

Une Simulation Multi-Agent Basée sur l'Affordance pour Contraindre l'Emergence

Benoît Doussin, Nicolas Verstaevel, Benoit Gaudou, Elsy Kaddoum, Frédéric Amblard

▶ **To cite this version:**

Benoît Doussin, Nicolas Verstaevel, Benoit Gaudou, Elsy Kaddoum, Frédéric Amblard. Une Simulation Multi-Agent Basée sur l'Affordance pour Contraindre l'Emergence. Rencontres des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle (RJCIA 2022), AFIA, Jun 2022, Saint-Etienne, France. pp.77-83. hal-03725040

HAL Id: hal-03725040

https://ut3-toulouseinp.hal.science/hal-03725040

Submitted on 15 Jul 2022

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

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

Une Simulation Multi-Agent Basée sur l'Affordance pour Contraindre l'Emergence

B. Doussin[1], N. Verstaevel[2], B. Gaudou[2], E. Kaddoum[3], F. Amblard[2]

[1] IRIT, Université de Toulouse, CNRS, Toulouse INP, UT3, Toulouse, France
[2] IRIT, Université de Toulouse, CNRS, Toulouse INP, UT3, UT1C, Toulouse, France
[3] IRIT, Université de Toulouse, CNRS, Toulouse INP, UT3, UT2J, Toulouse, France

benoit.doussin@irit.fr

Résumé

Dans ce papier nous décrivons un modèle dans lequel certaines contraintes ou interactions désirées sont directement décrites dans l'environnement. L'idée est de permettre à l'utilisateur de spécifier directement dans le modèle les interactions qu'il veut pouvoir observer à un niveau macroscopique en définissant deux rôles d'agents, les Enabler qui offrent certaines potentialités d'actions, et les Consumer qui peuvent les réaliser. Nous basons notre modèle sur le concept d'affordance et proposons une première implémentation sur le Campus de l'Université Paul Sabatier à Toulouse.

Mots-clés

Affordance, Simulation Multi-Agents, Emergence

Abstract

In this paper we describe a model in which some desired constraints or interactions are directly described in the environment. The idea is to allow the user to specify directly in the model the interactions that he wants to be able to observe at a macroscopic level by defining two agent roles, the Enabler, which offer certain action potentialities, and the Consumer who can achieve them. We base our model on the concept of Affordance and propose a first implementation on the Paul Sabatier Campus.

Keywords

Affordance, Multi-Agent Simulation, Emergence

1 Introduction

Les métropoles sont aujourd'hui marquées par un phénomène de croissance urbaine et de densification, conduisant à d'importants problèmes de congestion et de mobilité. L'aménagement urbain de nouveaux quartiers dans la ville nécessite donc une planification en amont des différents moyens d'accès, en particulier en terme de mode de transports publics ou partagés. Les outils d'analyse de la structure du tissu urbain et des différents réseaux de transport mais aussi de leur évolution [2] sont maintenant des outils indispensables aux urbanistes pour appréhender ces problèmes. Pour aller plus loin et être capable de tester l'évolution des comportements des habitants à différents choix d'aménagements, la modélisation et simulation à base d'agents [3] semble maintenant l'outil approprié [5].

L'approche de modélisation à base d'agents permet de représenter au niveau individuel un phénomène et de générer des phénomènes émergents au niveau macroscopique ou à des niveaux mésoscopiques. A titre d'exemple, la simulation des mobilités individuelles des utilisateurs d'un campus universitaires (étudiants, enseignants...) va faire émerger des patterns d'affluence dans les bâtiments d'enseignement ou de restauration, réguliers à l'échelle de la semaine. Ces patterns peuvent être considérés comme nécessaires à conserver, malgré l'évaluation de différents scénarios en termes de transports individuels, publics et partagés. Le problème principal de ces phénomènes émergents est qu'ils sont difficiles à anticiper, comprendre et contrôler [13]. C'est encore plus le cas au niveau mésoscopique : comment assurer que certaines contraintes fixées par le modélisateur sur des zones de l'environnement soient satisfaites, tout en conservant l'autonomie des agents individuels (niveau microscopique) dans leurs choix de comportement ? D'autre part, comment permettre au modélisateur d'exprimer de manière souple l'ensemble de ces contraintes à l'échelle mésoscopique ?

