

La modélisation Agent pour le Génie Civil

Franck Taillandier¹, Benoit Gaudou², Frédéric Amblard², Patrick Taillandier

¹INRAE, Aix Marseille Univ, RECOVER, Aix-en-Provence, France

²IRIT, Université Toulouse Capitole, Toulouse, France

³INRAE, Université de Toulouse, MIAT, Toulouse, France

⁴IRD, Sorbonne Univ, UMMISCO, Bondy, France

⁵Thuyloi Univ, ACROSS, Hanoi, Vietnam

RESUME L'intelligence artificielle est souvent assimilée aux seuls modèles d'apprentissage automatique (machine/deep learning). Il s'agit pourtant d'un champ disciplinaire plus riche proposant un panel de méthodes variées capables de répondre à de nombreuses problématiques. Parmi ces méthodes, les modèles Agent (ABM) sont particulièrement intéressants, notamment pour la modélisation et la simulation des systèmes sociaux et sociaux-techniques. Ils permettent, au travers d'une modélisation et une simulation explicite et naturelle des entités constitutives des systèmes et de leurs interactions de faciliter la compréhension du système et de l'explorer. C'est ainsi un outil particulièrement adapté aux approches de modélisation et de simulation participatives. Nous proposons dans cet article de présenter ce type de modèle issu de l'IA, en revenant sur ses principes, ses forces et faiblesses. Nous présenterons ensuite trois applications aux domaines du génie civil : SMACC (simulation de projet de construction), Li-BIM (modélisation des comportements des occupants d'un bâtiment) et MANA-Flo (sensibilisation à la gestion du risque inondation).

Mots-clefs Modèle Agent, ABM, Génie Civil, Intelligence Artificielle

I. INTRODUCTION

Il est difficile de trouver une définition de l'intelligence artificielle (IA) qui puisse être communément admise, tant ce terme semble porteur d'une multitude de significations et de représentations. Pour le Larousse, il s'agit d'un « ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine » (Larousse, 2023). Pour le Parlement européen, l'intelligence artificielle représente tout outil utilisé par une machine afin de « reproduire des comportements liés aux humains, tels que le raisonnement, la planification et la créativité » (Parlement européen, 2020). La CNIL (Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés) généralise cela en indiquant que l'intelligence humaine n'était pas forcément la cible à atteindre en indiquant que « l'intelligence artificielle est un procédé logique et automatisé reposant généralement sur un algorithme et en mesure de réaliser des tâches bien définies » et qu'il s'agit avant tout « d'un domaine scientifique dans lequel des outils peuvent être classés lorsqu'ils respectent certains critères » (CNIL, 2023) ; ces critères n'étant pas réellement définis par la CNIL elle-même. Si l'on peut se

rendre compte que le champ de l'IA est large, force est de constater que la dernière décennie a vu la croissance forte des technologies basées sur l'apprentissage, qu'il soit supervisé ou non, profond (deep learning) ou non. L'arrivée à maturité des réseaux de neurones artificiels (notamment avec le recours aux réseaux profonds) et l'émergence du « big data » ont rendu possible la création d'outils très performants pour la réalisation de nombreuses tâches. L'IA basée sur l'apprentissage, et notamment le deep learning, s'est ainsi développée dans de très nombreux domaines et s'est inscrite dans le paysage quotidien, en venant à masquer les autres approches de l'IA. Pourtant, les approches d'apprentissage automatique ont aussi leurs problèmes. Nous n'évoquerons pas ici les enjeux plus sociaux et sociétaux liés à l'usage des données, à son côté parfois intrusif, mais reviendrons sur des points plus techniques. Les approches par apprentissage, par nature, sont construites sur une base d'apprentissage ; elles nécessitent donc une quantité de données importantes et de bonne qualité. Cela en limite l'usage à des domaines où ces données existent. Par ailleurs, elles n'ont pas de capacité de raisonnement logique, et ne peuvent reproduire que des éléments issus des bases de données utilisées pour leur entraînement. Bien évidemment, les modèles générés ainsi sont capables d'interpolation (en supposant que cette interpolation fasse sens dans le domaine étudié) ; elles peuvent ainsi produire de nouveaux résultats. Mais elles se montrent souvent lacunaires sur l'extrapolation : face à une situation nouvelle, elles ne pourront pas, en général, apporter de réponses satisfaisantes. Leur « intelligence » est en vérité très limitée. Pour de nombreuses tâches, cela n'est en rien un problème (s'il s'agit de reproduire quelque chose de connu), mais lorsqu'il faut s'en aller sur le champ de la prospective ou penser les ruptures, telles que celles que nous vivons au travers de la transition environnementale et sociale alors, ce type d'IA se révèle assez pauvre, incapable de penser hors du système. Un autre point au discredit de ces approches est leur opacité. Les réseaux de neurones sont des structures de type boîtes noires ; elles gèrent les entrées (input) et sorties (output) mais sans donner à comprendre ou chercher à reproduire les phénomènes. Leur analyse ne nous dit rien du monde et n'apporte pas de connaissances. Ce point peut être nuancé par un ensemble de travaux cherchant à apporter de l'explicabilité à ces modèles, mais cela reste encore très limité (Herzog, 2022; Hickey et al., 2021; Krishnan, 2020). Les modèles d'apprentissage automatique sont généralement recherchés de par leur capacité de prédiction ou leur capacité à reproduire en un temps limité et avec des ressources limitées des résultats, et non par les connaissances intrinsèques qu'ils peuvent proposer. A noter qu'il existe quand même des méthodes d'apprentissage qui permettent de construire des modèles directement interprétables (e.g. arbre de décision, base de règles, etc.), mais ceux-ci sont beaucoup moins mis en avant aujourd'hui. Face à ces constats, il est intéressant d'étudier les autres approches appartenant au domaine de l'IA, qui bien que moins populaires aujourd'hui, permettent de répondre à ces limites. Dans le cadre de cet article, nous nous intéresserons plus particulièrement aux modèles Agent.

II. MODELE AGENT

A. Principes

Dans les années 40, John von Neumann a proposé un nouveau formalisme mathématique pour tenter de proposer un système capable de se reproduire lui-même. En s'inspirant des travaux de Stanislaw Ulam qui travaillait sur la croissance des cristaux, il propose ainsi un constructeur et copieur universel qui servira de base, 30 ans plus tard à l'élaboration des automates cellulaires (Neumann and Burks, 1966). Un automate cellulaire consiste en une grille régulière de « cellules » dont chacune est dans un « état » (Corge, 2008). Les états possibles sont préétablis et constituent un ensemble fini. Au cours de la simulation, à chaque pas de temps, l'état des cellules peut évoluer en fonction localement des cellules voisines et des règles considérées. Les règles restent invariantes dans le temps et sont appliquées simultanément à toutes les cellules de la grille. Les automates cellulaires sont des modèles dynamiques (évolution dans le temps) basés sur les interactions entre les cellules. L'automate cellulaire le plus célèbre est certainement le jeu de la vie, qui est Turing-complet (i.e. peut résoudre théoriquement tout problème mathématique) et qui à partir de règles très simples peut évoluer vers des formes complexes (Izhikevich et al., 2015).

