



**HAL**  
open science

## Infotaxie collective : coordonner une équipe d'agents pour trouver une source

Quentin Ladeveze

### ► To cite this version:

Quentin Ladeveze. Infotaxie collective : coordonner une équipe d'agents pour trouver une source. Automates cellulaires et gaz sur réseau [nlin.CG]. 2017. hal-01575568

**HAL Id: hal-01575568**

**<https://inria.hal.science/hal-01575568>**

Submitted on 21 Aug 2017

**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.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

---

## Infotaxie collective : coordonner une équipe d'agents pour trouver une source

---

Quentin Ladeveze

Année 2016 - 2017  
Rapport de stage Licence Informatique



Stage effectué dans l'Équipe MOCQUA (en création),  
laboratoire LORIA, Nancy,  
du 10 avril au 7 juin 2017,  
sous la direction de Nazim Fatès.

# Avant-propos

Mon stage avait pour objectif de concevoir et d'étudier un système dynamique discret, construit à partir d'automates cellulaires et de systèmes multi-agents, qui répond au problème de l'*infotaxie*. Le problème de l'infotaxie consiste pour des individus sans mémoire et avec une perception limitée de leur environnement à retrouver une source qui émet un signal. Ce signal a la particularité que les agents ne peuvent ni mesurer son intensité, ni déterminer la direction de laquelle il vient lorsqu'ils le détectent. Ce modèle devait s'inspirer du comportement d'une certaine espèce d'amibes sociales et de leur stratégie de regroupement. Le stage consistait également à implémenter ce modèle en Java, dans le cadre de FiatLux, un logiciel de simulation de systèmes dynamiques développé au sein de l'équipe de recherche.

Au cours de mon stage, j'ai eu l'occasion de me familiariser avec le code source de FiatLux, de commencer la rédaction de sa documentation et de participer à des séances de programmation en groupe pour ajouter des fonctionnalités au logiciel. En me familiarisant avec le modèle, j'ai dégagé avec mon responsable de stage les différentes pistes de recherche qu'il était possible de suivre dans l'étude de ce dernier et nous avons choisi d'en approfondir certaines, laissant les autres à des études ultérieures du modèle en conclusion de mon rapport.

Afin d'avoir une bonne connaissance des disciplines qui entouraient mon modèle, j'ai dû effectuer un travail de recherche bibliographique sur plusieurs champs scientifiques qui m'étaient inconnus. Tout d'abord, j'ai dû me familiariser avec les systèmes complexes, que ce soit les automates cellulaires ou les systèmes multi-agents. Ensuite, j'ai découvert plusieurs méthodes de résolution de problèmes informatiques qui s'inspirent du monde vivant, et dans notre cas du monde animal. Enfin, mon travail sur FiatLux m'a permis d'avoir une première expérience du domaine de la simulation numérique, dont je ne connaissais pas les enjeux avant ce stage.

Puis j'ai commencé un travail de rédaction et de formalisation du modèle que j'ai poursuivi tout au long de ce stage. Ce travail m'a permis d'énoncer clairement ce que je comprenais du modèle et surtout de discerner rapidement les questions auxquelles j'allais devoir répondre. La rédaction de ce rapport et la correction constante de ce rapport ont été un motif de discussion et d'échanges avec mon responsable de stage, qui nous a permis d'avancer conjointement et efficacement.

Il a ensuite fallu mettre au point des expériences, d'abord qualitatives puis quantitatives afin de comprendre et d'expliquer le comportement du modèle. La rédaction de ces expériences m'a obligé à expliquer mes résultats et donc à les interpréter rigoureusement.

Enfin, le temps du stage n'étant pas suffisant pour couvrir tous les aspects du modèle, nous avons proposé des possibilités d'investigations futures sur le modèle ou des dérivés du modèle.

# Remerciements

Je tiens avant toute chose à remercier mon responsable de stage, Nazim FATÈS. Il a su, tout au long de ce stage, attiser ma curiosité pour les systèmes dynamiques, me prodiguer de nombreux conseils qui me seront utiles pour tout le reste de ma vie professionnelle et toujours rester à la fois bienveillant et exigeant.