Nous proposons dans cet article un méta-modèle générique à base d'agents basé sur le concept d'affordance de Gibson [8] afin de permettre au modélisateur de contrôler l'apparition ou la conservation de certains patterns à l'échelle mésoscopique. En effet, pour Gibson, les affordances sont les actions possibles offertes par les objets perçus par un acteur à un moment et à un emplacement donné. Nous proposons donc de modéliser nos agents comme des entités proposant ou ayant besoin de services et cherchant à coopérer ensemble pour que chaque besoin d'interaction (chaque contrainte exprimée par le modélisateur sur une zone de l'environnement) soit satisfait [4].

L'article est organisé comme suit. Après une présentation des travaux existants sur l'utilisation de l'affordance dans les modèles à base d'agents (Section 2), nous introduisons en Section 3 le méta-modèle conceptuel, basé sur l'affordance et une approche écologique de la perception visuelle. Nous proposons ensuite en Section 4 une première implé-

mentation du modèle sur un cas d'application concernant l'étude de la mobilité sur un campus universitaire ainsi que les résultats obtenus lors de son exploration (Section 5). Enfin nous discuterons les perspectives de ce travail en Section 6.

2 Etat de l'art

2.1 Modélisation et simulation à base d'agents

Il existe dans la littérature plusieurs définitions d'un Système Multi-Agents (SMA). Selon Ferber [7], un SMA est constitué d'un ensemble d'objets passifs, d'un environnement, dans lequel sont situés les objets, ainsi que d'un ensemble d'agents autonomes. Ferber précise également que chaque agent peut disposer d'objectifs et de compétences qui lui sont propres.

L'approche multi-agent a permis de voir naître plusieurs axes de recherches, dont notamment la modélisation et simulation à base d'agents [16]. Là où dans les approches de modélisation à base d'équations, la dynamique du système est décrite par des équations décrivant l'évolution d'entités agrégées (souvent des stocks de population ayant une caractéristique commune), l'approche de modélisation à base d'agents représente explicitement le comportement de chaque entité individuelle. La dynamique globale du système, observée à un niveau macroscopique est alors le résultat des interactions de l'ensemble de ces agents dont les comportements sont décrits à un niveau microscopique[6].

Les simulations multi-agents permettent de conserver l'hétérogénéité du système, évite d'avoir à passer par une vue agrégée et sont particulièrement bien adaptés pour représenter des phénomènes localisés et distribués. Cette approche est maintenant appliquée dans la plupart des domaines de recherche : de la planification urbaine [5] ou la représentation du trafic [12]. Un des problèmes récurrents de ce type de systèmes concerne la maitrise par le concepteur du système des changements d'échelles entre des comportements spécifiés à l'échelle individuelle, des contraintes mésoscopiques et des phénomènes émergents observés à l'échelle macroscopique. Nous proposons dans ce travail sur la notion d'affordance afin de représenter ces contraintes.

2.2 Affordance et approche écologique de la perception visuelle

Le concept d'Affordance à été initialement introduit par James Jerome Gibson [9] et vient s'inscrire dans ses travaux sur la théorie de la perception écologique. Les affordances représentent ce qu'un élément de l'environnement peut offrir en terme de potentialité d'action à un animal (incluant l'être humain).

> "The affordances of the environment are what it offers the animal, what it provides or furnishes, whether for good or ill" [8]

Gibson décrit ces affordances comme des relations innées et complémentaires. La notion de complémentarité est importante car un même objet ne permettra pas nécessairement les mêmes actions à deux agents n'ayant pas les mêmes caractéristiques. Par exemple, là où une chaise afforde un humain de s'asseoir, elle afforde une fourmi de grimper. Gibson suggère alors de considérer la niche écologique d'un animal comme un ensemble d'affordances. De plus, il avance que ces affordances sont des données invariantes de l'environnement et qu'elles peuvent être perçues directement par l'animal et ne sont donc pas le résultat d'une inférence. En d'autres termes, nous ne percevons pas simplement une pomme ou une pêche, nous percevons un objet que l'on pourrait manger. Et dans la mesure où les affordances sont directement perçues par l'animal, elles le guident et le contraignent dans ses décisions. C'est cette notion de contrainte qu'il est pertinent d'utiliser dans notre modèle, car elle nous permettrait de guider les agents vers les phénomènes souhaités.

2.3 L'affordance dans les simulations

Le concept d'affordance a été largement repris au cours des dernières années dans le but d'imiter les comportements humains, notamment dans le domaine de la robotique [14]. On le retrouve également appliqué aux modèles à base d'agents avec pour objectif de reproduire les processus cognitifs humains.