Les systèmes multi-agents (SMA) sont une extension des automates cellulaires nés de l'observation des animaux sociaux et notamment des insectes sociaux (Ferber, 1995). L'enjeu dans leur conception était de pouvoir généraliser les automates cellulaires et d'intégrer des structures d'intelligence collectives et distribuées. Les SMA sont des modèles comportant un ensemble d'agents. Un agent est une entité informatique ayant des caractéristiques, un comportement, et une dynamique qui lui est propre et qui évolue au sein d'un environnement simulé. Un agent est un concept versatile qui peut représenter un objet vivant (humain, animal ...), un objet inanimé (bâtiment, route...) ou un objet abstrait (information, connaissance, ...). Les agents peuvent avoir des comportements plus ou moins simples, et c'est souvent leurs interactions et leurs relations à l'environnement qui va permettre de reproduire les dynamiques des systèmes complexes (fig. 1). On peut évidemment reproduire le jeu de la vie avec des SMA et plus généralement n'importe quel automate cellulaire ; les agents considérés seraient alors les cellules de la grille des automates cellulaires. Les SMA ont connu un fort essor pour la simulation des systèmes sociaux et sociaux-techniques. En cela, ils ont largement profité des modèles issus des sciences humaines et sociales (SHS - économie, sociologie, psychologie...) qui utilisaient et étudiaient la notion d'agents, mais sous un angle et une approche différente (e.g. agent rationnel en économie). On parlera de modèle Agent (Agent-Based Model, ABM) pour décrire ces modèles intégrant tout à la fois les enjeux d'interaction des SMA et l'analyse intrinsèque des agents et de leur comportement pour des modèles issus des SHS.

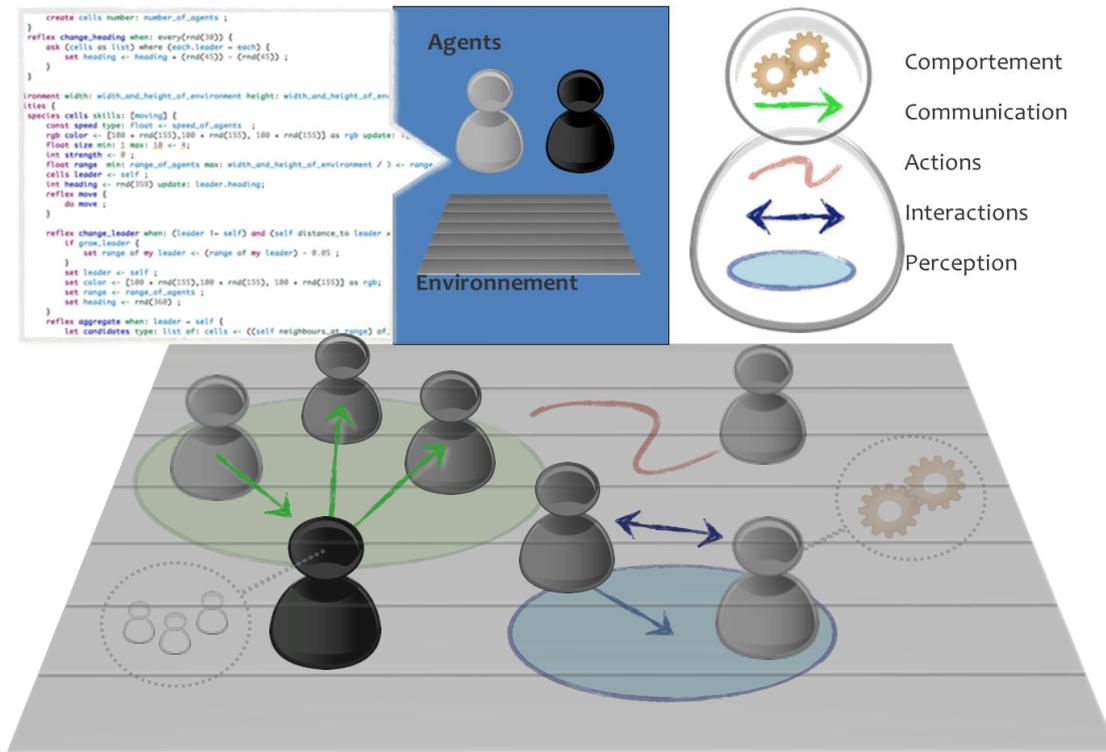


FIGURE 1. Quid ABM ? (Drogoul and Gaudou, 2013)

Dans cet article, nous nous intéresserons aux ABM et à leur usage en génie civil. Comme nous l'avons précisé, un ABM contient un ensemble d'agents évoluant dynamiquement dans un environnement, chacun pouvant disposer de capacités de perception, d'apprentissage, de communication, d'interaction (de toute nature, potentiellement asymétrique, variables...), et d'action fondant leur comportement. La figure 1 synthétise ces différentes capacités des agents avec leur potentiel d'interaction avec d'autres agents et avec leur environnement, et illustre ce qui fonde la modélisation agent : l'implémentation (i.e. code) est locale à l'agent (i.e. définit à l'intérieur de l'entité « agent »). Le comportement des agents peut être décrit avec tout type de formalisme (e.g. équations de toute nature, règles, algorithmes, etc.). Les agents peuvent être très simples (passif ou réactif) ou se voir doter de comportements complexes notamment pour la simulation des comportements humains, intégrant des composantes de raisonnements internes, de connaissances et de rationalité limitées, d'émotions ou de relations sociales par exemple. Les ABM sont des systèmes dynamiques dont le temps peut être symbolique, séquentiel ou continu. L'espace du monde simulé peut lui aussi être abstrait ou spatialisé. De par leur versatilité, les modèles agents peuvent représenter n'importe quel système et sont à rapprocher de la programmation orienté objet (POO) où les agents peuvent être assimilés à des classes avec des caractéristiques particulières.

B. Forces et limites

Bien que capable théoriquement de représenter tout système, les ABM ont tout de même leurs limites. Nous ne chercherons pas ici à être exhaustif mais à décrire ce qui nous paraît le plus

problématique dans le cadre d'application au domaine du génie civil. Tout d'abord, les ABM sont des modèles dynamiques ; ils sont peu adaptés aux systèmes statiques ou quasi-statiques. Bien évidemment, la statique est un cas particulier de la dynamique, et rien n'empêche par exemple de faire des calculs de structure dans le domaine statique avec des ABM, mais cela serait assez inadapté puisque ne tirant que peu bénéfice de la structure des ABM. Cela doit se voir au regard des ressources nécessaires pour faire fonctionner un ABM. En effet ce type de modèle est basé sur de l'interaction, induisant des échanges de données entre les agents du système. Ces échanges sont gourmands en termes de ressources informatiques et il existe de nombreux formalismes plus efficaces pour modéliser certains phénomènes. Globalement, il est possible de dire que si un phénomène est très bien simulé par des modèles mathématiques ou spécialisés, l'usage des ABM ne s'impose pas, car ils seront surement moins économes. Cela induit que la plupart des phénomènes purement physiques ou chimiques sont beaucoup plus efficacement simulés par d'autres types de modèles. Pour en revenir au génie civil, pour un système purement mécanique, il sera plus intéressant de passer par des équations ou par des modèles de type éléments finis ou discrets. De la même façon, lorsque la donnée est disponible en grande quantité et dans un objectif de seule prédiction, les ABM seront en général beaucoup moins efficaces que les modèles IA d'apprentissage automatique. Les ABM seront ainsi rarement utiles pour des systèmes de suivi en direct à partir de données mesurées in situ.

