Intérêt de la simulation centrée interactions pour les sciences humaines et sociales

Philippe Mathieu*, Sébastien Picault*

*Laboratoire d'Informatique Fondamentale de Lille
Université Lille 1, bâtiment M3
Cité Scientifique, 59655 Villeneuve d'Ascq Cedex
philippe.mathieu@lifl.fr, sebastien.picault@lifl.fr,
http://www.lifl.fr/SMAC/

Résumé. La simulation informatique a permis aux disciplines dépourvues de la possibilité de réaliser des expériences de se doter d'outils leur permettant d'évaluer leurs hypothèses et leurs modèles. Elle reste toutefois cantonnée à l'intégration numérique de modèles mathématiques ou stochastiques, alors que ses méthodes actuelles, à travers la simulation centrée individu, permettent une représentation réaliste des entités d'un système et de leurs comportements, afin de comprendre les mécanismes qui concourent à la production d'un phénomène donné. Nous montrons ici ce que peut apporter l'agentification des modèles de simulation aux sciences humaines et sociales. En outre nous en présentons une spécialisation, les simulations centrées interactions, qui visent à faciliter l'expression des connaissances, la construction incrémentale des modèles et leur révision, tout en réduisant le risque de biais d'implémentation. Cette méthode permet également d'explorer des variantes d'un même modèle et de décomposer des systèmes complexes multi-échelles.

1 Introduction

L'informatique a modifié dans une très large mesure la manière dont les sciences expérimentales appréhendent leur champ d'investigation, non seulement en fournissant des outils de calcul puissants pour les sciences mathématisées comme la physique, mais également en provoquant graduellement, à travers la notion de *simulation*, une évolution du rapport entre le modèle et l'expérience. En particulier, depuis les années 1990, la simulation par agents, en fournissant des outils pour rendre compte de la notion de *comportement*, permet de construire *avec les mêmes techniques* des programmes dont les objectifs peuvent aller de la modélisation de phénomènes naturels à l'animation de mondes artificiels et dont les usages varient de la pédagogie au divertissement.

Nous souhaitons montrer ici l'intérêt pour les sciences humaines et sociales, non seulement de l'intégration croissante des simulations par agents dans la construction et la mise à l'épreuve des théories et des modèles, mais également d'une forme particulière de ces simulations, les *méthodes centrées interactions*, qui ont pour particularité de mettre l'accent sur les relations entre individus.

1.1 La simulation informatique de modèles mathématiques

La simulation informatique a d'abord consisté, et c'est encore très largement le cas, à utiliser l'ordinateur comme outil de calcul pour l'intégration de modèles exprimés sous une forme mathématique, très souvent par exemple au moyen de systèmes d'équations différentielles ordinaires (ODE).

Il s'agit bien là de prédire l'évolution d'un modèle, ses conditions initiales étant données, et non de tenter d'expliquer comment les entités du modèle produisent les résultats observés. De plus, il n'est pas question de reproduire des *individus vraisemblables* mais plutôt des dynamiques globales à partir d'hypothèses portant sur le *comportement moyen* des individus. Or, si la physique, la chimie, la biologie cellulaire peuvent se permettre de considérer que des corps semblables sont interchangeables, comme le sont effectivement des atomes ou des molécules, il n'en est pas nécessairement de même en éthologie, en sociologie, en économie où les acteurs ont une *histoire* et sont susceptibles de présenter une grande liberté de comportement.

De plus, il arrive fréquemment que la structuration de l'espace et le facteur temps jouent un rôle clef dans la réalisation d'un phénomène. Il peut également exister des interactions entre deux échelles de phénomènes, comme par exemple entre le comportement d'un individu et celui du groupe, qui sont difficilement prises en compte par un modèle mathématique.

Enfin, et c'est là souvent un obstacle radical, toute la connaissance pertinente du domaine doit être intégralement mathématisée ou mathématisable : de nombreux domaines scientifiques travaillent pourtant avec des ontologies très éloignées de celles des mathématiciens. Pour les mêmes raisons, l'introduction de connaissances nouvelles ou la révision d'un modèle nécessite une refonte complète des systèmes équationnels, qui ne peut être effectuée que par un expert, alors que l'on pourrait souhaiter n'avoir à faire que quelques ajustements simples.

C'est précisément sur ces points que les simulations par agents apportent des réponses appropriées. Dans la mesure où de nombreuses disciplines emploient déjà le terme « agent », il convient toutefois de préciser en quoi consiste un agent *informatique* : nous allons d'abord pour ce faire illustrer comment un même phénomène peut être étudié à travers des modèles qui tiennent compte de plus en plus explicitement du rôle des invididus.

1.2 L'agentification des modèles

Nous emprunterons cet exemple au domaine de la finance : en l'occurrence, la modélisation d'un marché boursier, où les prix sont le résultat des ordres d'achat et de vente émis par les « agents économiques », c'est-à-dire l'ensemble des investisseurs qui interviennent sur ce marché. Il n'est pas encore question pour l'instant d'agents informatiques.

La méthode la plus simple et sûrement la plus répandue pour calculer l'évolution d'un prix consiste à suivre un processus stochastique, dans lequel on actualise le prix à l'instant $t+1$ en fonction du prix à l'instant t et d'une fluctuation aléatoire :

$$p_{t+1} = p_t + \varepsilon_t$$

La courbe de prix obtenue semble présenter les caractéristiques d'une courbe de prix réelle, si ce n'est que la volatilité est celle d'une marche au hasard.

Une autre méthode consiste à définir des populations « d'agents » acheteurs (A) et vendeurs (V), certains acheteurs pouvant devenir vendeurs et vice-versa selon un processus stochastique.

