles méthodes. Nous connaissons tous le principe de parcimonie (le fameux « rasoir d'Ockham »), qui pose comme règle méthodologique de ne pas multiplier les entités au-delà du nécessaire, et l'appliquons ordinairement de bon gré aux classes d'agents. Il s'agit donc ici au fond de l'appliquer aussi aux instances. Quels seraient les avantages d'adopter de façon systématique ce type de questionnement ?

4.1 Renouer avec une interdisciplinarité méthodologique

Tout d'abord, une telle démarche permettrait d'éviter un enfermement disciplinaire. Depuis leur conceptualisation au début des années 1990, les SMA sont apparus comme une méthode extrêmement féconde. La conjonction de problématiques à l'interface entre informatique (modèles de tableaux noirs, langages orientés objets, langages d'acteurs) et sciences du comportement (sociologie, microéconomie, éthologie) a induit un questionnement spécifique en termes de méthodologie, d'algorithmique, d'architecture, de communication, de sorte que ces recherches se sont structurées en une discipline autonome.

Depuis, l'interdisciplinarité reste fortement implantée au cœur de très nombreux travaux et s'avère mutuellement bénéfique : les SMA sont un outil efficace pour aider à comprendre ou prédire des systèmes complexes, et inversement appliquer des architectures de simulation, des métamodèles, etc. à des problèmes concrets est une pierre de touche de la pertinence des méthodes développées.

Dans cette dynamique, se profile néanmoins le risque de restreindre peu à peu l'interdisciplinarité originelle des SMA à une juxtaposition de questions disciplinaires, avec d'un côté, les problématiques propres aux SMA, et de l'autre, les questions pratiques des « domaines d'application ».

Réfléchir d'une façon radicalement neuve à la façon de remplacer des agents par d'autres types de modèles nous obligerait à renouer avec les origines intrinsèquement interdisciplinaires des SMA en allant chercher dans d'autres disciplines scientifiques (statistiques, processus stochastiques, systèmes dynamiques, physique, biologie des systèmes...) des *méthodes* éprouvées et des *questionnements* sur les fronts de science.

À titre d'exemple, on peut citer les travaux qui s'appuient sur des méthodes issues des statistiques, de la physique ou même de l'apprentissage automatique pour approximer ou discrétiser des modèles multi-agents [20, 21], pour calibrer les modèles [73] ou explorer l'espace de paramètres [17, 32, 39].

4.2 Comparer et coupler les formalismes

Deuxièmement, chercher à ne pas agentifier, c'est-à-dire à remplacer des agents par une dynamique décrite par un autre type de modèle, c'est s'obliger à une formalisation plus nette de « ce qui se passe » dans le système, dans l'agent, dans l'environnement, pour permettre une connexion effective, opérationnelle, à des modèles plus fortement mathématisés.

Cela suppose aussi de travailler sur la comparaison fine entre les résultats produits par une simulation multi-agents et ceux produits par d'autres méthodes de simulation : équations différentielles, modèles à compartiments, autres approches stochastiques, en s'attachant à mieux comprendre les apports spécifiques de chacune et comment passer de l'une à l'autre [1, 10, 23, 40, 51].

Il est indispensable de développer des méthodologies fon-

dées sur des critères objectifs, quantitatifs, pour déterminer ce qui doit être agentifié pour rendre compte d'un phénomène donné, et ce qui peut ne pas l'être – et dans ce cas, quelle méthode utiliser à la place pour obtenir la même dynamique qu'avec des agents. Dans certains cas en effet une dynamique agrégée est largement suffisante pour décrire un phénomène ou une partie d'une phénomène, et les agents doivent être mobilisés lorsqu'ils apportent une plus-value clairement identifiable.

La simulation dans le domaine écologique a été régulièrement confrontée à cette question, d'abord en raison du nombre d'entités potentiellement très grand à représenter, et ensuite, du fait de l'existence de processus physiques ou biologiques déjà bien décrits sous des formes mathématiques, qui peuvent être couplés aux comportements des agents (par exemple dans la plateforme MAELIA [67]).

Une autre voie intéressante pour définir des méthodes capables de connecter différentes sortes de modèles consiste à s'inspirer des travaxu sur la multi-modélisation [74], la co-simulation [9] ou le couplage de modèles [5, 60] : il est alors nécessaire d'expliciter les règles qui doivent être mises en œuvre à l'interface entre un modèle SMA et un modèle d'une autre nature.