Bien évidemment, les ABM présentent aussi de nombreux intérêts. Le premier est qu'ils proposent une modélisation naturelle et intuitive assez proche de celle que les humains utilisent pour décrire un système. La modélisation passe ainsi par la description des entités (agents) en jeu, de leur comportement individuel et de leur relation aux autres. Par ailleurs, les ABM sont assez économes en termes de lignes de code, puisqu'ils tirent parti de leur structuration autour du concept d'agent et des relations d'héritage que l'on retrouve dans la POO. Une autre force des ABM est, du fait de leur polyvalence, leur capacité à traiter les systèmes complexes et pluridisciplinaires, à être capable de combiner les modèles, à intégrer différents formalismes (équation, règles...) et différents types de données (quantitative, qualitative...). Leur polyvalence leur donne une capacité intégratrice propre à permettre de simuler tout type de système, et notamment les systèmes sociaux-techniques. De très nombreux travaux se sont attachés à proposer des ABM capables de modéliser des capacités cognitives (humaines ou animales) et des interactions sociales (Adam et al., 2009 ; Bourgaïs et al., 2018). La communauté des ABM est en forte interaction avec les communautés en SHS donnant lieu à la création d'architecture d'agents intégrant des comportements cognitifs et sociaux complexes (Adam, 2007). De plus, les ABM peuvent bénéficier d'une modélisation explicite des échelles temporelles et spatiales. Pour l'aspect temporel, les ABM utilisent une discrétisation du temps, mais ils laissent l'utilisateur définir à quoi correspond un pas de temps ; cela peut tout à la fois être une valeur physique constante (e.g. 30 secondes) ou un pas abstrait (temps d'une activité), voire combiner les deux. La dimension spatiale peut être explicite ou non. Dans le cas d'une représentation physique de l'espace, les ABM peuvent utiliser des données spatiales et géographiques. On trouve ainsi de nombreuses applications des ABM ayant recours à des systèmes d'information géographique (SIG) (Taillandier et al., 2014) ou à des données spatiales explicites comme par exemple des données BIM (Building Information Model) ou des plans de bâtiments (Taillandier et al., 2017).

L'un des intérêts des ABM est de proposer une simulation explicite des objets simulés et une représentation des dynamiques. Cela permet de donner à voir, de faire comprendre à une grande diversité d'acteurs les phénomènes simulés. Le modèle ne propose ainsi pas que des résultats de simulation, mais la simulation elle-même est déjà porteuse de connaissances. Cette capacité couplée à la modélisation intuitive ouvre la porte aux modélisation et simulation participatives. La modélisation participative consiste à faire participer directement les parties prenantes à la construction du modèle (Barreteau et al., 2003). La simulation participative permet à des utilisateurs d'interagir avec la simulation, affectant ainsi son déroulé (Becu, 2020). Cela permet à l'utilisateur de tester et d'explorer, enrichissant ainsi sa compréhension du système. De façon générale, les ABM adoptent une stratégie inverse aux modèles d'apprentissage automatique en proposant une modélisation et une simulation ouvertes (opposées à la logique boîte noire d'autres approches issues de l'IA); en cela, on recherchera les ABM en partie pour les résultats de simulation, mais aussi et surtout pour ce qu'ils apportent en termes de compréhension du système et de capacité d'exploration, propres à ouvrir la voie de la prospective (et pas simplement de la prédiction).

Afin de rendre plus concret cette approche, nous présenterons dans la partie suivante quelques applications des ABM en génie civil.

C. Implémentation

Les ABM peuvent être implémentés directement dans un langage informatique ou bénéficier de plateforme de modélisation et de simulation dédiées. Il existe de nombreuses plateformes ayant chacune leurs avantages et inconvénients. Parmi les plus classiques, nous pouvons citer NetLogo (Wilensky, 1999), CORMAS (Bommel et al., 2016) et GAMA (Taillandier et al., 2019). Tous les exemples qui seront décrits dans la partie suivante ont été implémentés sous GAMA.

GAMA est une plateforme gratuite et open-source développée conjointement par des laboratoires français l'UMMISCO (SU-IRD), l'IRIT (CNRS-INPT-UTC-UT2J-UT3 et MIAT (INRAE), en partenariat avec des institutions étrangères dont principalement l'université de Thuyloi (à Hanoi, Vietnam) et l'Université de Can Tho (Vietnam). Elle propose un langage de programmation et un environnement dédiés aux ABM. Elle dispose de nombreuses fonctionnalités qui facilitent et accélèrent l'implémentation des ABM. GAMA est particulièrement efficace pour gérer la dimension spatiale au travers d'une prise en compte native des SIG (importation, modification, exportation) et d'autres éléments spatiaux (intégration de plans en format dwg, des données BIM au format IFC...). Elle permet d'intégrer des données géographiques en allant directement les importer depuis OpenStreetMap (OSM) facilitant largement le recours aux SIG. GAMA propose aussi des architectures cognitives et sociales évoluées permettant de faciliter l'implémentation des agents cognitifs en modélisant par exemple les connaissances, les émotions (et aussi par exemple la contagion émotionnelle) ainsi que de nombreux autres aspects relatifs à la modélisation cognitive de l'agent. Elle propose différents skills (fonctions pré-implémentées) liées à des comportements spécifiques comme par exemple en lien avec la mobilité (skills « move » et « drive »). De plus GAMA offre des outils d'exploration et d'analyse de sensibilité du modèle ainsi que de nombreuses fonctions pour aider à la gestion de l'interface de simulation et aux interactions (utilisées dans la simulation participative). Pour finir,

elle est supportée par une communauté de chercheurs de différentes disciplines assurant l'aide aux développeurs, mais aussi propose de nombreux plug-in apportant de nouvelles fonctionnalités.

III. APPLICATIONS

A. SMACC

SMACC (*Stochastic Multi-Agent model for Construction projeCt*) est un ABM ayant pour objectif de simuler les projets de construction durant tout leur cycle de vie, depuis la phase de faisabilité jusqu'à la phase d'exploitation. SMACC formalise les processus de prise de décision propres aux différents acteurs participants aux projets et permet de prendre en compte les risques afin d'évaluer la durée, le coût et la qualité du projet. Il est basé sur une vision chronologique du projet et se focalise sur le rôle des différents acteurs pendant l'avancement du projet. SMACC a connu deux déclinaisons : SMACC1 (Taillandier et al., 2010) et SMACC2 (Taillandier et al., 2016).

Dans SMACC2, toutes les entités (e.g. activité, ressources, acteurs...) sont formalisées en tant qu'agents. Il prend en compte neuf types d'agents en relation et évoluant dans un environnement dynamique (fig. 2). Dans ce modèle, les risques sont modélisés sous la forme de deux types d'agents autonomes : les événements risqués (Risk Event -RE) et les facteurs de risque (Risk Factor - RF). Un RE est un événement où une situation pouvant affecter la réussite du projet (e.g. accident, pluie intense...). Un RF est une situation exerçant une influence sur l'occurrence d'un (ou plusieurs) RE (e.g. manque d'équipement de protection individuelle des ouvriers). Le principe du modèle est que tout agent, en évoluant dans le système, peut modifier les RF ayant eux-mêmes une influence sur la survenance des RE. Par exemple, un conducteur de travaux peut décider d'augmenter la pression sur ses équipes pour qu'elles travaillent plus rapidement. Mais cela génère un RF *Cadence de travail élevée*, qui augmente la probabilité du RE *Accident de chantier*.