Le modèle est alors de la forme :

$$\begin{cases} \frac{\mathrm{d}A}{\mathrm{d}t} &= \alpha A \\ \frac{\mathrm{d}V}{\mathrm{d}t} &= \beta V \\ \frac{\mathrm{d}p}{\mathrm{d}t} &= p + \lambda(A - V) \end{cases}$$

On notera que cette sorte d'agents ne possède en réalité aucun caractère d'individualité : « l'agent acheteur » est un *individu idéal*, c'est-à-dire un individu moyen. Seuls des effectifs d'acheteurs et de vendeurs sont représentés (en outre par des variables continues alors qu'il s'agit inrinsèquement de quantités discrètes) et les A acheteurs sont supposés avoir tous le même comportement. De plus, bien que les courbes de prix soient également vraisemblables, là encore les volatilités ont un caractère purement aléatoire.

Certains travaux vont plus loin dans l'individualisation des modèles : c'est notamment le cas du « Santa Fe Artificial Stock Market » de Arthur et al. (1997), qui permet d'améliorer la qualité des faits stylisés, sans atteindre encore les caractéristiques d'un marché réel. Il consiste cette fois à diversifier les stratégies des invididus en leur donnant une réalité informatique : un « agent économique » est donc cette fois associé à un « agent logiciel », autrement dit à un programme. Ces agents bénéficient d'une autonomie dans la prise de leurs décisions, puisqu'ils choisissent de vendre ou d'acheter en fonction du prix actuel et d'une stratégie qui leur est propre (par exemple, acheter en-dessous d'un seuil, vendre au-dessus d'un autre). La place de marché interroge à intervalles réguliers l'ensemble des agents pour calculer le nouveau prix. Toutefois, cette opération est *synchrone* : à chaque sollicitation du marché, *tous* les agents prennent une décision d'achat ou de vente et une équation fixe le nouveau prix ; de plus l'exécution d'un ordre d'achat ou de vente n'a aucun impact direct sur eux car ils ne possèdent ni budget, ni portefeuille.

Enfin, on peut aller encore au-delà dans l'agentification du modèle, en utilisant des agents logiciels réellement autonomes, suceptibles de passer des ordres boursiers réalistes à tout moment. Surtout, on peut introduire une rétroaction du marché sur les agents, par exemple en dotant ceux-ci d'un portefeuille dont la valeur fluctue avec le cours de leur action, et d'un budget qui contraint les ordres passés en empêchant d'agir les investisseurs ruinés. Ainsi dans une plateforme comme « ATOM » (Mathieu et Brandouy, 2010), les ordres sont envoyés au marché, qui les exécute selon des règles réalistes : on peut alors montrer quel est l'impact des éléments de la micro-structure du marché (nature des ordres émissibles, structure du carnet d'ordres, stratégies des agents, etc.) sur les variations de prix ou sur l'évolution du portefeuille d'un individu donné. Ce degré de précision ne peut être atteint qu'avec la rétroaction de l'ensemble du système sur les entités qui le composent.

2 Les simulations « centrées individus »

2.1 Principes

Les simulations dites « centrées individus » (en anglais *individual-based modelling*), ou encore simulations « multi-agents » (*multiagent simulations*), s'appuient sur une perspective

inverse de celle qui sous-tend la modélisation mathématique : elles se focalisent en effet plutôt sur *l'explication* que sur la *prédiction*. Au lieu de chercher une formalisation mathématique capable de rendre compte de l'évolution globale du phénomène étudié, les simulations multi-agents s'intéressent aux comportements et aux relations qu'il faut attribuer aux entités qui composent un système pour les voir reproduire les propriétés observées dans le réel.

Toutefois, l'exemple précédent fait apparaître une gradualité dans l'autonomie logicielle accordée aux « agents ». Les informaticiens, dans la lignée de Ferber (1995), s'accordent à parler de « simulation multi-agents » lorsque les critères suivants sont réunis :

- la simulation comporte de véritables agents au sens logiciel, capables d'une *prise de décision autonome* au moyen d'un algorithme qui leur est propre ;
- l'action des agents est aussi *distribuée* que possible : elle n'est pas le fruit de la coordination ou de la délégation par une entité centralisée ;
- de même que les actions des agents ont un effet sur l'ensemble du système, ce dernier est capable de rétroaction sur les agents.

Dans cette démarche, l'effort de modélisation porte :

1. sur les « agents », c'est-à-dire les entités jugées pertinentes dans le système à modéliser : leurs états possibles, leurs capacités de perception, d'action, de communication, leurs facultés cognitives, etc ;
2. sur « l'environnement », c'est-à-dire l'espace physique ou social où sont plongés les agents, et dont il faut reproduire les caractéristiques significatives pour le phénomène étudié : topologie, lois physiques, événements qui peuvent y survenir — toute partie d'un espace métrique peut servir d'environnement : espace euclidien à 2, 3 dimensions, espace discret (de type « grille »), graphe d'accointances, etc. ;
3. sur les « comportements » attribués aux agents, c'est-à-dire les actions par lesquelles l'agent, de façon plus ou moins directe, répond à ce qu'il perçoit dans son environnement et à ses propres états internes.

Paradoxalement, lors de l'élaboration d'un modèle par agents, la difficulté porte le plus souvent sur les comportements. Pour relier perception et action, on peut être amené en effet, selon le domaine et les hypothèses formulées, à mettre en œuvre des mécanismes plus ou moins sophistiqués, qui s'échelonnent de la simple règle déterministe jusqu'à des systèmes logiques de planification ou de déduction. Il est de plus possible de représenter dans une même simulation des individus aux capacités mentales et aux comportements très différents.