4.3 Attaquer les problèmes difficiles

Une autre conséquence de l'approche que nous défendons est qu'elle oblige à se focaliser sur les problèmes durs de la simulation multi-agents multi-niveaux. Se pose particulièrement la question du changement de granularité non pas des seules entités mais de leurs comportements : comment agréger des comportements individuels en un comportement macroscopique et inversement, de quels comportements doter les entités issues de la désagrégation d'un agent en ses composantes sous-jacentes, restées implicites jusqu'alors ?

Si l'on transpose ces questions à un système multi-niveaux multi-paradigmes, on voit que la question de l'agrégation se rapporte plutôt à la façon de paramétrer par exemple un système équationnel à partir des comportements individuels [60]. La désagrégation, elle, requiert d'être capable de reconstruire des populations synthétiques [27, 45, 73] dans un état cohérent à partir d'une description macroscopique synthétique.

4.4 Formaliser la dualité agent/information

Nous avons régulièrement soutenu qu'il était préférable, dans une simulation multi-agents, de représenter toutes les entités de façon homogène par des agents [38]. Néanmoins, il n'est pas nécessaire de toujours simuler toutes les entités possibles d'un modèle. Cette idée n'est d'ailleurs pas neuve : on en trouve des exemples récurrents dès qu'on aborde la question de l'information portée par l'environnement [46].

En particulier, la notion de phéromone est un bon exemple de ce qui, en toute rigueur, devrait être modélisé par des agents (ce sont bien, après tout, des molécules qui se déplacent, s'évaporent, etc.) mais qu'il est plus « simple » de représenter par une information. Cette dualité agent/information évoque la notion de champ en physique [69] et mériterait d'être généralisée.

Ainsi, par exemple, en épidémiologie, on considère ordinairement que des individus susceptibles (S) peuvent s'infecter au contact d'individus infectieux (I). Chaque S subit donc une force d'infection calculée en fonction de la probabilité de rencontre avec un I. Ce qui ne porte pas à conséquence pour une population de taille raisonnable et peu structurée (i.e. où les contacts sont aléatoires) devient problématique si l'on envisage une grande métapopulation spatialisée, dominée par des populations d'individus entièrement S : itérer sur ces populations saines pour savoir si un de leurs membres va s'infecter est extrêmement coûteux. Mieux vaut alors inverser le processus, c'est-à-dire ne simuler que les populations contenant des individus I, pour identifier à quelles populations S ils vont transmettre la maladie. Pour ce faire, il faut être capable de *ne pas simuler* les populations saines tout en sachant où elles sont virtuellement situées, de façon à calculer une probabilité d'infection fonction de la distance aux diverses populations I. Le champ de probabilité d'infection autour de chaque population I doit donc s'instancier en certains points, par la création d'une population nouvellement infectée. Cela suppose également de savoir créer cette nouvelle population dans un état cohérent, notamment si d'autres processus que l'infection influent sur sa dynamique (démographie, mouvements...).

4.5 Renforcer la robustesse et la validation des simulations

Enfin, la démarche consistant à restreindre les entités agentifiées à un petit noyau pertinent permettra de faire évoluer ou de renforcer les méthodes de validation des SMA. D'abord, remplacer un agent ou un groupe d'agents par un comportement « résumé » (statistiquement ou stochastiquement), pose évidemment la question de ce que cela change aux résultats. Identifier en quoi l'utilisation d'agents fortement hétérogènes, ou d'un résumé statistique, ou d'une équation déterministe impacte les résultats d'une simulation [1, 10] est un enjeu méthodologique majeur en termes de prédiction.

Or, cette capacité prédictive des SMA prend une importance croissante avec leur utilisation à des fins d'appui à la décision pour le contrôle d'un système complexe (simulation du marché de l'emploi, des politiques d'aménagement urbain, smart cities, transports, compréhension des dynamiques de marchés financiers, évacuation de bâtiments, propagation et maîtrise de maladies à l'échelle de populations). Les SMA ne sont plus cantonnés désormais à un rôle exploratoire où leur capacité explicative faisait l'essentiel de leur plus-value : actuellement leur pouvoir prédictif, quantitatif, est challengé par d'autres approches, notamment les systèmes « boîte noire » (issues par exemple des dernières avancées en apprentissage automatique comme les réseaux de neurones profonds [34]) où seule compte l'exactitude de la prédiction. Nous sommes tous conscients des limitations de ce type d'approche (biais, dépendance forte à la qualité des données, mauvaise capacité d'extra-

polation ou d'exploration de situations alternatives) mais il importe que les SMA, porteurs d'une intelligibilité plus grande sur le système modélisé, soient en mesure de leur tenir tête pour les aspects prédictifs.