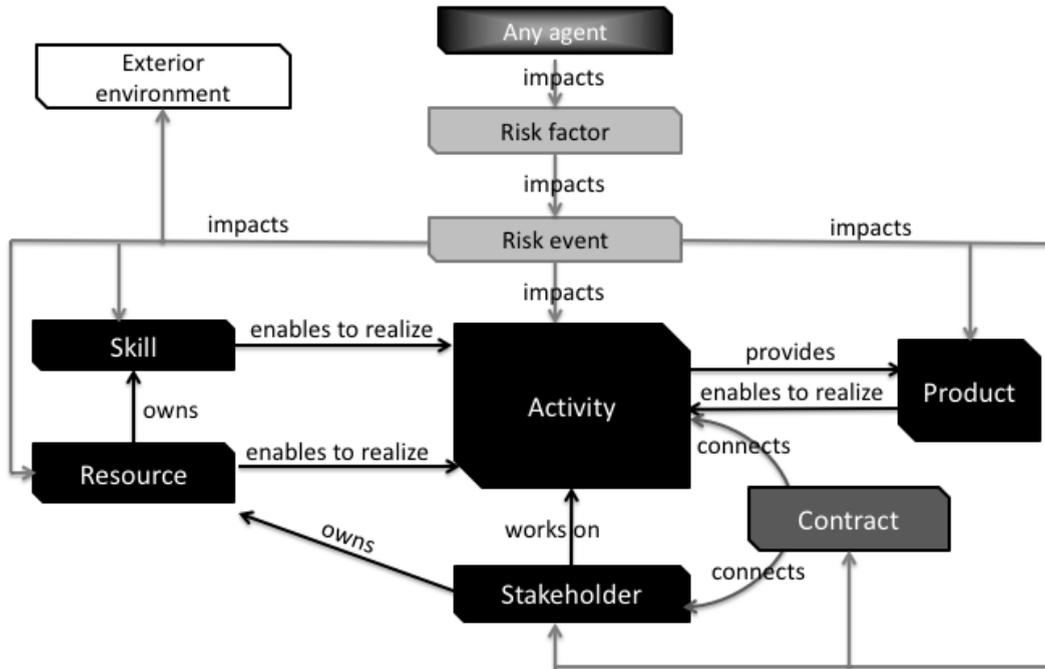


FIGURE 2. Agents dans SMACC2 (Taillandier et al., 2016)

Dans SMACC2, le pas de temps correspond à 1 jour ouvrable. A chaque pas de la simulation (i.e. à chaque jour ouvrable), un processus similaire est reproduit (fig. 3).

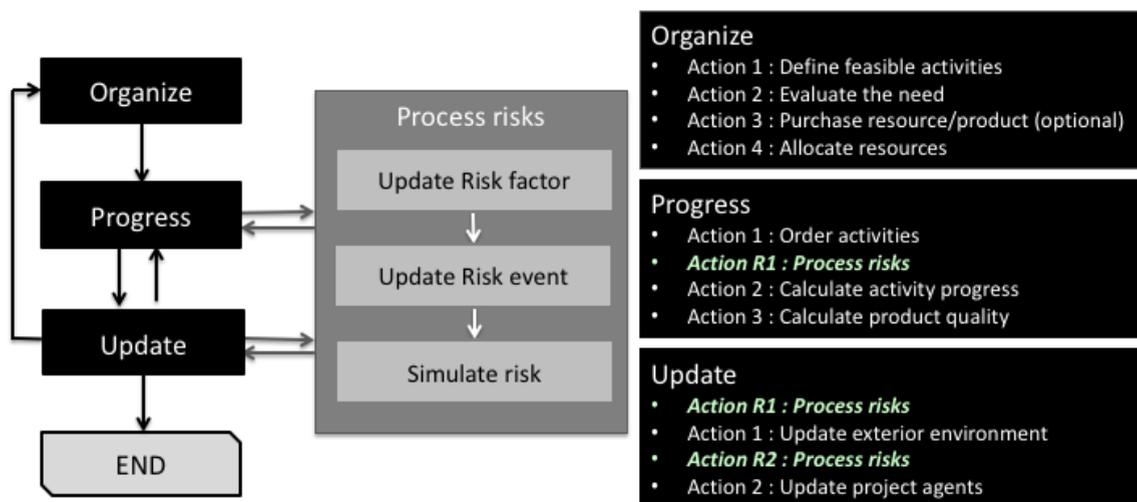


FIGURE 3. Dynamiques dans SMACC2 (Taillandier et al., 2016)

Les quatre phases (*Organize*, *Progress*, *Update* et *Process risks*) se déroulant lors de chaque pas de temps, sont décrites dans (Taillandier, Taillandier et al. 2016). La phase de risque intervient à plusieurs moments ; les REs peuvent altérer l'avancement d'activités (e.g. forte intempérie) pendant la phase *Progress*, impacter l'environnement (e.g. nouvelle réglementation) ou les autres

agents (e.g. départ à la retraite d'un ingénieur) pendant la phase *Update*. L'aspect cognitif du processus (i.e. prise de décision des acteurs) se trouve dans la partie *Organize* : (a) les acteurs évaluent les besoins en termes de ressources pour faire avancer les activités sur lesquelles ils sont mobilisés, (b) à partir de cette évaluation et de leurs objectifs, ils peuvent se procurer des ressources (e.g. du béton, une équipe d'ouvriers) ou des produits (e.g. une dalle préfabriquée), et (c) les allouer aux activités concernées. Le modèle cognitif est ici relativement simple et se base sur un vecteur de priorisation construit à partir de l'importance perçue des différentes activités réalisables, des moyens disponibles et des préférences (poids vis-à-vis de la rapidité, du coût et de la qualité) de l'acteur concerné. Le modèle ne propose pas, par exemple, de stratégie collective pour répondre à un problème.

Pour appliquer le modèle à un projet réel, il est nécessaire d'instancier les agents. Cela nécessite de documenter des tables de données, décrivant les différents éléments du projet (acteurs, activités...). SMACC2 ne dispose pas d'une interface dédiée, ni de base de connaissances pour aider l'utilisateur à formaliser son projet et à définir les risques (RE et RC) qui pourraient l'affecter. En revanche, une procédure a été établie pour assister l'utilisateur dans cette tâche (Hamzaoui et al., 2019). A partir des données du projet, SMACC2 peut simuler le déroulement du projet en informant à tout moment l'utilisateur quant au coût, à la durée et à la qualité du projet ; il propose aussi différents indicateurs (e.g. équité entre les acteurs) et liste tous les RE qui se sont produits pendant la simulation (*registre de risque*).

B. Li-BIM

L'un des enjeux de la conception des bâtiments est la meilleure prise en compte de l'occupant dans les modèles de simulation (e.g. simulation thermique, acoustique...). Li-BIM (Micolier et al., 2019) a été conçu afin de répondre à cet enjeu en cherchant à proposer trois éléments importants : disposer d'un modèle cognitif avancé, assurer l'interopérabilité avec des outils métier et être accessible aux non informaticiens. Pour cela, il est structuré autour d'un ABM intégrant une représentation BIM du bâtiment et une architecture BDI (Belief-Desire-Intention) pour la modélisation cognitive des occupants. L'architecture BDI est un modèle générique dédié à la formalisation du comportement humain, particulièrement efficace pour modéliser des comportements cognitifs complexes dans les ABM (Adam et al., 2017). L'architecture BDI repose sur trois bases de données (Croyance, Désir et Intention) définies pour chaque agent et simulant sa cognition. La base de croyances désigne ce que l'agent sait. Ces connaissances peuvent être justes ou fausses, voire contradictoires. La base de désirs correspond à ses objectifs, à ce qu'il souhaite. Enfin, la base d'intentions correspond à ce que l'agent compte faire pour assouvir son désir et atteindre ses objectifs. Toutes ces bases évoluent dynamiquement en fonction de l'environnement de l'agent, de ce qu'il en perçoit et de ses actions. En plus de ces bases de données, l'agent possède des raisonnements internes, gérés par des règles, qui lui permettent de créer lui-même des états mentaux, sans qu'il ne les extraie directement de son environnement. Ces trois bases de données couplées aux règles, permettent à l'agent de construire des raisonnements complexes pour atteindre ses objectifs. Cela permet de simuler des comportements réalistes pour les agents. De plus, les occupants du bâtiment peuvent interagir les uns avec les autres. Le modèle