Kapadia et al. [10] appliquent ce concept dans un modèle de déplacements de piétons et definissent la notion d'"*Affordance fields*", qui représentent un choix de chemin potentiel pour les agents. Les affordance fields sont détectés après une phase de perception et l'agent sélectionnera le chemin le plus intéressant pour lui.

Les travaux de thèse d'Afoutni [1] considèrent l'affordance comme un tuple à 3 éléments <*actuator, passiveObject, act*>. L'actuator peut être un agriculteur, l'objet passif un tracteur et l'action labourer. L'action labourer est le résultat du système $\{actuator, passivObject\}$ et ne peut être réaliser seul. Dans ce travail, elle considère les actuators et les objets passifs comme des agents non-autonomes appelés $environnemental_entities$. Les affordances sont détectées par des agents abstraits appelés $place - agent$, qui demandent ensuite aux actuators d'exécuter les actions.

Enfin Klügl et Timpf [11] utilisent la notion d'affordance pour capturer de manière plus explicite le choix des partenaires d'interaction des agents. Ils prennent le parti de formaliser l'affordance comme un 4-tuples : $< a, e, act, p >$, où a est un agent souhaitant réaliser une action act, e un object de l'environnement et p une préférence, permettant de determiner quel est le partenaire le plus intéressant du point de vue de l'agent. Ils proposent aussi ce qu'ils appellent un "Affordance Schemata" permettant de faire émerger ces affordances. Un agent possède, pour chaque action qu'il peut être amené à vouloir réaliser, un schéma d'affordance de la forme : $< EType, condition, fpriority >$, où $EType$ est l'ensemble des types d'objets permettant l'action, e.g. les bancs ou les murets pour l'action s'asseoir, $condition$ exprime les contraintes selon lesquelles une affordance entre l'agent a et l'objet e peut exister et $fpriority$ détermine l'intérêt de l'agent à choisir cet objet.

3 Un Modèle conceptuel basé sur l'Affordance

Dans le but de réaliser un modèle permettant à l'utilisateur de spécifier les contraintes qu'il souhaite voir émerger, plusieurs notions doivent être introduites. Nous considérons que nos agents peuvent avoir deux rôles différents : le rôle d'*Enabler* et celui de *Consumer*. Dans le modèle, les *Enabler* sont des agents qui fournissent des potentialités d'actions aux *Consumer*. Ce sont sur ces *Enabler* que les utilisateurs vont être capables de projeter des contraintes. Les agents dotés du rôle de *Consumer* sont des agents capables de réaliser une action, mais sous l'influence des *Enabler* et een interaction avec eux. Par exemple, dans ce modèle, la chaise pourra être un *Enabler*, qui permettrait alors à la fourmi, le *Consumer*, de grimper. L'objectif est alors d'avoir un modèle permettant à l'utilisateur de spécifier, par exemple le nombre de fourmis qu'il voudrait voir monter sur cette chaise.

3.1 Description du Rôle *Enabler*

Les *Enabler* sont donc des agents qui $affordent$ aux agents *Consumer* un certain nombre d'actions mais les contraignent aussi dans leur choix d'action, car ils ne peuvent pas être amenés à réaliser une action que ne leur permettrait pas leur environnement. Pour ce faire, les *Consumer* doivent être capables de réfléchir directement sur les actions que leur permet leur environnement. Nous proposons donc dans ce modèle que les *Enabler* aient, pour chaque type de *Consumer*, un ensemble de potentialités d'action à lui offrir. Plus formellement, tout agent i ayant le rôle d'*Enabler*, dispose d'un ensemble de potentialités d'actions $Afford_i$ tel que :

$$Afford_i = \{Type : Act, \forall Type \in TYPE \text{ and } Act \subset ACTION\}$$

avec $TYPE$ est l'ensemble des types de *Consumer* et $ACTION$ l'ensemble des actions possibles On aurait alors par exemple : $Afford_{Chaise} = \{Humain : \{S'assoir\}, Fourmis : \{Grimper\}\}$.