Je voudrais ensuite à remercier Emmanuel Jeandel, qui m'a permis d'effectuer ce stage au sein de son équipe, et qui s'est montré disponible pendant ce dernier.

Enfin, je remercie Jordina Frances de Mas et Irène Marcovici avec qui j'ai beaucoup apprécié d'échanger et de travailler sur mon stage.

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Contexte</b>	<b>5</b>
1.1	Introduction . . . . .	5
1.2	Le problème de l'infotaxie . . . . .	6
1.3	Inspiration bio-mimétique . . . . .	7
1.4	Modélisations . . . . .	8
1.5	L'outil : FiatLux . . . . .	9
<b>2</b>	<b>Modèle</b>	<b>10</b>
2.1	Description du modèle . . . . .	10
2.2	Étude initiale . . . . .	12
2.3	Premières expériences . . . . .	13
<b>3</b>	<b>Expériences</b>	<b>17</b>
3.1	Expérience 1 : influence de $p_A$ . . . . .	17
3.2	Expérience 2 : influence de la configuration initiale . . . . .	17
3.3	Expérience 3 : influence de la taille de la grille . . . . .	18
3.4	Expérience 4 : éparpillement des amibes . . . . .	19
3.5	Expérience 5 : influence du nombre d'amibes . . . . .	19
3.6	Expérience 6 : nombre d'amibes optimal . . . . .	20
3.7	Expérience 7 : influence de la quantité de signal émis . . . . .	20
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>22</b>
4.1	Bilan scientifique . . . . .	22
4.2	Bilan sur la formation . . . . .	28
4.3	Bilan personnel . . . . .	28
<b>A</b>	<b>Modélisations</b>	<b>32</b>
<b>B</b>	<b>Expériences</b>	<b>37</b>
<b>C</b>	<b>Ouvertures</b>	<b>55</b>
<b>D</b>	<b>Premières expériences</b>	<b>57</b>

# Chapitre 1 : Contexte

## 1.1 Introduction

Dans son article de 1952, Alan Turing s'interroge sur la *morphogenèse*, un phénomène omniprésent dans le monde biologique qui consiste en le passage de structures homogènes à des structures plus complexes où les éléments se sont différenciés [Tur52]. L'embryon par exemple, évolue d'un stade où toutes ses cellules sont identiques et où il a une forme quasi-sphérique, à une structure plus complexe dotée d'une symétrie gauche-droite. Au cours de cette étape appelée *brisure de symétrie*, une mécanique, que Turing va chercher à discuter, va amplifier de petites aspérités de l'embryon de façon régulière pour passer d'une forme de symétrie à une autre.

Pour expliquer ce comportement, Turing propose une modélisation mathématique qui abstrait la transmission de substances chimiques. Dans ce modèle, une substance abstraite appelée *morphogènes* transite entre les cellules et permet la formation d'un motif complexe. Tout l'intérêt de cette théorie réside dans le fait qu'une analyse des interactions *a priori* simples entre deux cellules permet d'observer des motifs de répartition de ces morphogènes à l'échelle d'un grand nombre de cellules. Ainsi, on peut étudier les relations entre les interactions des éléments simples et le comportement global d'un groupe composé de ces éléments. Dans le cas de l'embryon, on peut expliquer comment de petites différences dues à l'aléatoire peuvent être amplifiées en motifs réguliers par les règles d'interactions entre les cellules. Il est important de noter que si ces motifs sont réguliers, le fait qu'ils soient issus de petites aspérités aléatoires permet l'émergence d'une réelle diversité de ces motifs (on peut prendre l'exemple de la peau des léopards, des tigres, des vaches ...).

Pour conclure son article, Turing rappelle qu'il a mené son étude sur un modèle volontairement simple (et donc limité) pour le rendre accessible à une analyse purement mathématique. Pour pouvoir étudier des modèles plus complexes, Turing propose d'utiliser la puissance de calcul des ordinateurs afin d'observer leur comportement. Grégoire Nicolis et Ilya Prigogine observeront plus tard que les systèmes dynamiques présents dans la nature peuvent en effet très rapidement devenir extrêmement complexes [NP89].