La robustesse des prédictions d'un SMA est souvent l'objet de critiques, d'autant que nous avons quelque retard sur des pratiques d'analyse numérique de modèles déployées depuis longtemps pour d'autres paradigmes de calcul. En particulier, dans la partie expérimentale des articles de simulation muti-agents, des informations élémentaires telles que le nombre de répétitions stochastiques effectuées ou la variance des résultats sont trop souvent absentes. L'analyse de sensibilité est une pratique quasi-inexistante alors qu'elle apporte des indications précieuses sur le lien entre paramètres d'entrée et sorties [70] et peuvent faciliter l'identification de paramètres pertinents lors de la calibration des modèles [3]. Elles sont généralement coûteuses en temps de calcul [52] et seraient donc facilitées par le développement de modèles parcimonieux.

Enfin, des méthodes statistiques peuvent être mobilisées pour gérer l'incertitude des prédictions due à la stochasticité généralement forte des SMA [32, 37] : elles pourraient ainsi jouer un rôle analogue aux traitements numériques utilisées pour la correction des aberrations des instruments optiques, en permettant de tirer le plus d'information possible de simulations mêmes non représentatives de comportements moyens.

4.6 Le génie logiciel pour une approche intégrative de la modélisation

Les efforts à déployer pour combiner des approches multi-agents avec d'autres types de modèles, d'une façon systématique et basée sur des critères objectifs, ne pourront pas se limiter à une vague méthodologie descriptive. Il sera nécessaire d'élaborer, conjointement aux avancées théoriques, une méthodologie véritablement *opérationnelle*, étroitement couplée à des méthodes de génie logiciel tout particulièrement adaptées pour la modélisation de systèmes complexes [58].

En particulier, l'élaboration de *design patterns* est la voie la plus prometteuse pour systématiser le lien entre problèmes récurrents et solutions efficaces [26, 35, 43, 46] Cette approche permet de capitaliser de façon incrémentale et modulaire ces solutions, tout en les formalisant et en leur donnant une forme générique qui permet leur réemploi. Un couplage de tels patterns avec des langages dédiés (*Domain-Specific Languages*, DSL) permettrait en outre de faciliter la conception de simulations de systèmes complexes en permettant l'assemblage de briques de simulation correspondant à des paradigmes de modélisation différents, et en garantissant une accessibilité de scientifiques non-modélisateurs aux hypothèses, à la structure du modèle, aux connexions entre sous-modèles, etc. [59].

5 Difficultés et remèdes

La voie que nous défendons n'est certes pas dénuée d'embûches, dont certaines, évidentes, sont identifiables à ce stade, ainsi que les solutions générales pour passer outre. Certaines difficultés inattendues ne manqueront pas de se dresser devant nous, mais nous ne les découvrirons (et ne les vaincrons) qu'après nous être engagés sur le chemin.

5.1 Les difficultés de l'interdisciplinarité

L'interdisciplinarité est chronophage, nous en faisons régulièrement l'expérience dans tous nos travaux « applicatifs ». Il faut assimiler la langue de l'autre, expliquer la spécificité et la plus-value de nos méthodes, s'acculturer avant de pouvoir produire des résultats mutuellement bénéfiques. Le domaine d'application récolte alors le fruit de méthodes dont la finesse de grain permet de représenter un niveau de détail précieux, tout en servant de pierre de touche à nos toutes dernières idées.

Toutefois, la valorisation de tels travaux est difficile : il existe tant d'applications des SMA à des domaines de plus en plus divers, à partir d'architectures classiques, et souvent le fait de chercheurs qui ne sont pas informaticiens, qu'il est dur de montrer en quoi une nouvelle application se démarque *par ses méthodes*. Quant aux scientifiques de la discipline cible, le détail de nos innovations n'attire que rarement leur attention.

S'il est parfois difficile de développer une collaboration de relativement court terme pour modéliser tel ou tel système concret, on se doute qu'une interdisciplinarité « amont », focalisée sur une collaboration de long terme pour échanger des méthodes et en construire de nouvelles, est un investissement d'importance. Dans un contexte où la recherche est soumise à une pression « productiviste », malheur à l'homme seul ! Le risque pour un chercheur (notamment en début de carrière) à s'engager dans cette voie n'est pas négligeable, ne serait-ce qu'en termes d'isolement disciplinaire. Il n'en va plus de même si cette interdisciplinarité méthodologique devient systémique, soutenue par des équipes entières.