C'est sur ces *Enabler* que l'utilisateur va aussi pouvoir préciser des contraintes qu'il voudra voir émerger à un niveau mésoscopique en spécifiant comment sont consommés les services proposés. Pour ce faire, nous introduisons une notion de besoin, qui permet de quantifier l'interêt d'un *Enabler*, i, à ce qu'une de ses potentialités d'action soit exécutée par un agent *Consumer* :

$$fBesoin : ENA \times ACTION \times TYPE \rightarrow \mathbb{R}$$

avec ENA l'ensemble des agents doté du rôle *Enabler*.

On pourrait imaginer que deux *Enabler*, fournissant un même service à un type de *Consumer*, aient chacun une préférence sur la manière dont sera exécuté une action. Ceci représente également le fait qu'un *Enabler* est doté d'une préférence pour interagir avec un type d'agents plus qu'un autre.

Cette fonction sera instanciée pour chaque type d'agents (cf. Section 4).

3.2 Description du Rôle *Consumer*

Les agents pourvus du rôle de *Consumer* sont les agents qui réalisent les actions affordées par les *Enabler*. Ils sont définis par un type (parmi tous les types disponibles définis par $TYPE$).

Nos agents seront dotés d'un cycle de perception-décision-action [17]. Dans notre modèle, la phase de perception sera focalisée sur la perception des potentialités d'actions provenant des *Enabler*. De plus, la phase de décision contiendra deux étapes principales : l'évaluation des potentialité d'actions disponibles selon leur désirabilité pour l'agent et la selection du couple action,*Enabler* le plus utile (cf. Figure 1.

- *Perception.* Nous considérons qu'un agent est influencé et contraint par son environnement dans les actions qu'il va effectuer : les agents dotés du rôle de *Consumer* ne peuvent effectuer que des actions perçues (donc affordées) de l'environnement. Dans cette première étape, nous considérons que les *Consumer*, quand ils perçoivent leur environnement, perçoivent en réalité un ensemble d'Affordances, i.e. un ensemble de potentialités d'action offertes par les *Enabler*.

$$Percues : CON \times ENA^n \rightarrow ACTIONS^m$$

où CON est l'ensemble des agents dotés du rôle *Consumer*.

Cette phase est très similaire à la perception directe initialement suggérée par Gibson [9]. C'est sur cet ensemble d'actions que va être amené le *Consumer* à réfléchir

- *Filtre par désirabilité.* Parmi ces actions possibles, toutes ne sont pas nécessairement intéressantes à réaliser pour l'agent à l'instant t. Il doit donc pour cela être capable de déterminer lesquelles lui sont $Desirables$. L'agent doit alors filter les affordances perçues pour n'en conserver qu'un sous-ensemble d'actions lui sont désirables. Il ne s'agit pas ici d'en choisir une seule, mais plutôt de faire abstraction des affordances n'ayant pas d'intéret pour lui.

$$Desirable : CON \times ACTION^i \rightarrow ACTION^j \text{ où } ACTION^j \subseteq ACTION^i$$

Pour être capable de déterminer quelles actions lui sont plus désirables que d'autres, un *Consumer* doit donc pouvoir exprimer un ordre de priorité entre les actions pour déterminer parmi celles qu'il perçoit lesquelles sont intéressantes ou non. Dans ce modèle nous proposons donc de quantifier le besoin qu'a un *Consumer* à réaliser une action donnée : nous considérons que chaque action possible est associée à une valeur de désirabilité.

$$fDesirabilite : CON \times ACTION \rightarrow \mathbb{R}$$

- *Sélection d'une action par utilité.* Parmi les actions que l'agent a pu déterminer comme désirables, il doit encore décider laquelle il souhaite réaliser et quel partenaire d'interaction choisir. Dans cette phase nous considérons donc que sa décision n'est pas nécessairement égoïste, c.-à-d. qu'elle ne dépend pas seulement de ses besoins mais aussi des besoins des *Enabler* qui lui permet de réaliser les actions qu'il a jugé désirables.

$$Utile : CON \times ACTION^j \times ENA^k \rightarrow ACTION \times ENA$$

Nous faisons l'hypothèse que l'on peut orienter les résultats de la simulation vers les phénomènes émergents souhaités en incitant les *Consumer* à choisir les partenaires d'interaction en fonction de leur besoin de réaliser une action mais en respectant aussi les $fBesoin$ des *Enabler*, résultant des contraintes imposées par l'utilisateur en entrée.