générique utilisé pour décrire les relations sociales entre les occupants est basé sur les travaux de Bourgeois (Bourgeois et al., 2020). Il repose sur les quatre dimensions des relations interpersonnelles de Svennevig (Svennevig, 2000) : l'appréciation, la domination, la solidarité et la familiarité. Ces dimensions se traduisent par un vecteur orienté reliant deux occupants ; le vecteur contient, pour chacune de ces dimensions la force de la relation qui peut être positive ou négative. Il est à noter que les valeurs des relations entre deux agents ne sont pas nécessairement symétriques ; e.g. la relation adulte-enfant, pour laquelle, par exemple, la domination a une valeur plus élevée de l'adulte à l'enfant que dans l'autre sens. Ce modèle social est utilisé dans Li-BIM pour modéliser différentes actions : (a) convaincre une autre personne de prendre une décision (domination, solidarité et appréciation), (b) proposer à une autre personne de faire quelque chose (appréciation et familiarité), (c) effectuer des tâches collectives (solidarité et domination), et (d) communiquer et échanger des informations (familiarité et appréciation). Ces actions sont basées sur des règles utilisant les vecteurs sociaux et sont détaillées dans (Micolier et al., 2019). Afin de simuler la physique du bâtiment et de son environnement, Li-BIM peut, au choix du modélisateur, utiliser des modèles internes ou des modèles externes. Les modèles internes sont des modèles physiques simples qui ont été directement implémentés sous Li-BIM ; e.g. pour le calcul des températures internes, le modèle développé par Belazi et al. (Belazi et al., 2018) a été implémenté. Si le modélisateur souhaite utiliser des modèles physiques plus performants ou touchant de nouveaux domaines, il peut avoir recours à des modèles externes. Li-BIM et le modèle externe échangent alors des informations à chaque pas de temps via des fichiers CSV, Li-BIM se positionnant en modèle maître. Cette deuxième option permet d'avoir des phénomènes physiques plus finement modélisés mais augmente aussi, et parfois de façon très sensible, le temps de simulation.

Le modèle Li-BIM contient deux familles d'agents : les occupants et le bâtiment. Tous les objets composant le bâtiment dans le fichier IFC sont transformés en agents. Ils disposent des attributs établis dans le BIM ; e.g. un objet *Mur* est transformé en agent *Mur*, disposant de la même épaisseur, de la même composition, etc. Les agents du bâtiment peuvent être statiques (e.g. les murs, les planchers) ou dynamiques (e.g. le système de chauffage, de ventilation). Ils sont souvent, au plus, uniquement réactifs (régulation) bien qu'il soit possible de leur octroyer des capacités cognitives dans une perspective de modélisation du bâtiment intelligent. Les agents *Occupant* reposent sur l'architecture BDI. Ils disposent d'attributs les caractérisant (travail, fumeur, température idéale, etc.) et d'attributs relatifs à leur état selon plusieurs domaines (confort, fatigue, faim, etc.). Ces attributs, qui évoluent constamment durant la simulation, vont nourrir leur base de croyances ; par exemple si l'état de forme est inférieur à 20% alors l'occupant acquiert la croyance *Je suis fatigué*. Si, de plus, l'occupant a la croyance *Il est l'heure d'aller me coucher*, il acquiert alors le désir *Aller se coucher*. Il compare la priorité de ce désir par rapport à ses autres éventuels désirs (e.g. *Manger*, *Travailler*, etc.). S'il juge ce désir prioritaire alors, *Aller se coucher* est ajouté à la base d'intentions et il va effectuer le plan *Dormir*. Le modèle intègre aussi des interactions entre les occupants et les équipements du bâtiment (e.g. en cas de *Sensation de froid*, l'occupant peut allumer le chauffage) ou avec les autres occupants (e.g. si deux personnes ont des opinions différentes sur le chauffage, l'une peut convaincre l'autre du bien-fondé de l'allumer). Ces interactions justifient le recours à un ABM pour simuler la vie des occupants en intégrant leurs capacités cognitives. Afin de prendre en compte la variabilité intra-personnelle (e.g. on ne dort pas tous les jours le même nombre d'heures), les règles, qu'elles soient liées au

comportement individuel ou aux relations entre occupants, sont teintées d'incertitudes par l'utilisation de variables aléatoires. Il est à noter que la plupart des ABM reposent sur cette même approche, où l'incertain et le mal connu, sont gérés au travers de variables stochastiques ; il est alors nécessaire de réaliser une série de simulations pour obtenir des résultats représentatifs.

La durée d'un pas de simulation est définie par l'utilisateur en fonction de la précision souhaitée (e.g. 5 minutes, 10 minutes). Chaque pas de simulation suit le même processus (**Figure 3.2**). Tout d'abord, le modèle met à jour les données environnementales (température extérieure, humidité, etc.) importées sous forme de fichiers CSV, puis les paramètres du bâtiment (e.g. température intérieure, qualité d'air) sont mis à jour. Différents modèles physiques peuvent être utilisés pour calculer les nouvelles valeurs de ces paramètres. Par exemple, les températures intérieures peuvent être calculées par un modèle thermique grâce aux données environnementales (e.g. températures extérieures), aux caractéristiques du bâtiment obtenues via l'IFC (e.g. conductivité thermique et épaisseur des isolants, résistance thermique des fenêtres, etc.) et en fonction du comportement des occupants (e.g. allumage du chauffage, ouverture de fenêtres, etc.). Ensuite, les attributs des occupants (niveau de confort, de forme, de satiété, etc.) sont mis à jour. Ils peuvent alors agir.

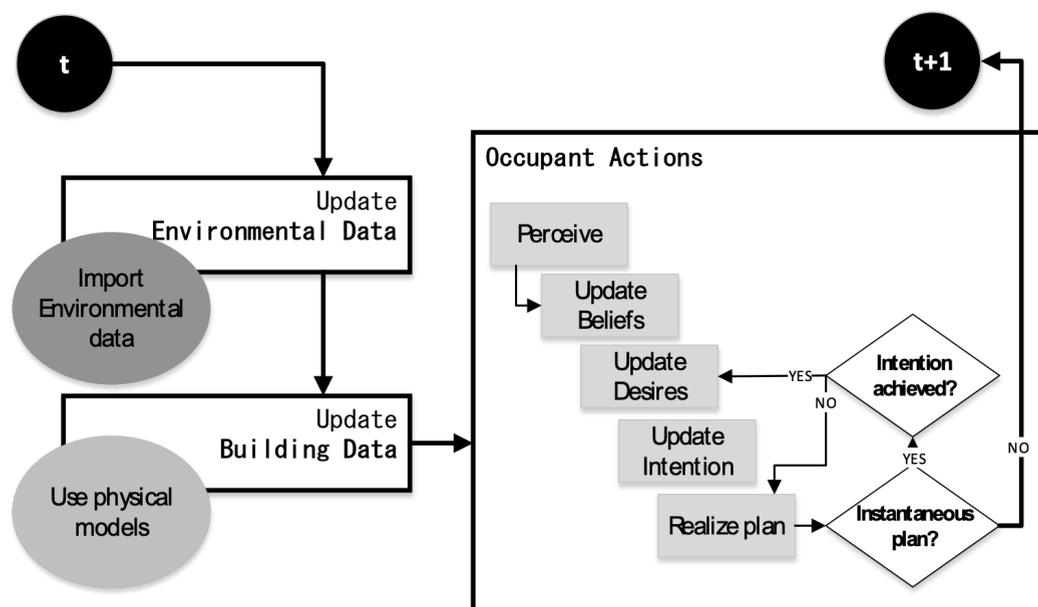


FIGURE 4. Dynamique de Li-BIM (Micolier et al., 2019)