5.2 Trouver les bonnes méthodes

Quelles méthodes mobiliser pour construire des architectures de simulation hybrides, avec quels formalismes, quels algorithmes, issus de quelles disciplines ? C'est précisément le cœur du sujet et le programme des recherches à mener durant la prochaine décennie.

Nous avons cité plus haut quelques exemples de travaux qui démontrent un souci de couplage entre les SMA et d'autres méthodes : physique statistique, analyse spatiale, analyse numérique de modèles, populations synthétiques... Il sera nécessaire de prendre le temps de comprendre comment d'autres disciplines abordent les questions de modélisation. Si certaines, rares, font partie des quelques domaines où la bonne parole multi-agents n'a pas encore été portée, la majorité au contraire connaît leur existence et les utilise, à côté d'approches équationnelles ou d'autres méthodes stochastiques, voire de techniques d'apprentissage automatique qui promettent monts et merveilles en matière de simulation [34].

Cette étape sera longue et pénible, car les SMA s'appuient plus souvent sur des systèmes à bases de règles que

sur des formalismes mathématiques.Néanmoins, si nous ne sommes pas moteurs pour nous approprier ces méthodes et les incorporer dans les approches de simulation multi-agents, d'autres disciplines ne manqueront pas d'élaborer leurs propres méthodes hybrides dont les SMA seront un composant parmi d'autres.

5.3 Des modèles parcimonieux face à des ressources de calcul toujours plus grandes ?

Pendant que nous œuvrons à réduire la quantité d'agents à simuler, les infrastructures de calcul n'en continueront sans doute pas moins à croître. Faudra-t-il vraiment dépenser de la sueur et des larmes à coupler nos modèles multi-agents, avec leurs élégantes architectures et leurs règles de comportements, à toutes sortes de formalismes dont nous avons su jusqu'à présent nous passer, pour gagner un peu de temps de calcul ? Les temps héroïques de la programmation où il fallait économiser le moindre octet sont révolus !

À ceci, on pourrait d'abord donner une réponse qui ne relève pas d'arguments scientifiques mais d'attentes sociétales : viendra peut-être un moment où l'on attendra des méthodes de simulation qu'elles justifient de leur contribution à une meilleure connaissance, à un contrôle efficace des systèmes modélisés, au regard de leur empreinte carbone. De plus, la simulation étant utilisée dans des proportions de plus en plus large, il faut être capables de partager une ressource qui reste limitée.

Mais surtout, des modèles plus parcimonieux trouveront leur avantage à disposer de ressources de calcul en croissance, car réduire le coût de calcul des simulations permettra d'en faire plus. En particulier, ce sera l'occasion de comparer un plus grand nombre de scénarios ou d'explorer plus largement l'espace des paramètres possibles. Il sera nécessaire de systématiser les analyses de sensibilité, afin de mieux caractériser l'impact des variations de paramètre sur les sorties des modèles, et par conséquent renforcer la confiance qui peut être accordée aux prédictions de nos simulations. Ce type d'analyses, extrêmement coûteux mais indispensable pour approfondir notre capacité à comprendre et contrôler les systèmes complexes, ne sera possible que sur des modèles moins gourmands en ressources.

6 Conclusion

La simulation multi-agents a fait si efficacement la preuve de son intérêt pour l'étude des systèmes complexes à large échelle, que désormais nombre de scientifiques non-informaticiens en font usage de façon autonome pour l'appliquer à leur domaine de recherche. De plus, les méthodes que nous développons pour traiter de systèmes de plus en plus diversifiés et à des échelles toujours plus larges, en particulier la simulation distribuée et la simulation multi-niveaux, contribuent à élargir les possibilités offertes à nos collègues, tout en faisant courir le risque de nous transformer en simples pourvoyeurs de plateformes.

La plus-value de nos recherches ne peut venir que du développement de méthodes « subtiles » pour concevoir des architectures, des méthodes, des algorithmes novateurs, mais aussi rationaliser et fiabiliser les approches par simulation, construire progressivement des élaborations théoriques à partir de méthodes empiriques pour gagner en maturité, et enfin renforcer la capacité à délimiter la crédibilité des résultats de simulation par une analyse numérique des propriétés de nos modèles.

Pour cela nous avons suggéré ici, à rebours de la tendance générale, de penser systématiquement en termes parcimonieux, pour identifier les éléments de modélisation qui peuvent gagner à n'être pas agentifiés, et inversement ceux où l'agentification est pleinement justifiée. Cela suppose un effort collectif pour être moteurs sur l'incorporation au sein des approches multi-agents de méthodes issues d'autres disciplines.