2.2 Quelques exemples

Les agents s'avèrent d'emblée particulièrement bien adaptés à la modélisation de phénomènes collectifs à partir d'individus « simples », notamment en biologie ou dans le cadre d'écosystèmes (Resnick, 1994; Coquillard et Hill, 1997). Il est possible ainsi de mettre en évidence le caractère *émergent* de tel ou tel phénomène. Par exemple les travaux de Reynolds (1986) montrent que la formation de nuées d'oiseaux ou de bancs de poissons stables, capables d'éviter des obstacles, peut résulter de trois règles individuelles d'ajustement de l'orientation et de la vitesse sur les agents voisins immédiats (l'évitement des congénères les plus proches, l'alignement vers la direction moyenne des voisins, et la cohésion qui pousse l'individu vers la position moyenne de ses voisins), alors qu'on a longtemps supposé qu'il existait *nécessairement* un individu « meneur » pour coordonner l'ensemble du groupe.

Bien que l'éthologie ait été à la fois l'inspiratrice et la première bénéficiaire de la simulation par agents, cette approche a progressivement gagné d'autres disciplines désireuses de disposer de modèles explicatifs et de laboratoires virtuels, à commencer par le célèbre modèle de ségrégation de Schelling (1971) qui permet de rendre compte de dynamiques géographiques à partir de décisions individuelles simples. Depuis, les expériences d'Epstein et Axtell (1996) autour de « SugarScape », quoique s'appuyant sur des individus abstraits, témoignent de l'intérêt pour les sciences sociales de construire des modèles de façon incrémentale et d'étudier l'impact concret de chaque hypothèse nouvelle. Dans ces travaux, des agents rudimentaires sont placés dans un environnement disposant de ressources réparties en deux « collines » (plus riches au centre) ; les expériences réalisées consistent à les doter progressivement de comportements de plus en plus sophistiqués, de la seule recherche individuelle de nourriture à des relations d'échange ou à la prise en compte de la pollution engendrée par l'activité des agents. Si ce type de simulation ne peut évidemment guère se prêter à une extrapolation directe en sociologie ou en économie, il n'en reste pas moins que la méthode utilisée est susceptible d'être transposée à l'étude de phénomènes particuliers (Phan et Amblard, 2007; Gilbert et Troitzsch, 2005).

Un autre problème qui illustre bien l'intérêt de la simulation par agents est celui de l'allocation de ressources. Étant donnée une fonction de bien-être social, il s'agit d'affecter un ensemble de ressources à un ensemble d'individus, dotés chacun d'une fonction d'utilité propre, de façon à maximiser le bien-être de la société. Pour certaines fonctions (comme le bien-être social utilitaire), il existe des algorithmes centralisés efficaces pour trouver la solution optimale. Cependant, elles ne font qu'identifier la situation optimale, sans donner les étapes (en termes d'échanges de ressources entre individus) qui permettent de l'atteindre.

De plus, la connaissance de l'ensemble des informations est requise, alors qu'en situation réelle, les gens acceptent rarement de révéler leurs informations personnelles. Les méthodes centralisées se basent également sur l'hypothèse implicite (peu réaliste) qu'une entité est capable de communiquer avec toutes les autres entités du système. Enfin, les approches centralisées manquent également d'adaptabilité : l'introduction d'une petite variation dans les données, dans les fonctions d'utilité, ou l'ajout d'un nouvel individu dans le système, mène à un redémarrage complet du processus de résolution.

La simulation par agents menée par Nongaillard et Mathieu (2011) introduit au contraire la notion de politique d'échange et de réseau d'accointances (pour représenter les possibilités de communications entre agents), et s'intéresse à la manière dont les ressources passent de main en main (cf. fig. 1). Basée sur des négociations locales entre agents autonomes, cette méthode permet de résoudre efficacement le problème d'allocation de ressources sans aucune entité centrale, donnant les étapes concrètes pour atteindre une allocation socialement optimale. De plus, l'ajout de nouveaux agents est possible durant le processus de négociation, sans pour autant dégrader la qualité de la solution.

Enfin, les expériences réalisées montrent le lien entre la topologie du réseau d'accointances et les politiques de négociation à utiliser pour atteindre un bien-être optimal. Par exemple, une politique basée sur des dons sociaux mène toujours les processus de négociation à des allocations socialement optimales dans le cas de réseaux d'accointances complets. Selon Nongaillard et Mathieu (2011), un don social a pour effet d'augmenter le bien-être de la société sans nécessairement augmenter celui de l'individu. Si le réseau d'accointances est de type Erdős-Renyi, il est possible d'atteindre des allocations socialement très proches de l'optimum global en utili-

sant une politique basée sur l'échange+don social. Dans le cas où les négociations sont basées sur un réseau de type grille, cela mène même aux meilleures allocations de ressources. Cette politique basée sur le don social n'est certes pas adaptée pour tous les bien-êtres sociaux mais elle est cependant très efficace pour résoudre le problème d'allocation de ressources lorsque diverses fonctions de bien-être (utilitaire, égalitaire, élitiste...) sont considérées. Du reste il demeure facile d'expérimenter toute politique de négociation et d'échange sans modification majeure du simulateur.

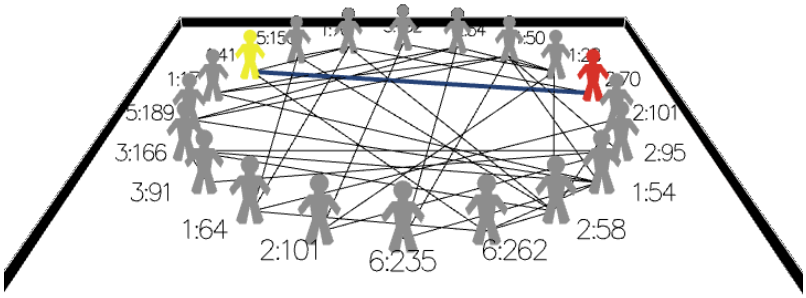

FIG. 1 – *Simulation par agents de l'allocation de ressources dans un réseau social. Un agent peut choisir d'échanger une ressource avec un autre agent auquel il est relié, chacun décidant en fonction de sa propre fonction d'utilité. Pour chaque agent on voit ici le nombre de ressources dont il dispose (nombre de gauche) et la valeur de son stock (nombre de droite) selon sa propre évaluation.*

Dans le même esprit, Lewkovicz (2010) propose une modélisation du marché du travail par des agents qui représentent les individus et les firmes comme des unités décisionnelles agissant en fonction de leur état et de leurs buts dans un environnement. Ce type de modèle peut être calibré (par exemple sur le marché du travail français) avec des comportements régis par la législation en vigueur et les données quantitatives connues, par exemple en tenant compte explicitement des diverses catégories d'individus (salariés, retraités, chômeurs, etc.), du taux de chômage par classe d'âge ou de l'ancienneté dans une catégorie.