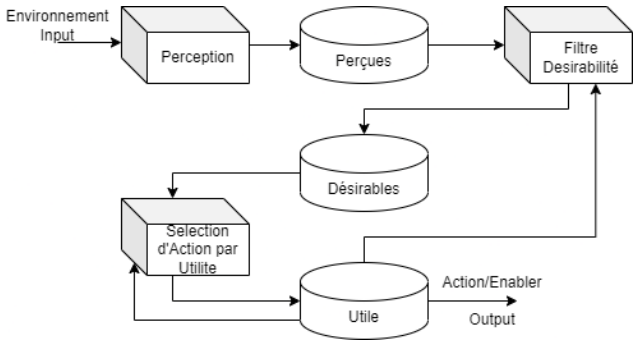


FIGURE 1 – Architecture PDU

Les trois étapes du cycle de perception et décision de l'agent sont résumés dans le schéma présenté sur la Figure 1.

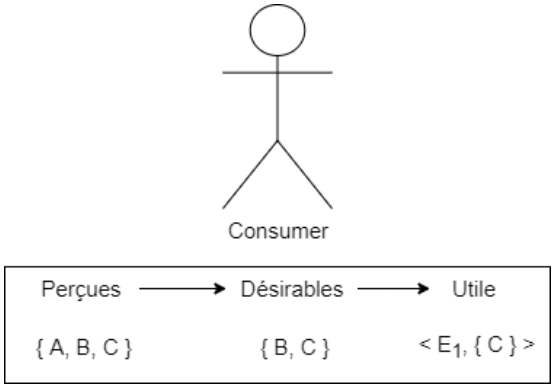


FIGURE 2 – Phases PDU

La Figure 2 représente une description d'un cas d'application simple. Un *Consumer* perçoit la possibilité de réaliser 3 actions différentes ($\{A, B, C\}$). Après les avoir filtré par leur désirabilité, l'agent détermine que seulement deux $\{B, C\}$ lui sont désirables. Finalement, même si l'action B lui serait plus désirable, il choisira finalement l'action C car la $fBesoin$ de l'*Enabler* est élevé.
Il est intéressant de noter qu'en ne considérant plus la fonction d'utilité, et en permettant à un *Consumer* de satisfaire son besoin le plus critique, on aurait alors des agents égoïstes. A contrario, si les *Consumer* ne choisissent plus en fonction de leur désirabilité, mais uniquement selon les besoins des *Enabler*, on aurait alors des agents altruistes.

4 Expérimentation

Nous proposons une implémentation de notre modèle sur un cas pratique : nous cherchons à étudier la mobilité sur une partie du campus de l'Université Paul Sabatier à Toulouse. Pour se faire les différents usagers du campus vont se déplacer de bâtiment en bâtiment en fonction de l'heure de la journée. Nous souhaitons reproduire l'occupation des différents bâtiments, contraintes que nous imposons à notre modèle.
Nous choisissons d'utiliser la plateforme GAMA [15] pour implémenter ce modèle, car elle permet de représenter de manière très riche l'environnement, et en particulier au moyen d'une bonne gestion des données géographiques.

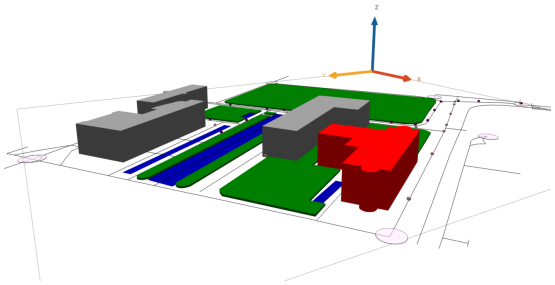


FIGURE 3 – Capture d'écran de la simulation faisant apparaitre l'environnement de la simulation avec les salles de cours (en gris), le restaurant en rouge et les générateurs de flux (cercles roses clairs).

4.1 Instanciation des agents *Enabler*

Dans notre implémentation du modèle, nous considérons plusieurs types d'agent ayant le rôle *Enabler*, chacun ayant différentes listes d'Affordances :