Références

[1] Marco Ajelli, Bruno Gonçalves, Duygu Balcan, Vittoria Colizza, Hao Hu, José J. Ramasco, Stefano Merler, and Alessandro Vespignani. Comparing large-scale computational approaches to epidemic modeling : Agent-based versus structured metapopulation models. *BMC Infectious Diseases*, 10(1), 2010.

[2] Robert Axelrod. Advancing the art of simulation in the social sciences. In Rosaria Conte, Rainer Hegselmann, and Pietro Terna, editors, *Simulating Social Phenomena*, volume 456 of *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*, pages 21–40. Springer, 1997.

[3] Rémy Beaudouin, Gilles Monod, and Vincent Ginot. Selecting parameters for calibration via sensitivity analysis : An individual-based model of mosquitofish population dynamics. *Ecological Modelling*, 218(1-2):29–48, 2008.

[4] U Bhalla. Understanding complex signaling networks through models and metaphors. *Progress in Biophysics and Molecular Biology*, 81(1):45–65, 2003.

[5] Georgiy V. Bobashev, D. Michael Goedecke, Feng Yu, and Joshua M. Epstein. A hybrid epidemic model : Combining the advantages of agent-based and equation-based approaches. *Winter Simulation Conference*, 2007.

[6] Eric Bonabeau. Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 99(3):7280–7287, 2002.

[7] François Bousquet and Christophe Le Page. Multi-agent simulations and ecosystem management : a review. *Ecological Modelling*, 176(3-4):313–332, 2004.

[8] Benjamin Camus, Christine Bourjot, and Vincent Chevrier. Multi-level modeling as a society of interacting models. In *Agent-Directed Simulation Symposium (in SpringSim)*. SCS/ACM, 2013.

[9] Benjamin Camus, Thomas Paris, Julien Vaubourg, Yannick Presse, Christine Bourjot, Laurent Ciar-

letta, and Vincent Chevrier. Co-simulation of cyber-physical systems using a DEVS wrapping strategy in the MECSYCO middleware. *Simulation*, 94(12):1099–1127, 2018.

[10] Hung-Jui Chang, Jen-Hsiang Chuang, Tsurng-Chen Chern, Mart Stein, Richard Coker, Da-Wei Wang, and Tsan-sheng Hsu. A Comparison Between a Deterministic, Compartmental Model and an Individual Based-stochastic Model for Simulating the Transmission Dynamics of Pandemic Influenza. In *Proceedings of the 4th International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications*, pages 586–594. Scitepress, 2014.

[11] Dan Chen, Georgios K. Theodoropoulos, Stephen J. Turner, Wentong Cai, Robert Minson, and Yi Zhang. Large scale agent-based simulation on the grid. *Future Generation Computer Systems*, 24(7):658–671, 2008.

[12] Shu-Heng Chen. Varieties of agents in agent-based computational economics : A historical and an interdisciplinary perspective. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 36(1):1–25, 2012.

[13] Nicholson Collier and Michael North. Parallel agent-based simulation with Repast for High Performance Computing. *Simulation*, 89(10):1215–1235, 2013.

[14] Patrick Coquillard and David Hill. *Modélisation et simulation d'écosystèmes*. Masson, Paris, 1997.

[15] Gennaro Cordasco, Rosario De Chiara, Ada Mancuso, Dario Mazzeo, Vittorio Scarano, and Carmine Spagnuolo. Bringing together efficiency and effectiveness in distributed simulations : The experience with D-Mason. *SIMULATION*, 89(10):1236–1253, 2013.

[16] Alexis Drogoul and Jacques Ferber. Multi-agent simulations as a tool for modeling societies : Application to social differentiation in ant colonies. In Cristiano Castelfranchi and Eric Werner, editors, *Artificial Social Systems. 4th European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World (MAAMAW'92)*, volume 830 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 3–23. Springer, 1994.

[17] Mert Edali and Gönenç Yücel. Exploring the behavior space of agent-based simulation models using random forest metamodels and sequential sampling. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 92:62–81, 2019.

[18] Joshua M. Epstein and Robert Axtell. *Growing Artificial Societies. Social Science from the Bottom Up*. The Brookings Institution, Washington, DC, USA, 1996.

[19] Stéphane Espié. Vehicle driven simulator versus traffic-driven simulator : the INRETS approach. In *Proceedings of Driving Simulation Conference (DSC'99)*, Paris, France, 1999.