Il est intéressant de noter que ces phénomènes d'émergence de motifs complexes ne sont pas limités aux domaines biologique ou chimique. À une toute autre échelle, ce type de phénomène est observé dans le cadre de la zoologie ou de la sociologie [Atl11]. En effet que ce soit chez les insectes sociaux qui construisent de grands nids, ou chez les humains où l'on a vu émerger des langages variés et parfois complexes, on observe de nombreux cas d'*auto-organisation* chez les êtres vivants, c'est-à-dire des comportements de groupe, qui ne sont pas organisés par une autorité centrale mais qui sont rendus cohérents par les interactions entre les individus. À cette échelle aussi, on peut observer qu'un motif régulier a émergé de conditions initiales aléatoires. Les insectes ne construisent jamais (ou très rarement) leurs nids au même endroit et donc dans les mêmes conditions, et pourtant ils parviennent toujours à construire des nids structurés.

Au delà de l'observation de ces phénomènes dans la nature et leur explication. L'être humain cherche parfois à provoquer cette émergence de la complexité dans les structures qu'il a créées. Resnick prend l'exemple d'entreprises qui choisissent de décentraliser à l'extrême les prises de décisions, allant parfois jusqu'à créer des unités de quelques personnes qui prennent des décisions en fonction de celles d'autres petites unités [Res97]. Ce genre d'exemple ouvre des perspectives de réflexion dans les champs de l'économie ou de la politique.

Comme l'avait prédit Turing, l'informatique, et plus particulièrement la simulation s'est révélée être un outil indispensable dans l'étude de ces phénomènes d'émergence. Pour cela, les chercheurs en informatique ont conçu des modèles qui permettent de simuler des éléments

simples, leurs interactions, leur environnement et leur évolution au cours du temps.

Afin de souligner le cheminement de notre réflexion, et de donner une vision claire au lecteur des questions auxquelles ce stage doit apporter des réponses, nous mettrons en évidence dans ce document les questions les plus importantes, comme ci-après.

**Question 1 :** Comment des interactions simples à un niveau local permettent-elles l'émergence de comportements complexes à l'échelle globale ?

**Question 2 :** Comment un système peut-il s'auto-organiser pour transformer des conditions aléatoires en phénomènes à la fois réguliers et variés ?

## 1.2 Le problème de l'infotaxie

On retrouve chez beaucoup d'animaux (comme les mites ou les papillons de nuit) ou dans des applications en robotique, le problème qui consiste pour un individu à retrouver la source d'une odeur qu'il perçoit de façon intermittente, sans qu'il puisse juger de la proximité de la source quand il perçoit son odeur. Dans un cadre plus général, les odeurs peuvent être remplacées par n'importe quel signal qui peut être perturbé et qui ne baisse pas en intensité en se propageant, comme par exemple des ondes radio dans un environnement avec beaucoup d'interférences. Ces caractéristiques du problème excluent toute stratégie basée sur une remontée du gradient d'intensité du signal reçu. Ce problème nous intéresse car il a de nombreuses applications, dans le domaine de la nano-robotique par exemple, où il faut coordonner des robots qui ont de très faibles capacités matérielles.

Une stratégie appelée *infotaxie* a été proposée par Vergassola, Villermaux et Shraiman pour simuler le comportement de certains animaux dans ces situations [VVS07]. Les individus commencent par explorer leur environnement et construisent une carte qui associe à chaque position une probabilité d'être la position de la source. Après une période plus ou moins longue d'exploration, en fonction de la précision nécessaire, l'individu exploite ces informations pour se diriger vers la source.