1. $Les\ salles\ de\ cours$: Ces objets, permettent aux Etudiants de venir $Etudier$, mais permettent aux Professeurs de venir $Travailler$. Nous en avons 3 dans la zone, représentés en gris dans la Figure 3. De plus, elles ont comme attributs une fréquentation Espérée et une fréquentation Maximale.
2. $Les\ restaurants$: Ils permettent à tous les *Consumer* de $Manger$. Il y a un restaurant, représenté en rouge (Figure 3). Il a lui aussi une fréquentation Espérée et Maximale.
3. $Les\ generateurs\ de\ Flux$: Ils représentent les entrées et sorties de la zone d'étude. Ils permettent de générer les agents arrivant dans la zone et permettent à ceux voulant la quitter de sortir. On considère donc qu'ils $Afford$ de $Partir$ à tous les agents *Consumer*. Il y a 6 générateurs de flux, tous situés sur les contours de la zone, placés sur les grands axes d'entrée et de sortie. Ils possèdent comme attribut le nombre d'agents qu'il doivent créer dans la zone à chaque pas de simulation (exprimé comme un nombre d'agents créés par heure).

La fréquentation escomptée, précisé en paramètre nous permet de définir la fonction $fBesoin$ des agents *Enabler*. Elle est définie comme la distance entre la fréquentation observée (F_{Obs}, calculée comme le nombre d'agents *Consu-*

mer dans le bâtiment considéré) et la fréquentation espérée F_{Esp} (si elle est supérieure à la fréquentation observée) et la fréquentation maximale (F_{Max}, que l'on normalisera. Ainsi on peut définir $fBesoin$ comme :

$$fBesoin = \begin{cases} \frac{Freq_{Esp} - Freq_{Obs}}{Freq_{Esp}} \text{ si } Freq_{Obs} < Freq_{Esp} \\ 1 - \frac{Freq_{Max} - Freq_{Obs}}{Freq_{Max} - Freq_{Esp}} \text{ sinon.} \end{cases}$$

4.2 Instanciation des agents *Consumer*

Dans l'application de notre modèle au problème de la mobilité sur le campus, nous proposons d'implémenter deux types d'agents ayant le rôle *Consumer* :

1. $Les\ Etudiants$: Présents sur la zone dans le but d'étudier
2. $Les\ Professeurs$: Présents pour travailler / enseigner

Distinguer les deux est intéressant ici car le besoin d'un *Enabler* en $Etudiant$ n'est pas nécessairement le même que celui en $Professeur$. Un bâtiment peut avoir besoin de 100 étudiants dans l'heure là ou il n'aura besoin que de 5 étudiants.

Initialement vide de tout agent *Consumer*, la zone simulée se remplit pas de simulation après pas de simulation par des agents *Consumer* arrivant par les générateurs de flux. Au cours de la simulation, les agents vont se déplacer de bâtiments en bâtiments en fonction des affordances perçues dans l'environnement.

5 Résultats

Dans ce premier cas d'application, nous cherchons à étudier l'impact du mode de calcul de l'utilité chez les agents *Consumer* sur la satisfaction des besoins des agents *Enabler*.

Nous avons donc lancé un plan d'expérience dans lequel nous faisons varier 2 paramètres : le taux d'agents égoïstes et la fréquentation de la zone. Le taux d'agents égoïstes va déterminer la probabilité d'un qu'agent *Consumer* nouvellement créé soit égoïste (il cherche alors seulement à maximiser ses gains personnels) ou altruiste (il prend alors ses décisions en fonction de son utilité personnelle mais également des besoins des *Enabler*). Le paramètre de fréquentation de la zone détermine le nombre d'agents *Consumer* créé au cours de la simulation. Par la suite, nous explorons les valeurs suivantes :

1. le taux d'agents égoïstes prend une valeur dans $\{0\%, 1\%, 10\%, 25\%, 50\%, 75\%, 100\%\}$. L'échantillonnage n'a pas été fait régulièrement entre 0% et 100%, car il est apparu que la zone la plus intéressante se situait pour des faibles pourcentages.
2. la fréquentation de la zone prend une valeur dans $\{0, 100, ..., 3800, 3900\}$ (toutes les valeurs entre 0 et 3900 avec un pas de 100). La fréquentation de la zone représente le nombre de *Consumer* passant dans cette zone au cours de la simulation.

En sortie des simulations, nous allons observer le taux de satisfaction des agents *Enabler*. Ce taux est calculé en sommant les $fBesoin$ des *Enabler* au cours de la simulation de manière cumulative. A la fin de chaque heure, on observe la fréquentation de l'*Enabler* au cours de l'heure afin de déterminer si la fréquentation observée a été respectée.

La simulation est lancé à 7 heures du matin. Elle se termine à 20 heures le même jour. Le pas de temps de 1 min.