[20] Nabil T. Fadai, Ruth E. Baker, and Matthew J. Simpson. Accurate and efficient discretizations for stochastic models providing near agent-based spatial resolution at low computational cost. *Journal of The Royal Society Interface*, 16(159):20190421, 2019.

[21] Gadi Fibich and Ro'i Gibori. Aggregate Diffusion Dynamics in Agent-Based Models with a Spatial Structure. *Operations Research*, 58(5):1450–1468, 2010.

[22] Nigel Gilbert and Rosaria Conte. *Artificial Societies*. UCL Press, London, 1995.

[23] Chad M. Glen, Melissa L. Kemp, and Eberhard O. Voit. Agent-based modeling of morphogenetic systems : Advantages and challenges. *PLOS Computational Biology*, 15(3):e1006577, 2019.

[24] Thomas E. Gorochowski. Agent-based modelling in synthetic biology. *Essays In Biochemistry*, 60(4):325–336, 2016.

[25] Arnaud Grignard, Patrick Taillandier, Benoit Gaudou, Duc An Vo, Nghi Quang Huynh, and Alexis Drogoul. GAMA 1.6 : Advancing the Art of Complex Agent-Based Modeling and Simulation. In David Hutchison et al., editors, *PRIMA 2013 : Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, volume 8291, pages 117–131. Springer, 2013.

[26] Volker Grimm, Eloy Revilla, Uta Berger, Florian Jeltsch, Wolf M. Mooij, Steven F. Railsback, Hans-Hermann Thulke, Jakob Weiner, Thorsten Wiegand, and Donald L. DeAngelis. Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems : Lessons from Ecology. *Science*, 310(5750):987–991, 2005.

[27] Kirk Harland, Alison Heppenstall, Dianna Smith, and Mark Birkin. Creating Realistic Synthetic Populations at Varying Spatial Scales : A Comparative Critique of Population Synthesis Techniques. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 15(1):1, 2012.

[28] Emmanuel Hermellin and Fabien Michel. GPU delegation : Toward a generic approach for developping MABS using GPU programming. In Catholijn M. Jonker et al., editors, *Proceedings of the 2016 International Conference on Autonomous Agents & Multiagent Systems (AAMAS)*, pages 1249–1258. ACM, 2016.

[29] Emmanuel Hermellin and Fabien Michel. Complex flocking dynamics without global stimulus. In Carole Knibbe et al., editors, *Proceedings of the 14th European Conference Artificial Life (ECAL)*, pages 513–520. MIT Press, 2017.

[30] Arthur Hjorth, Bryan Head, Corey Brady, and Uri Wilensky. Levelspace : A netlogo extension for multi-level agent-based modeling. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 23(1):4, 2020.

[31] Thomas J. Hladish, Carl A. B. Pearson, Kok Ben Toh, Diana Patricia Rojas, Pablo Manrique-Saide,

Gonzalo M. Vazquez-Prokopec, M. Elizabeth Halloran, and Ira M. Longini. Designing effective control of dengue with combined interventions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(6):3319–3325, 2020.

[32] Yu-Lin Huang, Gildas Morvan, Frédéric Pichon, and David Mercier. SPSC : A New Execution Policy for Exploring Discrete-Time Stochastic Simulations. In Matteo Baldoni et al., editors, *PRIMA 2019 : Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, volume 11873, pages 568–575. Springer, 2019.

[33] Thomas Huraux, Nicolas Sabouret, and Yvon Haradji. A Multi-level Model for Multi-agent based Simulation. In *Proceedings of the 6th International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)*, volume 2, pages 139–146. SCITEPRESS, 2014.

[34] Matthew Hutson. AI shortcuts speed up simulations by billions of times. *Science*, 367(6479):728–728, 2020.

[35] Joanna Juziuk, Danny Weyns, and Tom Holvoet. Design Patterns for Multi-agent Systems : A Systematic Literature Review. In Onn Shehory and Arnon Sturm, editors, *Agent-Oriented Software Engineering*, pages 79–99. Springer, 2014.

[36] Mozhgan Kabiri Chimeh, Peter Heywood, Marzio Pennisi, Francesco Pappalardo, and Paul Richmond. Parallelisation strategies for agent based simulation of immune systems. *BMC Bioinformatics*, 20(S6):579, December 2019.

[37] Le-Minh Kieu, Nicolas Malleson, and Alison Heppenstall. Dealing with uncertainty in agent-based models for short-term predictions. *Royal Society Open Science*, 7(1):191074, 2020.