Cette stratégie a été testée expérimentalement avec des robots par Moraud et Martinez avec une source olfactive diffusée dans un environnement perturbé par le vent pour tester son efficacité [MMM10]. Cela a permis de démontrer plusieurs de ses qualités :

- efficacité : le robot n'a pas eu besoin de beaucoup de temps et de beaucoup de détections d'odeurs pour cartographier son environnement et retrouver la source.
- robustesse : la source a été trouvée même lorsque des paramètres non-optimaux étaient fournis au modèle ou lorsque l'environnement était perturbé par du vent par exemple.
- les caractéristiques bio-mimétiques ont été préservées : le robot avait un comportement similaire à celui d'un animal qui utilise la même stratégie.

Malgré ces qualités, cette stratégie présente un inconvénient majeur du fait qu'elle nécessite que les entités qui sont à la recherche de la source aient une mémoire, et qu'il faut qu'elles aient conscience de leur position pour réaliser une carte, ce qui peut être une tâche très complexe. Est-il possible de coordonner des individus qui n'ont pas ces capacités de mémorisation et qui n'ont qu'une perception limitée de leur environnement ?

**Question 3 :** Comment coordonner des individus sans capacité de mémorisation, qui ne perçoivent la source que par intermittence et qui ne savent pas quelle est l'*intensité* et la *provenance* du signal qu'ils reçoivent, pour qu'ils retrouvent une source ?

### 1.3 Inspiration bio-mimétique

Pour tenter de répondre à cette question, nous allons en premier lieu nous intéresser au comportement d'une amibe, *Dictyostelium discoideum*. *Dictyostelium* est une amibe mono-cellulaire microscopique ( $\approx 10\mu\text{m}$ ) qui, lorsqu'elle ne trouve plus de nourriture, se rassemble avec d'autres *dictyostelium* pour former un organisme multi-cellulaire, qui va se former en tige, puis se répandre sous forme de spores (Figure 1.1).

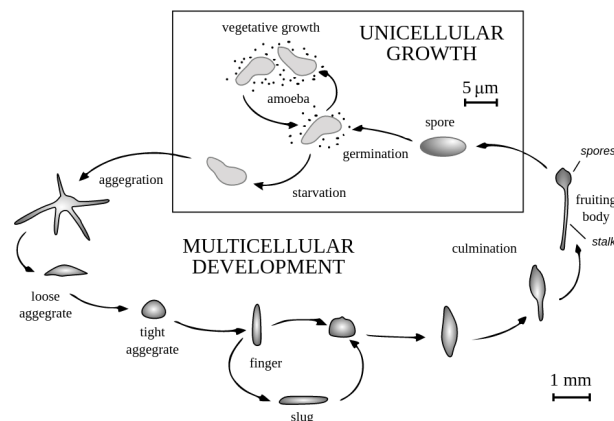


FIGURE 1.1 – Le cycle de vie de *Dictyostelium Discoideum* (source : wikipédia)

L'étape de rassemblement de ces amibes nous intéresse tout particulièrement. En effet, elles n'ont aucune mémoire, et une perception très limitée de leur environnement. Notamment, elles ne savent pas se situer par rapport aux autres amibes. Pour se rassembler, elles émettent une substance chimique (l'adénasine monophosphate cyclique) qui se propage autour d'elles sous forme de vagues dans leur environnement. Les autres amibes sont attirées par cette substance chimique, et ainsi les amibes se regroupent pour former une masse compacte.

Un modèle inspiré de ce comportement a déjà été proposé par Fatès et mis en application expérimentalement pour résoudre le problème du rassemblement d'individus dans un environnement donné [Fat10]. Ce modèle a plusieurs propriétés intéressantes. Les individus n'ont pas de mémoire, leur comportement est défini par un petit nombre de règles et leur environnement est modélisé de façon simple. De plus, les expériences ont montré que les agents parvenaient à se rassembler dans ce modèle, même en présence de bruit (mouvements parfois aléatoires des individus) ou d'obstacles que les individus doivent contourner. Enfin, les ondes qu'émettent les amibes de ce modèle et qui sont la représentation abstraite des substances chimiques émises par les amibes *dictyostelium*, forment un signal qui se propage sur des distances arbitraires et sans qu'une intensité ne lui soit associée.