2.3 Avantages de la simulation centrée individus

Le succès rapide de ces méthodes de simulation récentes tient d'abord à la facilité (apparente) pour les experts d'un domaine à s'approprier les outils informatiques, contrairement aux approches mathématiques. En effet, la modélisation par agents permet d'utiliser les mêmes ontologies que les biologistes, sociologues, économistes, etc. Tout individu (ou entité) du domaine d'origine peut être représenté par un agent ; toutes les actions de ces entités sont codées par des comportements d'agents ; le monde dans lequel les entités évoluent est simulé par un environnement d'exécution dans lequel les agents perçoivent des informations et exécutent leurs actions. L'expert d'un domaine et l'informaticien parlent le même langage : le transfert de connaissances et la formulation d'hypothèses, mais aussi l'analyse et l'interprétation des résultats, sont donc bien plus rapides qu'ils ne le sont lorsqu'on doit passer d'une description comportementale à un formalisme mathématique ou vice-versa.

Il est également possible de donner corps à des agrégations d'agents au moyen d'agents de plus haut niveau et de permettre ainsi de changer à volonté d'échelle de représentation (Servat, 2000). Cela permet à la fois d'économiser du temps de calcul, de se placer à un niveau choisi arbitrairement par le chercheur du domaine et d'identifier plus facilement le niveau adéquat pour une expérimentation donnée. Il est ainsi possible de simuler dans un même modèle des individus, des familles, des groupes sociaux de diverses tailles, etc.

La force de ces modèles réside aussi dans leur *pouvoir explicatif*, qui réside lui-même dans la nature constructiviste de ces modèles. Il aident ainsi à comprendre l'apparition de caractères globaux ou de structures macroscopiques à partir des causes qui ont été introduites en tant que telles, sous la forme d'interactions qui ont lieu entre les entités impliquées dans le système. De plus, lorsque les agents en question sont situés dans un environnement physique, les phénomènes modélisés prennent ainsi automatiquement en compte la spatialité et l'évolution temporelle du phénomène étudié. Par exemple, la ségrégation globale qui apparaît dans le modèle de Schelling peut être comprise à partir des observations des mouvements individuels.

2.4 Limitations

Si elles fournissent des moyens d'investigation plus riches que les modèles mathématiques, les simulations multi-agents soulèvent également des difficultés nouvelles tant dans la phase de modélisation que lors de leur mise en œuvre informatique. En effet, la proximité apparente entre les entités du domaine d'origine et celles du modèle informatique peut être trompeuse : si la spécification des comportements ou celle des capacités cognitives des agents sont imprécises, si des hypothèses du modèle ou des détails de la réalisation informatique restent implicites, la simulation produit des résultats biaisés. Or, il n'existe pas de méthodologie unifiée de modélisation, ni de plateforme de simulation universelle, de sorte que la fiabilité de la modélisation et de la simulation dépendent à la fois de la qualité du dialogue interdisciplinaire et de la bonne compréhension du processus de simulation informatique lui-même.

Le succès, parmi des chercheurs non-informaticiens, de certaines plateformes au demeurant excellentes, comme NetLogo de Wilensky (1999) ou Repast (North et al., 2006), tient d'ailleurs à l'apparente simplicité de leur utilisation, puisqu'elles fournissent un langage de haut niveau à la syntaxe épurée ainsi que des outils d'analyse graphique clef en main. Toutefois, si le programmeur méconnaît certains détails algorithmiques, tels que l'ordonnancement des actions des agents (par exemple la différence entre un `ask` et un `ask-concurrent` en NetLogo), il s'expose à des erreurs de traduction du modèle du thématicien sur la plateforme dont les conséquences peuvent être majeures.

Notamment, les particularités de l'agent tant dans ses capacités de perception, d'action, de cognition, de communication, que dans sa réalisation logicielle, ont un impact direct sur la façon dont les comportements sont effectués. Or s'il est normal que les modalités concrètes de réalisation d'un comportement soient liées à la nature de l'agent considéré, l'assujettissement automatique de ces modalités à des caractéristiques fortuites (architecture de l'agent, mécanisme de sélection d'action, ordonnancement des actions dans le simulateur...) qui ne sont pas perçues par le modélisateur est plutôt source de biais.

Les simulations « centrées interactions », que nous présentons dans la section suivante, constituent une extension des simulations centrées individus destinée à réduire ces inconvénients, principalement en séparant comportements et agents, et en s'appuyant sur un moteur de simulation générique.

3 Les simulations « centrées interactions »

Au sein de la simulation par agents, nous défendons une approche qui vise à *concrétiser les interactions* en tant que telles, de façon à décrire les comportements des individus d'une manière abstraite, en les détachant des spécificités perceptives, cognitives ou opérationnelles des agents logiciels. En effet, si de nombreuses méthodes de conception de systèmes multi-agents font appel depuis longtemps au *concept* d'interaction (Demazeau, 1995; Ferber et Gutknecht, 1998), celui-ci reste cantonné à la phase d'analyse et n'est pas traduit au niveau logiciel.