Les occupants, à partir de la perception de leurs attributs et leur environnement, mettent à jour leurs croyances, puis leurs désirs et enfin leur intention. Ces processus de mise à jour passent par des règles et des algorithmes (e.g. confort perçu) qui sont détaillés dans l'article (Micolier et al., 2019). Les occupants mettent à exécution leur intention par un plan. Certains plans peuvent durer plus d'un pas de simulation ; l'occupant gardera alors la même intention pour plusieurs pas de simulation. Si l'intention est réalisée, alors la base de désirs est mise à jour et l'occupant choisit une nouvelle intention correspondant au désir ayant maintenant la priorité la plus élevée, et

exécute le plan le plus approprié pour réaliser cette intention. Il est à noter qu'un plan peut être composé de plusieurs actions et certaines actions peuvent être instantanées (e.g. allumer le chauffage) ou peuvent être simultanées (e.g. discuter avec un autre occupant et se relaxer).

Li-BIM propose deux modes de simulation : un mode avec visualisation graphique 3D et un mode *batch* effectuant plusieurs simulations à la suite. Le mode 3D propose de suivre en temps réel le déroulement de la simulation. Dans ce mode graphique, plusieurs variables évoluant à chaque étape de simulation sont affichées dans différents panneaux (fig. 5) : modèle 3D (maison, occupants...), diagramme radar (état de chaque occupant), graphique d'activité (activité de chaque occupant), courbes d'indicateurs (température intérieure et extérieure, plage de confort thermique de chaque utilisateur...). Ces fenêtres permettent de percevoir et de comprendre facilement le déroulement de la simulation. Le mode *batch* propose d'exécuter des simulations sans interface graphique afin d'augmenter la vitesse de simulation. Ce mode permet d'obtenir plus rapidement les résultats sur une année, ce qui est considéré comme une période représentative pour analyser le comportement des occupants, et de lancer plusieurs simulations à la suite. Un fichier CSV est généré à la fin de la simulation proposant différentes variables d'intérêt (consommations énergétiques, températures intérieures moyennes, etc.).

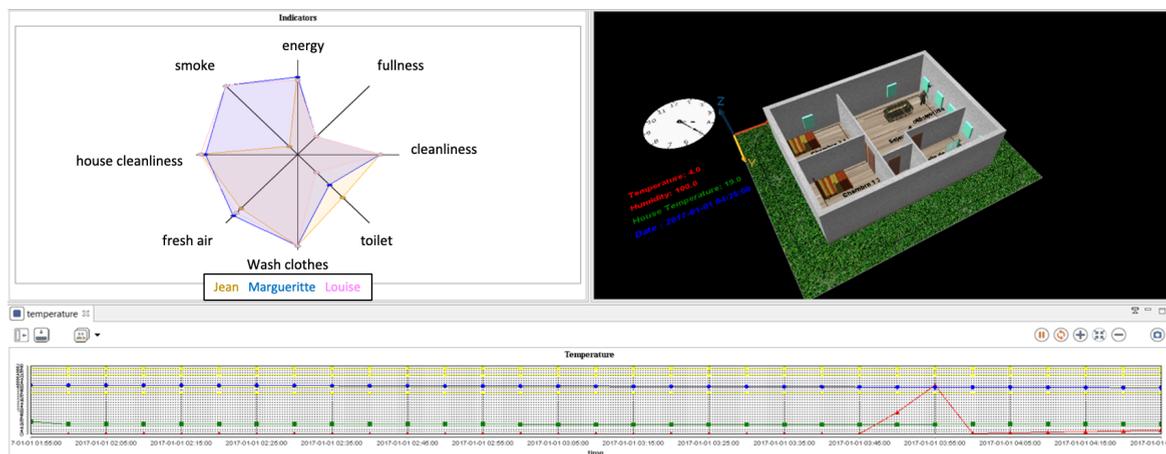


FIGURE 5. Interface de Li-BIM (Micolier et al., 2019)

C. MANA-Flo

MANA-Flo (Moatty and Taillandier, 2022) est un ABM utilisé dans le cadre d'un jeu sérieux (Sim-MANA) afin de sensibiliser les différents acteurs d'un territoire à la gestion du risque inondation par les solutions fondées sur la nature (SfN). Les SfN sont définies par l'Union Internationale de Conservation de la Nature comme « des actions visant à protéger, gérer de manière durable et restaurer des écosystèmes naturels ou modifiés, pour relever les enjeux de société de manière efficace et adaptative tout en assurant le bien-être humain et des avantages pour la biodiversité » (UICN, 2016). MANA-Flo reprend le fonctionnement global du modèle Si-Flo (Taillandier et al., 2021) mais lui apporte des éléments d'interaction (pour le jeu) et simplifie certaines dynamiques pour accélérer le déroulement des simulations.

MANA-Flo propose 10 types d'agents (fig. 6). L'agent *World* peut être vu comme le maître du jeu. Il crée et instancie les autres agents, organise le déroulement de la simulation et gère les règles du jeu. L'agent *Grid* correspond au plateau de jeu. Il est composé d'un ensemble de parcelles carrées de 10m de côté. Chaque parcelle a une altitude, une imperméabilité et une capacité d'évacuation qui dépend de la nature des sols et des infrastructures présentes. Chaque agent *People* représente un ménage. Ils peuvent effectuer lors d'une inondation différentes actions telles qu'évacuer (en voiture ou à pied), mettre à l'abri leur voiture, calfeutrer les ouvertures, protéger leurs biens, prévenir d'autres habitants... L'agent *Project* correspond aux actions possibles que les joueurs peuvent implémenter sur le territoire. MANA-Flo propose 18 projets déclinés en 3 niveaux ; cela peut être des actions d'aménagement (construction/délocalisation), des structures grises (digue, barrage), ou des SfN (végétalisation, bassin arboré...). Ces projets vont impacter différents éléments du jeu ; c'est l'agent *world* qui va gérer la mise à jour du territoire simulé.

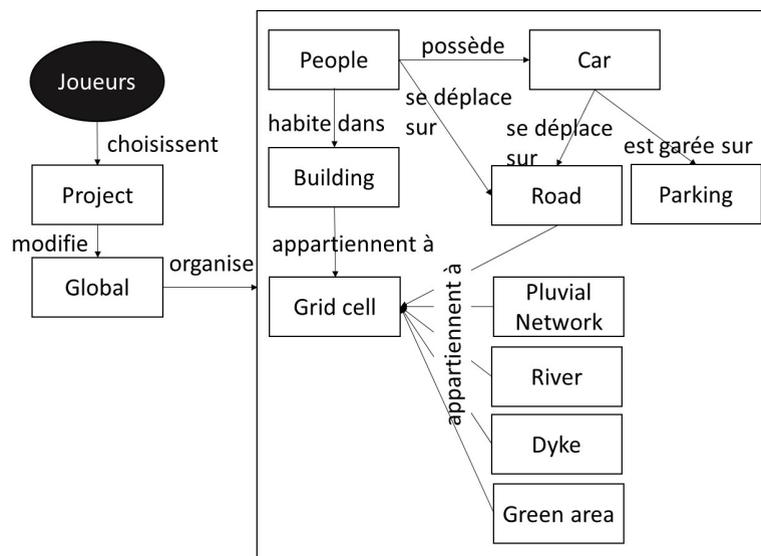


FIGURE 6. Agents de MANA-Flo (Taillandier et al., 2022)

Le modèle MANA-Flo reprend l'idée du modèle SPRITE (Taillandier and Adam, 2018) d'une double dynamique (fig. 7) : une dynamique de gestion et une dynamique d'inondation. Un tour de jeu correspond à une phase d'inondation puis une phase de gestion. La dynamique d'inondation utilise un pas de temps de 30s alors que celle de gestion utilise un pas de temps de 2 ans. Lors de la phase d'inondation, les joueurs sont juste spectateurs et peuvent voir si les actions entreprises sur le territoire permettent de mieux répondre à l'inondation ou pas. A la fin de cette phase, un bilan leur est proposé. La phase de gestion correspond à la phase de jeu, pendant laquelle les joueurs vont discuter, négocier et choisir de nouveaux aménagements pour leur ville.