Le problème du rassemblement des amibes est proche de celui de la recherche de la source, dans le sens où il s'agit de *coordonner* le mouvement de plusieurs individus afin qu'ils aient un comportement de groupe qui permette de résoudre un problème. De plus, les amibes décrites dans ce modèle n'ont aucune mémoire, ce qui est un des critères de la solution que nous recherchons pour le problème d'infotaxie. Cependant, si les amibes de ce modèle ne peuvent pas mesurer l'intensité des signaux qu'ils reçoivent, elles savent de quelle direction provient le signal.



**Question 4 :** Comment modifier le modèle de rassemblement des amibes pour répondre au problème de l'infotaxie ?

## 1.4 Modélisations

Nous décrivons dans cette partie les modèles mathématiques qui vont servir de fondations au modèle d'infotaxie que nous allons décrire et étudier au cours de ce stage. On pourra retrouver une description plus complète de ces modèles en annexe A (page 32).

### 1.4.1 Automates Cellulaires

Les automates cellulaires sont des systèmes dynamiques discrets qui permettent de modéliser des systèmes complexes. On représente les automates cellulaires sous forme de grilles, où chaque case est appelée *cellule*. Dans un automate cellulaire, le temps est discret, et l'état d'une cellule à l'instant  $t + 1$  est directement fonction de son état et de celui de ses cellules voisines au temps  $t$ . Ces correspondances entre l'état  $t$  et l'état  $t + 1$  d'une cellule sont décrites dans les *règles* de l'automate cellulaire.

À chaque pas de temps, toutes les cellules de l'automate cellulaire sont mises à jour simultanément, ce qui permet au niveau de l'implémentation de paralléliser les calculs des nouveaux états des cellules.

Les automates cellulaires sont des systèmes simples, à qui l'on reproche même parfois d'être trop simples pour être fidèles aux comportements qu'ils cherchent à modéliser. Mais cette simplicité fait également leur force, puisqu'elle permet à ces systèmes d'être analysés en tant qu'objets mathématiques tout en étant capables de modéliser des comportements complexes à l'échelle globale (on peut voir l'exemple d'une horloge en annexe A, page 33). De plus, l'objectif de la modélisation n'est pas de reproduire le plus exactement possible un comportement, mais d'identifier ses mécaniques essentielles et de les abstraire pour pouvoir les simuler informatiquement.

### 1.4.2 Systèmes Multi-agents

Un système multi-agent est un système dynamique composé de plusieurs *agents* qui évoluent dans un *environnement* et auxquels on peut associer plusieurs propriétés. Comme pour les automates cellulaires, le comportement des agents est défini par un ensemble de règles qui dépendent de l'environnement de l'agent et de leur état. Un agent peut percevoir et modifier son environnement. L'environnement d'un système multi-agent a sa propre dynamique et peut par exemple être un automate cellulaire.

De la même façon que pour les automates cellulaires, le temps dans un système multi-agent est discret, mais il existe plusieurs façons de mettre à jour les agents et ces derniers peuvent par exemple vouloir se déplacer sur une même case à un même moment, ce qui entraîne un conflit. Pour ces raisons, les systèmes multi-agents peuvent vite devenir plus complexes à implémenter que les automates cellulaires.

### 1.4.3 Comparaison

Les automates cellulaires sont plus adaptés pour modéliser des *milieux* ou des éléments simples qui ne se comportent qu'en réaction à leur milieu. Leur simplicité permet de les décrire par un ensemble d'états simples et par un petit nombre de règles, simples à exprimer. Cela permet de les analyser mathématiquement.

Les systèmes multi-agents sont quant à eux plus adaptés pour représenter des groupes d'individus qui ont des comportements complexes, comme des colonies d'insectes par exemple. Beau-

coup d’insectes, comme les fourmis par exemples ont la particularité de fonder leur organisation sur la *stigmergie*, c’est-à-dire qu’ils communiquent entre eux en modifiant leur environnement. Les fourmis par exemple laissent des traces de phéromones derrière elles qui modifient le comportement des autres fourmis et permet l’émergence de comportement complexes à l’échelle de la fourmilière. Contrairement aux automates cellulaires, ils sont souvent composés d’un nombre important de règles, parfois implicites pour celui qui conçoit le modèle, ce qui les rend moins *reproductibles* que les automates cellulaires lorsqu’ils sont décrits par exemple dans des articles scientifiques.