La méthode que nous présentons ici vise de plus à séparer les connaissances (structure des agents, description abstraite des interactions) de leur utilisation au sein d'un moteur de simulation qui peut alors être générique et paramétrable. La révision d'un modèle, l'ajout de nouvelles connaissances ou d'hypothèses en est facilitée.

3.1 Principes de l'approche orientée interactions

Pour modéliser des comportements dans une simulation centrée individus, il est nécessaire de doter les agents d'un mécanisme de *sélection d'actions*, qui va décider des actions concrètes que l'agent doit effectuer en fonction de ses perceptions, de son état, de ses buts, etc. et qui contribue ainsi au comportement observé durant la simulation. Les méthodes de simulation multi-agents classiques s'accordent à implanter ce mécanisme de sélection d'actions au cœur de l'agent. Or, les comportements observables d'un système, qu'il soit réel ou simulé, ne sont nullement réductibles aux particularités des actions réalisées : ils sont constitués d'une partie abstraite, qui permet *d'identifier* ces comportements, en plus d'une partie concrète (les modalités selon lesquelles ce comportement est effectué). Nos travaux visent précisément à *dissocier* la part abstraite de la part concrète dans la modélisation d'un comportement, à travers la notion d'interaction.

Dans la plupart des méthodes d'analyse destinées à la conception de simulations par agents, la notion d'interaction est utilisée sans pour autant conduire à une implémentation informatique au cœur de la simulation. Ainsi, les interactions entre agents, même lorsqu'elles sont prises en compte lors de la modélisation, finissent par être codées dans un algorithme implanté au sein de l'agent dont il doit définir le comportement. Il est donc étroitement dépendant des spécificités logicielles de l'agent, et doit être réécrit presque intégralement à chaque modification.

Or, lorsqu'on aborde des simulations de systèmes complexes ou large échelle, il faut au contraire disposer d'outils, tant conceptuels que logiciels, qui permettent d'analyser, de modéliser et d'implémenter de façon distincte la structure du système d'une part et ses fonctionnalités d'autre part, sans quoi la boucle classique analyse/conception/codage devient rapidement inextricable.

Il est donc nécessaire, dans de nombreuses situations de simulation, de définir les interactions d'une façon indépendante des agents, de formaliser très finement la mise en relation de ces interactions avec les agents qui peuvent les effectuer ou les subir, et de les coder explicitement dans le simulateur. C'est ce que nous appelons « l'approche centrée interactions » par opposition à l'approche classique dans les simulations centrées individus. Par certains aspects, cette méthode présente des similarités avec la théorie des affordances (Gibson, 1979).

Cette méthode repose sur trois idées clefs :

1. toute entité pertinente du système à modéliser doit être représentée par un agent logiciel, doté de capacités élémentaires de perception et d'action dans son environnement (ces capacités sont appelées *primitives* dans la suite) ;
2. tout comportement susceptible de se manifester dans le système étudié doit être concrétisé logiciellement par une interaction, qui consiste en une règle conditions/actions ;
3. agents et interactions peuvent (doivent) être construits séparément, puis mis en relation selon le modèle considéré : ils peuvent alors être traités par un moteur de simulation indépendant du domaine d'application.

Agents et primitives de perception et d'action. L'identification des agents ne pose en général pas de problème, même si le principe de parcimonie suggère de les doter de capacités minimales au premier abord. Il faut déterminer les *primitives de perception* dont l'agent est capable, destinées à examiner l'état de l'environnement, les communications en provenance d'autres agents (communications explicites par messages, ou implicites via des modifications de l'environnement), les stimuli internes à l'agent (changement d'état, sensation de faim, vieillissement, etc.), et le cas échéant les croyances ou buts. Quant aux *primitives d'action*, elles permettent à l'agent de se déplacer (de façon discrète ou continue, aléatoire ou suivant un chemin calculé...), d'agir dans l'environnement (déposer, prendre un objet), sur l'état de l'agent (augmenter son niveau d'énergie, réviser des connaissances...), ou sur d'autres agents (communication, échange d'objets, etc.), en incluant la destruction ou la création d'agents. Il va de soi que le choix et la définition de ces primitives sont intrinsèquement dépendants du problème traité.

Concrétisation de l'interaction. Nous définissons une **interaction** comme une *séquence d'actions élémentaires* qui implique simultanément plusieurs agents et qui constitue un bloc sémantique dans une simulation donnée (Mathieu et al., 2001). Ce bloc ne peut s'exécuter que si des *conditions d'exécution* (exprimant aussi bien des motivations ou des buts explicites que des prérequis physiques ou logiques) sont vérifiées. Une interaction prend donc la forme d'une *règle conditions/actions* qui peut être *effectuée* par un agent (appelé *source*) et *subie* par un autre (appelé *cible*), formulée à partir de primitives de perception et d'action.

Ces dernières peuvent être exécutées selon des modalités variables par les agents, mais leur enchaînement logique est décrit de façon idéale par leur mise en relation sous la forme d'une interaction. Les interactions ainsi définies sont indépendantes des spécificités des agents qui peuvent les effectuer ou les subir. Elles ont non seulement une existence propre en termes logiciels (et peuvent ainsi constituer progressivement des bibliothèques qui capitalisent les connaissances d'un domaine donné), mais en outre un rôle central dans la méthode de modélisation.

3.2 Méthodologie d'une simulation orientée interactions

Aborder un problème par la simulation suppose d'identifier d'une part les entités qui, selon le modèle du domaine ciblé, sont supposées jouer un rôle dans la production du phénomène étudié, et d'autre part les interactions entre ces entités. Dans un modèle de simulation centré agents, l'identification se focalise sur les entités, auxquelles on subordonne les mécanismes de sélection d'actions. L'approche orientée interactions préconise au contraire de mener de

front l'analyse des agents et des interactions, de façon à garder une vue abstraite des fonctions assurées par les agents.