[38] Yoann Kubera, Philippe Mathieu, and Sébastien Picault. IODA : An interaction-oriented approach for multi-agent based simulations. *Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 23(3):303–343, 2011.

[39] Van-Minh Le, Yann Chevaleyre, Ho Tuong Vinh, and Jean-Daniel Zucker. Hybrid of linear programming and genetic algorithm for optimizing agent-based simulation. Application to optimization of sign placement for tsunami evacuation. In *The 2015 IEEE RIVF International Conference on Computing & Communication Technologies (RIVF)*, pages 138–143, Can Tho, Vietnam, 2015. IEEE.

[40] Demian Levis, Albert Diaz-Guilera, Ignacio Pagonabarraga, and Michele Starnini. Flocking and spreading dynamics in populations of self-propelled agents. *arXiv:1901.08831*, 2019.

[41] Charlie Lin, Joshua Culver, Bronson Weston, Evan Underhill, Jonathan Gorky, and Prasad Dhurjati. GutLogo : Agent-based modeling framework to investigate spatial and temporal dynamics in the gut microbiome. *PLOS ONE*, 13(11):e0207072, 2018.

[42] Sean Luke, Claudio Cioffi-Revilla, Liviu Panait, Keith Sullivan, and Gabriel Balan. MASON : A Multiagent Simulation Environment. *Simulation*, 81(7):517–527, 2005.

[43] Philippe Mathieu, Gildas Morvan, and Sébastien Picault. Multi-level agent-based simulations : Four design patterns. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 83:51–64, 2018.

[44] Philippe Mathieu and Sébastien Picault. An interaction-oriented model for multi-scale simulation. In Toby Walsh, editor, *Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pages 332–337. IJCAI/AAAI, 2011.

[45] Philippe Mathieu and Sébastien Picault. From real purchase to realistic populations of simulated customers. In Yves Demazeau et al., editors, *Proceedings of the 11th International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems (PAAMS'2013)*, volume 7879 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 216–227. Springer, 2013.

[46] Philippe Mathieu, Sébastien Picault, and Yann Secq. Design patterns for environments in multi-agent simulations. In Q. Chen et al., editors, *Proceedings of the 18th Conference on Principles and Practice of Multi-Agent Systems (PRIMA 2015)*, volume 9387 of *LNCS*, pages 678–686. Springer, 2015.

[47] Herman Melville. Bartleby, the scrivener : A story of wall street. *Putnam's Monthly Magazine*, 1853.

[48] Nelson Minar, Roger Burkhart, Chris Langton, and Manor Askenazi. The SWARM simulation system : a toolkit for building multi-agent simulations. Working Paper 96-06-042, Santa Fe Institute, 1996.

[49] Gildas Morvan. Multi-level agent-based modeling – bibliography. Work in progres, CoRR, 2013. arXiv:1205.0561 [cs.MA].

[50] Gildas Morvan, Alexandre Veremme, and Daniel Dupont. IRM4MLS : The influence reaction model for multi-level simulation. In *Multi-Agent-Based Simulation XI*, volume 6532 of *LNCS*, pages 16–27. Springer Nature, 2011.

[51] Ngoc Doanh Nguyen, Patrick Taillandier, Alexis Drogoul, and Pierre Auger. Inferring Equation-Based Models from Agent-Based Models : A Case Study in Competition Dynamics. In Nirmit Desai et al., editors, *Principles and Practice of Multi-Agent Systems*, volume 7057, pages 413–427. Springer, 2012.

[52] Atsushi Niida, Takanori Hasegawa, and Satoru Miyano. Sensitivity analysis of agent-based simulation utilizing massively parallel computation and interactive data visualization. *PLOS ONE*, 14(3):e0210678, 2019.

[53] Michael J North, Nicholson T Collier, Jonathan Ozik, Eric R Tatara, Charles M Macal, Mark Bragen, and Pam Sydelko. Complex adaptive systems modeling with Repast Simphony. *Complex Adaptive Systems Modeling*, 1(3), 2013.

[54] Michael J. North, Nicholson T. Collier, and Jerry R. Vos. Experiences creating three implementations of the Repast agent modeling toolkit. *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulations*, 16(1):1–25, 2006.

[55] Vladimir I. Oulianov. *Que faire ? Questions brûlantes de notre mouvement*. Seuil, traduit du russe (1966) edition, 1902.