Plus globalement, les automates cellulaires correspondent à une démarche de description formelle d’un comportement dans le but de l’analyser mathématiquement, alors que les systèmes multi-agents sont plutôt issus d’une démarche informatique de simulation d’un comportement afin d’observer et d’analyser statistiquement un comportement. Notre démarche va être de tirer avantage de ces deux modélisations en les combinant.

#### 1.4.4 Simplicité et robustesse

La robustesse d’un automate cellulaire ou d’un système multi-agent est sa capacité à garder le même comportement à l’échelle globale lorsqu’on rajoute des perturbations. Un exemple de perturbation pour un système multi-agent pourrait être une probabilité pour chaque agent de ne pas réussir à influencer son environnement quand il essaye de le faire. L’étude de la robustesse est une thématique très importante des systèmes complexes. Quand l’intensité des perturbations croît linéairement, le comportement du modèle peut changer soudainement, à un point précis de la progression. Ce sont les mécaniques à l’origine de ces changements brutaux qui sont l’objet de l’étude de la robustesse.

On pourrait penser au premier abord que pour un modèle simple, où il y a peu de paramètres, une petite perturbation peut causer des grands changements de comportements. Mais Bouré a montré que ce n’était pas systématique, et que certains modèles simples étaient robustes [Bou13].

**Question 5 :** Comment modéliser une stratégie pour résoudre le problème de l’infotaxie à l’aide d’une modélisation à la fois simple et robuste ?

### 1.5 L’outil : FiatLux

Afin d’étudier le comportement et l’évolution d’un système multi-agent ou d’un automate cellulaire, il faut pouvoir utiliser un logiciel de simulation qui permet de créer une nouvelle modélisation, de la visualiser et de réaliser des mesures statistiques sur le modèle. Nous utilisons pour cela le logiciel FiatLux [Fat01].

Ce logiciel est développé depuis 2001 par Nazim Fatès dans le cadre de ses recherches sur les automates cellulaires et les systèmes multi-agents et a été spécialement conçu pour étudier le comportement de ces systèmes en réaction à l’introduction de différentes perturbations. C’est un logiciel conçu en Java, et une partie de mon stage a consisté à me familiariser avec son code source, pour pouvoir le modifier pour les besoins de mon expérience, et l’améliorer en prenant en compte les remarques de ses différents utilisateurs.

FiatLux est un projet comportant plus de 50000 lignes de code, réparties dans environ 700 classes.

# Chapitre 2 : Modèle

Dans ce chapitre, nous allons tout d’abord décrire le modèle que nous allons étudier. Puis nous résumerons les conclusions de l’étude du modèle qui a été faite en 2016 [Fat16], et nous ferons quelques observations qualitatives sur ce dernier. Ces observations ont pour objectif de dégager les questions importantes auxquelles il faudra répondre grâce à nos expériences.

## 2.1 Description du modèle

L’espace de notre modèle est une grille de taille finie que l’on note  $\mathcal{L} = \{1, \dots, L\}^2$ . Notre modèle est composé de deux couches qui interagissent l’une avec l’autre : l’*environnement* et les *agents*.

L’ensemble des états des cellules de l’environnement est noté  $Q = \{\mathbf{e}, \mathbf{r}, \mathbf{n}\}$ , respectivement *excitée*, *réfractaire* et *neutre*. L’ensemble des états des agents est noté  $I = \{\mathbf{rec}, \mathbf{emi}\}$ .

L’état de toutes les cellules est noté  $Q^{\mathcal{L}}$ . Pour  $N$  amibes, on note  $S^N$  l’ensemble des états des amibes et  $\mathcal{L}^N$  l’ensemble de leurs positions.