La méthodologie proposée par Kubera et al. (2011) définit ainsi un procédé « *top-down* » pour la conception d'une simulation centrée interactions :

1. Identifier *d'abord* les interactions (fonctionnalités abstraites, processus élémentaires). Cela conduit à dresser une matrice entre des familles d'agents, potentiellement sources ou cibles (cf. fig. 2), afin de déterminer par qui une interaction peut être effectuée ou subie. Il est possible d'attribuer dès ce stade des priorités aux interactions pour indiquer les préférences des agents sources.
2. Écrire les déclencheurs, conditions et actions de ces interactions.
3. Identifier les caractéristiques des agents concernés (attributs), ainsi que les primitives de perception et d'action (par exemple `faim`, `détruire`...), d'après les déclencheurs, conditions et actions constituant les interactions auxquelles ces agents devront participer.

L'exemple sur lequel nous nous appuyons dans la suite pour illustrer, très schématiquement, la méthode orientée interactions, est un ensemble de simulations visant à étudier le comportement de clients dans un supermarché (Mathieu et al., 2010). À partir d'un placement en rayon des articles et de l'analyse de tickets de caisse, des clients sont générés selon des profils réalistes, avec des besoins qui leur sont propres, et effectuent leurs achats (s'ils le peuvent, selon le temps et le budget dont ils disposent) en parcourant le magasin. On peut alors analyser les tickets obtenus en simulation, le nombre de sorties sans achat, la satisfaction des clients, ou encore l'impact du placement des produits sur le chiffre d'affaires.

Matrice d'interactions et formulation d'hypothèses. Comme on le voit sur la matrice d'interactions correspondant à une des expériences réalisées (cf. fig. 2), toutes les entités jouant un rôle sont représentées par des agents, y compris les articles, les entrées du supermarché, les caisses, etc. De la sorte, les hypothèses portant sur la nature des interactions entre les entités du système simulé sont explicitées visuellement dans la matrice.

source \ target	∅	Client	Article	Checkout	Entrance	Sign
Client	+(SeekCheckout ; 50) +(ChooseNextItem ; 20) +(SeekTarget ; 10) +(MoveToTarget ; 0)	+(Talk ; 20 ; 1)	+(Take ; 40 ; 1) +(MoveTowards ; 30 ; 3)	+(MoveTowards ; 60 ; 5)		
Article						
Checkout	+(Open ; 20) +(Close ; 20)	+(DealWith ; 10 ; 0)				
Entrance	+(CreateClient ; 0)					
Sign		+(Inform ; 10 ; 10)				

FIG. 2 – *Exemple d'une matrice d'interaction pour la simulation d'un supermarché (Mathieu et al., 2010). On peut placer plusieurs interactions par case, sachant qu'une interaction I placée sur la ligne i et la colonne j peut être effectuée par un agent de la famille indiquée dans la colonne « source » à la ligne i, et subie par un agent de la famille présente sur la ligne « target » dans la colonne j, avec une certaine priorité et jusqu'à une certaine distance. Certaines interactions (colonne ∅) sont réflexives, i.e. l'agent cible est le même que l'agent source. Par exemple, un* `client` *peut effectuer* `Take` *sur un* `article`*, avec une priorité 40, si cet article est à une distance de 1 au plus.*

Ce mode de représentation des connaissances facilite la formulation d'hypothèses nouvelles, portant soit sur les interactions effectuées par certaines entités sur d'autres, soit sur le comportement de familles d'entités. Par exemple, souhaite-t-on représenter des clients « verts » ayant une préférence pour les produits « bio », il suffit d'introduire une famille `GreenClient`, une famille `OrganicArticle`, et de recopier pour `GreenClient` la ligne de `Client`, en donnant une priorité plus élevée à `Take` lorsque la cible est un produit bio (cf. fig. 3). Veut-on introduire l'influence de l'emballage sur l'attractivité des articles, on peut rendre ces derniers *actifs* simplement en leur permettant d'effectuer une interaction (`Inform` ou `Attract`) sur les clients.

Bien entendu, la construction d'un modèle peut se faire de façon incrémentale, en ajoutant une à une les interactions ou les familles d'agents supposées nécessaires à la production du phénomène étudié, puisque ces interactions sont écrites indépendamment les unes des autres et indépendamment des agents.

source \ target	...	Article	OrganicArticle	...
...				
GreenClient	...	+(Take ; 40 ; 1) +(MoveTowards ; 30 ; 3)	(Take ; 45 ; 1) +(MoveTowards ; 42 ; 3)	...
...				

FIG. 3 – *Exemple de modification de la matrice d'interaction pour prendre en compte les préférences d'une partie des clients. La priorité de* `Take` *et de* `MoveTowards` *a été augmentée lorsque la cible est un produit « bio ».*

Plus généralement, cette représentation matricielle, qui n'est possible que parce que les interactions ont été concrétisées par des règles abstraites, permet une véritable *exploration* de l'espace des simulations possibles, en déclinant automatiquement des variantes d'un même modèle qui peuvent être évaluées en parallèle, comme proposé par Gaillard et al. (2010).

Primitives et modalités du comportement. L'utilisation d'interactions génériques n'entraîne nullement l'uniformité de tous les comportements issus de la réalisation d'une même interaction. Bien au contraire, comme les interactions sont écrites au moyen de primitives abstraites, ces dernières peuvent être réalisées selon des modalités différentes par les agents.