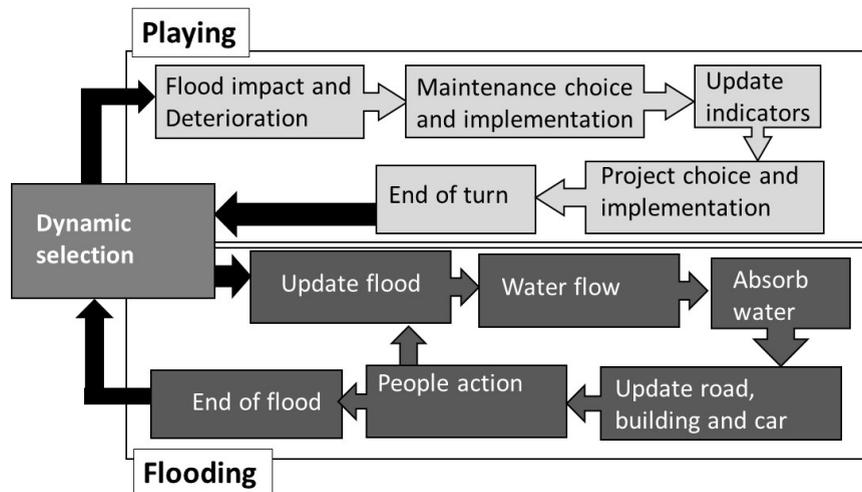


FIGURE 7. Dynamiques de MANA-Flo (Taillandier et al., 2022)

Le jeu se déroule dans le cadre d'un territoire virtuel appelé La Vita (s'inspirant de Vitrolles et La Ciota), commune de 11000 habitants, archétypale des villes moyennes méditerranéennes françaises. Cependant, il utilise en entrée des données géographiques (fichiers *shapefile*, *asc* et *geotiff*), permettant d'importer directement les bâtiments, routes, digues, cours d'eau ainsi que la topographie. Ainsi, le modèle peut être appliqué à n'importe quel territoire, même si dans le cadre du jeu Sim-MANA, nous utilisons uniquement le territoire de La Vita. MANA-Flo permet de suivre l'inondation et l'évolution du territoire sur une carte et fournit des indicateurs pour permettre aux joueurs d'évaluer la pertinence des choix de gestion effectués. La simulation est projetée sur une table (i.e. à l'horizontale), permettant de prendre l'apparence d'un vrai plateau de jeu (fig. 8). L'interaction se fait via un système de QR-code permettant de renforcer l'immersion et de faciliter l'interaction avec le modèle. Une maquette 3D du territoire est en cours de réalisation ; la simulation sera alors directement projetée sur la maquette. Cela permettra aux joueurs de mieux comprendre la topographie du territoire et d'agir sur le territoire en manipulant directement la maquette.

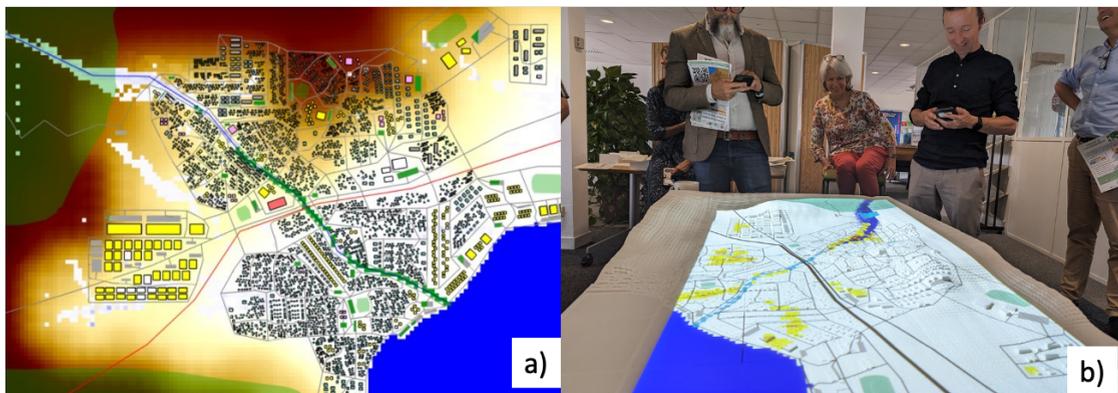


FIGURE 8. Interface de simulation (8.a) et plateau de jeu (8.b)

MANA-Flo a été conçu pour être utilisé dans le cadre du jeu Sim-MANA destiné à des publics variés (citoyens, élus, association...). Sim-MANA est un jeu de rôle dans lequel les joueurs jouent différents rôles asymétriques (maire, services techniques, représentant des commerces et entreprises...). Chaque rôle dispose de ses objectifs et de ses capacités d'action. Le jeu est basé sur la discussion et la négociation entre les joueurs devant les pousser aux différentes dimensions de la gestion du risque inondation et les sensibiliser aux SfN.

IV. CONCLUSION

Au travers de cet article, nous avons présenté les principes des modèles Agent. Cet article se voulait didactique visant à faire connaître ce type de modèle, à en expliquer le fonctionnement, les intérêts et les limites. Bien que moins populaire aujourd'hui que les méthodes d'apprentissage automatique, cette approche issue de l'IA nous paraît particulièrement intéressante pour de nombreuses problématiques du génie civil. Bien évidemment, ils n'auront que peu d'intérêt pour les chercheurs travaillant sur les propriétés des matériaux ou sur le comportement mécanique des structures, mais dès lors que l'on s'intéresse au lien entre l'humain (en tant qu'individu ou de groupe) et ouvrages, ils prennent alors tout leur sens. Nous pensons ainsi que les ABM peuvent contribuer à de nombreux enjeux du génie civil, que ce soit en termes de gestion d'infrastructures, de leur usage, des impacts sociétaux des constructions, du lien à l'environnement (naturel ou entropique), de risques, etc. Ils peuvent notamment contribuer aux réflexions sur la transition environnementale et la nécessaire transition sociétale qui devra l'accompagner.