La figure 4 illustre les résultats obtenus par une exploration exhaustive de l'espace des paramètres.

On constate tout d'abord que dans le cas où on a 0% d'agents *Consumer* égoïstes, plus l'affluence est forte, plus on réussit à se rapprocher d'une criticité nulle (c'est-à-dire que les contraintes des bâtiments sont toutes remplies), là où dans un modèle avec 100% d'agents égoïstes n'arrive pas à satisfaire les besoins des agents *Enabler*, quelque soit la valeur de la fréquentation de la zone. On peut pas ailleurs noter que plus la fréquentation de la zone augmente, plus les résultats tendent à se stabiliser, montrant l'impact limité de la dimension stochastique de la simualtion pour de fortes affluences, alors qu'il semble fort à de faibles influences.

En ce qui concerne les valeurs intermédiaires du taux d'agents égoïstes, on observe que pour des petites fréquentation, moins il y a d'agents égoïstes et plus les besoins des bâtiments sont satisfaits. Néanmoins pour des grandes valeurs de fréquentation, les besoins des agents *Enabler* tendent à ne pas être satisfaits. Les agents égoïstes auront tendances à augmenter la criticité du système car ils ne respecteront pas la $fBesoin$ des *Enabler*. En faisant augmenter la fréquentation, on augmente aussi la quantité d'agents non-utiles au système (et même contre-productifs), ce qui explique que la criticité augmente, malgré différentes proportions d'agents cherchant à être utiles au système.

Nous constatons que sur une zone particulièrement fréquentée, même si la majorité des *Consumer* cherchent à se rendre utiles, il y a une forte augmentation de la criticité. Cette augmentation est dûe au fait qu'une fois passée la fréquentation espérée, les agents cherchant aussi à être utile ne peuvent plus compenser les décisions prises par des agents égoïstes, ce qui mène à une augmentation de la criticité globale.

6 Conclusion et Perspectives

Dans cet article, nous proposons un modèle conceptuel dans lequel l'utilisateur est capable de spécifier les contraintes qu'il souhaite voir émerger à un niveau mésoscopique ou macroscopique. En définissant des rôles d'agents nous pouvons créer un modèle dans lequel le choix de partenaire d'interaction suit le besoin global du système pour mener la simulation vers les phénomènes souhaités. Ce papier est une première étape avec pour objectif de pouvoir ensuite rendre explicable les phénomènes émergeants, souhaités ou non. Etre capable d'ainsi directement décrire dans l'environnement les règles d'interactions semblent être plus naturel dans le cadre de l'emménagement urbain et doit permettre d'expliquer les dynamiques globales du système.

Un prochain travail sera d'appliquer un tel modèle sur une

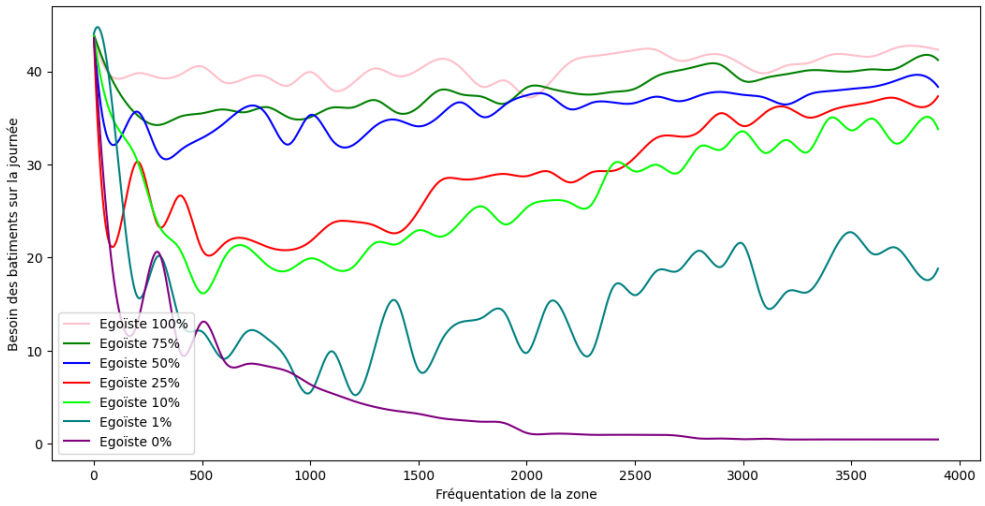


FIGURE 4 – Impact du taux d'agents égoïstes et de la fréquentation dans la zone sur la satisfaction des besoins des bâtiments

zone plus grande en regardant la cohérence des actions réalisées par nos agents. Il pourrait être aussi intéressant de regarder la pertinence d'avoir des *Consumer* possédant deux types différents.