Par exemple, examinons l'interaction `Take` (« prendre ») qu'un client peut effectuer sur un article :

```
TAKE (Src, Tgt) :=
        CONDITIONS:     Src.interested(Tgt)
                        AND Src.resourcesFor(Tgt)
                        AND NOT Src.owns(Tgt)
        ACTIONS:        Src.putInCart(Tgt)
```

Elle se lit comme suit : `Take` peut être effectuée par une source `Src` sur une cible `Tgt` si les conditions suivantes sont réunies : 1° la cible « intéresse » la source ; 2° la source dispose des ressources nécessaires à l'acquisition de la cible (place, argent...) ; 3° la source ne possède pas déjà la cible. Si l'interaction est effectuée, la seule action consiste à placer la cible dans un compartiment interne à la source (son « chariot »).

Cela ne fait que décrire de façon très abstraite en quoi consiste le comportement qui peut être décrit comme « prendre un article ». Il reste au modélisateur à déterminer par exemple le niveau de cognition dont il souhaite doter les clients, par exemple :

- un client *purement réactif* peut n'être doté que d'un chariot, d'une liste de course et d'un budget ; une primitive comme `interested` s'écrira alors simplement : `Tgt` $\in$ `shopping-list` ;
- un client *opportuniste* peut disposer d'une liste d'articles obligatoires et d'une liste d'articles souhaités. Dans ce cas, la primitive `interested` pourra être calculée selon l'appartenance de `Tgt` à la liste obligatoire ou la préférence attribuée à `Tgt` sur la liste des articles souhaités, modulée par son prix.
- un client *cognitif* peut disposer de buts, de croyances, de connaissances, de plans, etc. La primitive `interested` peut alors évaluer une expression logique reflétant un état mental, par exemple : `KNOW(Tgt` $\in$ `shopping-list) OR BELIEVE(Useful(Tgt)) OR (KNOW (Love(Tgt)) AND NOT BELIEVE(Fat(Tgt)))`.

Il en va de même pour chaque primitive dans chaque famille d'agents, ce qui autorise de nombreuses variations. Ce *polymorphisme* dans la réalisation effective des interactions permet bien évidemment d'ajuster finement le modèle d'agent aux hypothèses psychologiques, économiques ou sociologiques souhaitées.

Un moteur de simulation générique. En exprimant explicitement les connaissances relatives aux entités et à leur comportement, les simulations orientées interactions opèrent une séparation de fait entre les connaissances du modèle et les processus informatiques qui les manipulent. Une simulation de ce type peut donc être exécutée par un moteur *générique*, auquel il suffit de fournir des bibliothèques d'agents et d'interactions déjà constituées, ainsi que la matrice d'interaction correspondant au modèle à simuler.

Le principe général d'un tel moteur, pour un fonctionnement en temps discret, consiste à donner la parole de façon équitable à tous les agents sources potentiels (ceux qui peuvent effectuer des interactions). Ceux-ci perçoivent dans l'environnement d'autres agents, et examinent quelles sont les interactions réalisables en prenant ces voisins pour cibles (i.e. celles pour lesquelles les conditions d'exécutions sont vérifiées). Il reste à choisir un couple interaction-cible parmi les interactions réalisables de priorité la plus forte : aléatoire par défaut, ce choix peut être paramétré par une *politique de sélection* adaptée au domaine.

Simulations multi-niveaux centrées interactions. Enfin, l'utilisation d'un formalisme centré interactions facilite la mise en œuvre de simulations multi-niveaux, i.e. dans lesquelles coexistent des environnements spatiaux ou sociaux opérant à des échelles d'espace ou de temps différentes, et dans lesquels le comportement des agents peut dépendre du niveau où il se situe.

Par exemple, la structuration d'une société en familles, communautés, groupes, associations, institutions, etc. a pour conséquence qu'un même individu peut appartenir à plusieurs environnements sociaux simultanément, ceux-ci étant dotés d'une extension spatiale et d'un rythme propres. En outre, deux individus peuvent adopter des comportements radicalement différents l'un envers l'autre selon l'environnement où ils se trouvent (typiquement, des conjoints qui sont aussi collègues de travail, ou un enfant dans la classe d'un de ses parents, etc.).

Nous avons montré que la décomposition de ces imbrications complexes est facilitée par l'approche centrée interactions (Picault et Mathieu, 2011), dans la mesure où l'affectation à

chaque environnement d'une matrice d'interactions permet d'exprimer la variation de comportement des agents selon le milieu où ils se trouvent.

L'approche orientée interactions propose des solutions pour encore bien d'autres situations, comme le cas d'interactions entre plus de deux agents, la coordination d'actions ou la gestion des priorités attribuées aux interactions (Kubera et al., 2011).

4 Conclusion

Face à des phénomènes où l'expérimentation n'est pas toujours possible, la simulation fait figure de nécessité. Nous avons montré que les simulations centrées individus permettent de prendre en compte avec une finesse arbitraire des *comportements* attribués aux entités sous-jacentes à un phénomène collectif. Ce processus *d'agentification* offre au chercheur non informaticien les ressources d'un véritable laboratoire virtuel et lui donne à manipuler des modèles très proches de ceux de son domaine.

Nous avons présenté également une forme particulière de simulation multi-agents : la simulation orientée interactions, qui a pour caractéristique première de dissocier agents et comportements, en définissant sous forme de règles abstraites les interactions qui peuvent avoir lieu dans un système, puis en affectant ces interactions aux agents. Cette méthode favorise l'explicitation des hypothèses du modèle, tout en autorisant une grande variabilité de comportements grâce au mécanisme de primitives.

Elle permet également l'exploration de variantes d'un modèle initial, en appliquant des opérateurs de transformation sur la matrice d'interactions (modification des paramètres de priorité et de distance, déplacement d'une interaction vers une autre case, ajout ou suppression d'une interaction, etc.). Par exemple, on peut étudier, partant d'une matrice M_1 correspondant à une situation historique donnée, quelles transformations du modèle permettent d'atteindre une matrice M_2 correspondant à une autre situation historique, tout en respectant certaines contraintes collectives ou individuelles.