[56] Dawn C. Parker, Steven M. Manson, Marco A. Janssen, Matthew J. Hoffmann, and Peter Deadman. Multi-Agent Systems for the Simulation of Land-Use and Land-Cover Change : A Review. *Annals of the Association of American Geographers*, 93(2):314–337, 2003.

[57] Jon Parker and Joshua M. Epstein. A distributed platform for global-scale agent-based models of disease transmission. *ACM Trans. Model. Comput. Simul.*, pages 2:1–2:25, 2011.

[58] H. Van Dyke Parunak and Sven A. Brueckner. Software engineering for self-organizing systems. *The Knowledge Engineering Review*, 30(4):419–434, 2015.

[59] Sébastien Picault, Yu-Lin Huang, Vianney Sicard, Sandie Arnoux, Gaël Beaunée, and Pauline Ezanno. EMULSION : Transparent and flexible multiscale stochastic models in human, animal and plant epidemiology. *PLoS Computational Biology*, 15(9):e1007342, 2019.

[60] Nghi Quang Huynh, Tri Nguy en Huu, Arna ud Grignard, Hiep Xuan Huynh, and Alexis Drog oul. Coupling equation based models and agent-based models : example of a multi-strains and switch SIR toy model. *EAI Endorsed Transactions on Context-aware Systems and Applications*, 4(11):152334, 2017.

[61] Craig W. Reynolds. Flocks, Herds and Schools : A Distributed Behavioral Model. *Computer Graphics*, 21(4):25–34, 1987.

[62] Benjamin Roche, John M Drake, and Pejman Rohani. An Agent-Based Model to study the epidemiological and evolutionary dynamics of Influenza viruses. *BMC Bioinformatics*, 12(1):87, 2011.

[63] Alban Rousset, Bénédicte Herrmann, Christophe Lang, and Laurent Philippe. A survey on parallel and distributed multi-agent systems for high performance computing simulations. *Computer Science Review*, 22:27–46, 2016.

[64] David Servat. *Modélisation de dynamiques de flux par agents. Application aux processus de ruissellement, infiltration, et érosion*. Thèse de doctorat, Université Paris VI, 2000.

[65] Wei Shao and Demetri Terzopoulos. Autonomous pedestrians. *Graphical Models*, 69(5–6):246–274, 2007.

[66] Sauro Succi and Peter V. Coveney. Big data : the end of the scientific method ? *Philosophical Transactions of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 377(2142), 2019.

[67] Olivier Therond, Christophe Sibertin-Blanc, Romain Lardy, Benoit Gaudou, Maud Balestrat, Yi Hong, Thomas Louail, Van Bai Nguyen, David Panzoli, José-Miguel Sanchez, Sabine Sauvage, Patrick Taillandier, Maroussia Vavasseur, and Pierre Mazzega. Integrated modelling of social-ecological systems : The MAELIA high-resolution multi-agent platform to deal with water scarcity problems. In *7th International Environmental Modelling and Software Society (iEMSs 2014)*, page 9, 2014.

[68] Alessandro Troisi, Vance Wong, and Mark A. Ratner. An agent-based approach for modeling molecular self-organization. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 102(2):255–260, 2005.

[69] H. Van Dyke Parunak. Interpreting digital pheromones as probability fields. In *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 1059–1068. IEEE, 2009.

[70] Franck Varenne. Modèles et simulations : pluriformaliser, simuler, remathématiser. In *Modéliser & simuler. Épistémologies et pratiques de la modélisation et de la simulation*, volume 1, pages 297–326. Éditions Matériologiques, 2013.

[71] Srinivasan Venkatramanan, Bryan Lewis, Jiangzhuo Chen, Dave Higdon, Anil Vullikanti, and Madhav Marathe. Using data-driven agent-based models for forecasting emerging infectious diseases. *Epidemics*, 22:43–49, 2018.

[72] Uri Wilensky. NetLogo. plateforme de simulation, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling (CCL), Northwestern University, Evanston, IL, 1999.

[73] David Wolinski, Stephen J. Guy, Anne-Hélène Olivier, Ming C. Lin, Dinesh Manocha, and Julien Pettré. Parameter estimation and comparative evaluation of crowd simulations : Parameter estimation and comparative evaluation of crowd simulations. *Computer Graphics Forum*, 33(2):303–312, 2014.

[74] Levent Yilmaz and Tuncer I. Ören. Dynamic Model Updating in Simulation with Multimodels : A Taxonomy and a Generic Agent-Based Architecture. In *Proceedings of SCSC 2004 - Summer Computer Simulation Conference*, page 6, 2004.