Remerciements

Ces travaux ont été menés avec le soutien du Gouvernement Français dans le cadre du programme Territoire d'Innovation, une action du Grand Plan d'Investissement adossé à la 3eme vague du Programme d'investissement d'Avenir (PIA 3), de Toulouse Métropole et du GIS neOCampus de l'Université Toulouse III Paul Sabatier.

Références

[1] Z. Afoutni, R. Courdier, and F. Guerrin. Représentation de l'action humaine basée sur l'affordance vue comme une propriété émergente du couple acteur/environnement. In R. Courdier and J. Jamont, editors, *Principe de Parcimonie - JFSMA 14 - Vingt-deuxièmes Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, Loriol-sur-Drôme, France, Octobre 8-10, 2014*, pages 129–138. Cepadues Editions, 2014.

[2] M. Barthelemy. *The structure and dynamics of cities*. Cambridge University Press, 2016.

[3] E. Bonabeau. Agent-based modeling : Methods and techniques for simulating human systems. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(suppl 3) :7280–7287, 2002.

[4] D. Capera, J.-P. Georgé, M.-P. Gleizes, and P. Glize. The amas theory for complex problem solving based on self-organizing cooperative agents. In *WET ICE 2003. Proceedings. Twelfth IEEE International Workshops on Enabling Technologies : Infrastructure for Collaborative Enterprises, 2003.*, pages 383–388. IEEE, 2003.

[5] A. T. Crooks, A. Patel, and S. Wise. Multi-agent systems for urban planning. In *Technologies for urban and spatial planning : virtual cities and territories*, pages 29–56. IGI Global, 2014.

[6] H. V. Dyke Parunak, R. Savit, and R. L. Riolo. Agent-based modeling vs. equation-based modeling : A case study and users' guide. In *International workshop on multi-agent systems and agent-based simulation*, pages 10–25. Springer, 1998.

[7] J. Ferber. *Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective*. InterEditions, 1997.

[8] J. J. Gibson. The theory of affordances. *Hilldale, USA*, 1(2) :67–82, 1977.

[9] J. J. Gibson. *The ecological approach to visual perception : classic edition*. Psychology Press, 2014.

[10] M. Kapadia, S. Singh, W. Hewlett, and P. Faloutsos. Egocentric affordance fields in pedestrian steering. In *Proceedings of the 2009 symposium on Interactive 3D graphics and games - I3D '09*, page 215, Boston, Massachusetts, 2009. ACM Press.

[11] F. Klügl and S. Timpf. Towards More Explicit Interaction Modelling in Agent-Based Simulation Using Affordance Schemata. In S. Edelkamp, R. Möller, and E. Rueckert, editors, *KI 2021 : Advances in Artificial Intelligence*, volume 12873, pages 324–337. Springer International Publishing, Cham, 2021. Series Title : Lecture Notes in Computer Science.

[12] F. Ksontini. *Modèle d'agent fondé sur les affordances : application à la simulation de trafic routier*. PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 2013.

[13] R. Lamarche-Perrin, Y. Demazeau, and J.-M. Vincent. Observation macroscopique et émergence dans les sma de très grande taille. In *SMA SYSTÈMES MULTI-AGENTS JFSMA 11*, pages 53–62, 01 2011.

[14] E. Şahin, M. Cakmak, M. R. Doğar, E. Uğur, and G. Üçoluk. To afford or not to afford : A new formalization of affordances toward affordance-based robot control. *Adaptive Behavior*, 15(4) :447–472, 2007.

[15] P. Taillandier, B. Gaudou, A. Grignard, Q.-N. Huynh, N. Marilleau, P. Caillou, D. Philippon, and A. Drogoul. Building, composing and experimenting complex spatial models with the GAMA platform. *GeoInformatica*, 23(2) :299–322, 2019.

[16] J.-P. Treuil, A. Drogoul, and J.-D. Zucker. *Modélisation et simulation à base d'agents : exemples commentés, outils informatiques et questions théoriques*. Dunod, 2008.

[17] M. Wooldridge. *An introduction to multiagent systems*. John wiley & sons, 2009.