La simulation centrée interactions peut aussi être d'une grande aide dans la décomposition d'un système complexe multi-échelles ou multi-niveaux, en associant à chaque sous-système une matrice d'interactions qui décrit l'adaptation du comportement des agents au contexte local, tout en permettant de traiter les sous-systèmes comme de véritables agents.

Plus généralement, la simulation orientée interactions fournit un cadre méthodologique uniforme dans lequel toute entité est matérialisée par un agent, et tout comportement par une interaction. Les éléments de ces deux classes composant la simulation peuvent être construits séparément, en explicitant les connaissances du domaine d'application, puis assemblés étape par étape, hypothèse après hypothèse, pour exprimer les interrelations entre les acteurs d'un système. À aucun moment dans ce processus, le modélisateur n'a besoin de connaître le fonctionnement détaillé du moteur informatique de simulation : le risque de biais est donc largement réduit, et le dialogue interdisciplinaire renforcé.

Références

Arthur, W., J. Holland, B. LeBaron, R. Palmer, et P. Taylor (1997). *The Economy as an Evolving Complex System II*, Chapter Asset Pricing Under Endogenous Expectations in an Arti-

ficial Stock Market, pp. 15–44.

Coquillard, P. et D. Hill (1997). *Modélisation et simulation d'écosystèmes*. Paris : Masson.

Demazeau, Y. (1995). From interactions to collective behaviour in agent-based systems. In *Proceedings of the 1st. European Conference on Cognitive Science*, pp. 117–132.

Epstein, J. M. et R. Axtell (1996). *Growing Artificial Societies. Social Science from the Bottom Up*. Washington, DC, USA : The Brookings Institution.

Ferber, J. (1995). *Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective*. Paris : InterEditions.

Ferber, J. et O. Gutknecht (1998). A meta-model for the analysis and design of organizations in multi-agent systems. In *Proceedings of the International Conference on Multi Agent Systems*, pp. 128–135.

Gaillard, F., Y. Kubera, P. Mathieu, et S. Picault (2010). Une forme de rétro-ingénierie pour systèmes multi-agents : explorer l'espace des simulations. *Revue d'Intelligence Artificielle 24*(5).

Gibson, J. J. (1979). *The Ecological Approach to Visual Perception*. Hillsdale ; New Jersey ; London.

Gilbert, N. et K. Troitzsch (2005). *Simulation for the Social Scientist*. Mc Graw Hill.

Kubera, Y., P. Mathieu, et S. Picault (2011). IODA : an interaction-oriented approach for multi-agent based simulations. *Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems 23*(3), 303–343. DOI : 10.1007/s10458-010-9164-z.

Lewkovicz, Z. (2010). *Modélisation et simulation du marché du travail avec un système multi-agents*. Ph. D. thesis, Université Paris VI.

Mathieu, P. et O. Brandouy (2010). A generic architecture for realistic simulations of complex financial dynamics. In Y. Demazeau, F. Dignum, J. Corchado, et J. Bajo (Eds.), *8th International conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agents Systems (PAAMS'2010)*, Volume 70 of *Advances in Intelligent and Soft Computing*, pp. 185–197. Springer.

Mathieu, P., S. Picault, et Y. Kubera (2010). An interaction-oriented model of customer behavior for the simulation of supermarkets. In X. J. Huang, A. A. Ghorbani, M.-S. Hacid, et T. Yamaguchi (Eds.), *Proceedings of IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology (IAT'10)*, pp. 407–410. IEEE Computer Society.

Mathieu, P., J.-C. Routier, et P. Urro (2001). Un modèle de simulation agent basé sur les interactions. In *Actes des Premières Journées Francophones sur les Modèles Formels de l'Interaction (MFI'01)*, pp. 407–417.

Nongaillard, A. et P. Mathieu (2011). Reallocation problems in agent societies. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation 14*(3).

North, M. J., N. T. Collier, et J. R. Vos (2006). Experiences creating three implementations of the repast agent modeling toolkit. *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulations 16*(1), 1–25. DOI : 10.1145/1122012.1122013.

Phan, D. et F. Amblard (Eds.) (2007). *Agent-based Modelling and Simulation in the Social and Human Sciences*. Oxford : The Bardwell Press.

Picault, S. et P. Mathieu (2011). An interaction-oriented model for multi-scale simulation. In T. Walsh (Ed.), *Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'11)*, Barcelona, Spain, pp. 332–337. IJCAI/AAAI.

Resnick, M. (1994). *Turtles, Termites and Traffic Jams. Explorations in Massively Parallel Microworlds*. Complex Adaptive Systems. Cambridge, Massachusetts : MIT Press.

Reynolds, C. (1986). Flocks, herds and schools : A distributed behavioral model. *Computer Graphics 21*(4), 25–34.

Schelling, T. C. (1971). Dynamic models of segregation. *Journal of Mathematical Sociology 1*, 143–186.

Servat, D. (2000). *Modélisation de dynamiques de flux par agents. Application aux processus de ruissellement, infiltration, et érosion*. Thèse de doctorat, Université Paris VI.

Wilensky, U. (1999). Netlogo. Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University. Evanston, IL. http ://ccl.northwestern.edu/netlogo/.

Summary

With computer simulation, research fields which cannot carry out experiments are still endowed with efficient tools to test their hypotheses and models. Yet, simulation is often reduced to numerically solving mathematical or stochastic models, though current approaches, such as individual-based simulations, provide a realistic representation of the entities of a system and of their behaviors, so as to understand the mechanisms that underly a phenomenon. We show in this article the very interest for human and social sciences to use agent-based models. In addition, we present interaction-oriented simulations, a subclass of multiagent simulations, which aim at simplifying knowledge representation, incremental design of the models and model revision. This method also contributes to reducing implementation biases, and allows to explore variations on an initial model and to decompose multi-scale complex systems.