REFERENCES

- Adam, C., 2007. Emotions: from psychological theories to logical formalization and implementation in a BDI agent.
- Adam, C., Herzig, A., Longin, D., 2009. A logical formalization of the OCC theory of emotions. *Synthese* 168, 201–248. <https://doi.org/10.1007/s11229-009-9460-9>
- Adam, C., Taillandier, P., Dugdale, J., Gaudou, B., 2017. BDI vs FSM Agents in Social Simulations for Raising Awareness in Disasters: A Case Study in Melbourne Bushfires. *Int. J. Inf. Syst. Crisis Response Manag.* 9, 27–44. <https://doi.org/10.4018/IJISCRAM.2017010103>
- Barreteau, O., Antona, M., D'Aquino, P., Aubert, S., Boissau, S., Bousquet, F., Daré, W., Etienne, M., Le Page, C., Mathevet, R., Trébuil, G., Weber, J., 2003. Our Companion Modelling Approach. *J. Artif. Soc. Soc. Simul.* 6.
- Becu, N., 2020. Les courants d'influence et la pratique de la simulation participative : contours, design et contributions aux changements sociétaux et organisationnels dans les territoires (Habilitation à diriger des recherches). La Rochelle Université.
- Belazi, W., Ouldoukhitine, S.-E., Chateaneuf, A., Bouchair, A., 2018. Uncertainty analysis of occupant behavior and building envelope materials in office building performance simulation. *J. Build. Eng.* 19, 434–448. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2018.06.005>
- Bommel, P., Becu, N., Le Page, C., Bousquet, F., 2016. Cormas: An Agent-Based Simulation Platform for Coupling Human Decisions with Computerized Dynamics, in: Kaneda, T., Kanegae, H., Toyoda, Y., Rizzi, P. (Eds.), *Simulation and Gaming in the Network Society*, Translational Systems Sciences. Springer Singapore, Singapore, pp. 387–410. https://doi.org/10.1007/978-981-10-0575-6_27

- Bourgais, M., Taillandier, P., Vercouter, L., 2020. BEN: An Architecture for the Behavior of Social Agents. *J. Artif. Soc. Soc. Simul.* 23, 12. <https://doi.org/10.18564/jasss.4437>
- Bourgais, M., Taillandier, P., Vercouter, L., Adam, C., 2018. Emotion Modeling in Social Simulation: A Survey. *J. Artif. Soc. Soc. Simul.* 21, 5. <https://doi.org/10.18564/jasss.3681>
- CNIL, 2023. Intelligence artificielle | CNIL [WWW Document]. URL <https://www.cnil.fr/fr/definition/intelligence-artificielle> (accessed 2.7.23).
- Corge, C., 2008. *Machines de Turing et automates cellulaires: du trait gravé au très animé*. Ellipses, Paris.
- Drogoul, A., Gaudou, B., 2013. Methods for agent-based computer modelling, in: *Water and Its Many Issues. Methods and Cross-Cutting Analysis. Journées de Tam Dao*, pp. 130–154.
- Ferber, J., 1995. *Les Systèmes Multi-Agents. Vers une intelligence collective*. InterEditions, Paris.
- Hamzaoui, F., Amine Allal, M., Taillandier, F., Achoui, M., 2019. Risk management in construction projects by coupling the SMACC agent with the MADS MOSAR method – application to the dam project in Mascara, Algeria. *Int. J. Constr. Manag.* 1–15. <https://doi.org/10.1080/15623599.2019.1641890>
- Herzog, C., 2022. On the risk of confusing interpretability with explicability. *AI Ethics* 2, 219–225. <https://doi.org/10.1007/s43681-021-00121-9>
- Hickey, J.M., Di Stefano, P.G., Vasileiou, V., 2021. Fairness by Explicability and Adversarial SHAP Learning, in: Hutter, F., Kersting, K., Lijffijt, J., Valera, I. (Eds.), *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, Lecture Notes in Computer Science*. Springer International Publishing, Cham, pp. 174–190. https://doi.org/10.1007/978-3-030-67664-3_11
- Izhikevich, E., Conway, J., Seth, A., 2015. Game of Life. *Scholarpedia* 10, 1816. <https://doi.org/10.4249/scholarpedia.1816>
- Krishnan, M., 2020. Against Interpretability: a Critical Examination of the Interpretability Problem in Machine Learning. *Philos. Technol.* 33, 487–502. <https://doi.org/10.1007/s13347-019-00372-9>
- Larousse, É., 2023. intelligence artificielle - LAROUSSE [WWW Document]. URL https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/intelligence_artificielle/187257 (accessed 2.7.23).
- Micolier, A., Taillandier, F., Taillandier, P., Bos, F., 2019. Li-BIM, an agent-based approach to simulate occupant-building interaction from the Building-Information Modelling. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 82, 44–59. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2019.03.008>
- Moatty, A., Taillandier, F.S., 2022. Un jeu sérieux fondé sur un modèle Agent pour sensibiliser aux Solutions fondées sur la Nature pour gérer les inondations. *Acad. J. Civ. Eng.* 40, 1–4. <https://doi.org/10.26168/ajce.40.1.1>
- Neumann, J.V., Burks, A.W., 1966. *Theory of Self-Reproducing Automata*. University of Illinois Press, USA.
- Parlement européen, 2020. Intelligence artificielle: définition et utilisation [WWW Document]. URL <https://www.europarl.europa.eu/news/fr/headlines/society/20200827STO85804/intelligence-artificielle-definition-et-utilisation> (accessed 2.7.23).
- Svennevig, J., 2000. Getting Acquainted in Conversation. John Benjamins. <https://doi.org/10.1075/pbns.64>
- Taillandier, F., Adam, C., 2018. Games Ready to Use: A Serious Game for Teaching Natural Risk Management. *Simul. Gaming* 1046878118770217. <https://doi.org/10.1177/1046878118770217>
- Taillandier, F., Di Maiolo, P., Taillandier, P., Jacquenod, C., Rauscher-Lauranceau, L., Mehdizadeh, R., 2021. An agent-based model to simulate inhabitants' behavior during a flood

event. *Int. J. Disaster Risk Reduct.* 64, 102503. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2021.102503>

Taillandier, F., Moatty, A., Curt, C., Di Maioloa, P., Beullac, B., Brueder, P., 2022. La modélisation Agent pour sensibiliser aux Solutions Fondées sur la Nature pour gérer les inondations, in: *JFSMA 2022. SMA et Smart Cities*. Presented at the Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, St Etienne.

Taillandier, F., Taillandier, P., Hamzaoui, F., Breysse, D., 2016. A new agent-based model to manage construction project risks – application to the crossroad of Bab El Karmadine at Tlemcen. *Eur. J. Environ. Civ. Eng.* 20, 1197–1213. <https://doi.org/10.1080/19648189.2015.1134675>

Taillandier, F., Taillandier, P., Micolier, A., 2017. Li-BIM – Simulation du comportement des occupants d’un bâtiment à partir d’une maquette numérique. *Acad. J. Civ. Eng.* 35, 460–463. <https://doi.org/10.26168/ajce.35.1.112>

Taillandier, F., Taillandier, P., Tepeli, E., Breysse, D., Mehdizadeh, R., Khartabil, F., 2010. A multi-agent model to manage risks in construction project (SMACC). *Autom. Constr.* 58, 1–18. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2015.06.005>

Taillandier, P., Gaudou, B., Grignard, A., Huynh, Q.-N., Marilleau, N., Caillou, P., Philippon, D., Drogoul, A., 2019. Building, composing and experimenting complex spatial models with the GAMA platform. *GeoInformatica* 23, 299–322. <https://doi.org/10.1007/s10707-018-00339-6>

Taillandier, P., Grignard, A., Gaudou, B., 2014. Des données géographiques à la simulation à base d’agents: application de la plate-forme GAMA. *Cybergeog. Eur. J. Geogr. Systèmes Modélisation Géostatistiques* 671.

UICN, 2016. Définition des solutions fondées sur la nature.

Wilensky, U., 1999. *NetLogo*. Cent. Connect. Learn. Comput.-Based Model. Northwest Univ. Evanst. IL.