Avec cette notation, notre modèle peut être défini comme un système dynamique  $F$  sur l’espace  $Q^{\mathcal{L}} \times \mathcal{L}^N \times S^N$ . Pour une condition initiale  $(x^0, p^0, s^0) \in Q^{\mathcal{L}} \times \mathcal{L}^N \times S^N$ , son évolution est définie par  $(x^{t+1}, p^{t+1}, s^{t+1}) = F(x^t, p^t, s^t)$ .

Nous allons maintenant décrire cette fonction. Il est à noter que la fonction  $F$  est stochastique et qu’elle n’est donc pas déterministe.

### 2.1.1 Environnement

L’environnement de ce modèle est un automate cellulaire, appelé modèle de Greenberg-Hastings, qui reproduit le phénomène de propagation d’ondes de réaction-diffusion dans un milieu [Gre78]. On peut voir la diffusion d’une onde dans ce modèle sur la Figure 2.1.

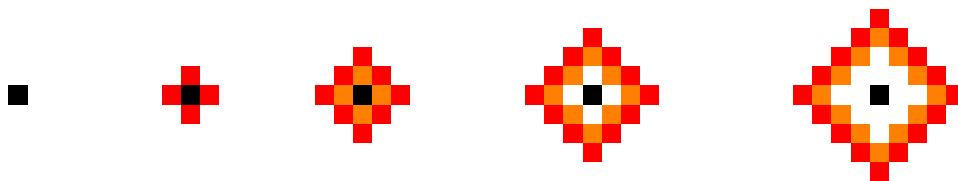


FIGURE 2.1 – Diffusion d’une onde. En noir l’origine du signal. En rouge les cellules excitées. En orange les cellules réfractaires. En blanc les cellules neutres

L’état d’une cellule à un temps  $t + 1$  est à la fois fonction de l’état de cette cellule et de ses voisines au temps  $t$ , mais également d’une potentielle influence de l’agent présent sur cette cellule. L’évolution d’une cellule  $x_c \in Q$  avec  $c \in \mathcal{L}$  est définie par trois règles :

$$x_c^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{e} & \text{si } x_c^t = \mathbf{n} \text{ et si il y a une cellule excitée dans le voisinage} \\ \mathbf{r} & \text{si } x_c^t = \mathbf{e} \\ \mathbf{n} & \text{sinon.} \end{cases}$$

De manière informelle, une cellule neutre devient excitée si il y a une cellule excitée dans son voisinage, une cellule excitée devient toujours réfractaire, et une cellule réfractaire devient

toujours neutre. Le modèle de Greenberg-Hastings est choisi ici parce qu'il est le plus parcimonieux en termes de nombre d'états et de règles, tout en permettant une bonne modélisation du phénomène de diffusion d'un message. La source à retrouver est une cellule particulière dont la position  $\sigma \in \mathcal{L}$  reste fixe au cours du temps.

### 2.1.2 Agents

Nous considérons dans ce modèle que plus un agent est proche de la source, et plus la probabilité qu'il  *fasse une détection* provenant de la source est grande. La probabilité pour un agent ayant pour position  $p \in \mathcal{L}$  de faire une détection est notée :

$$\rho(p) = \frac{K}{d(p, \sigma)^2},$$

où  $d(x, y)$  est la distance euclidienne entre deux points et où  $K$  est une constante arbitraire inférieure à 1. Le choix de cette loi de probabilité a été fait pour permettre à la stratégie de fonctionner même quand les amibes sont éloignées de la source. D'autres chercheurs ont choisi d'utiliser une probabilité qui décroît exponentiellement avec l'augmentation de la distance.

Pour décrire le fait qu'une amibe détecte ou non la source, nous définissons la fonction  $H$  qui fait correspondre à l'ensemble  $p$  des positions de  $N$  amibes, si oui ou non la  $i$ -ème amibe va faire une détection au temps  $t$  :

$$\forall p \in \mathcal{L}^N, \forall i \in \{1, \dots, N\}, H_i^t(p) = \begin{cases} 1 & \text{avec une probabilité } \rho(p_i) \\ 0 & \text{avec une probabilité } 1 - \rho(p_i) \end{cases}$$

Le comportement d'un agent est le suivant : à chaque pas de temps, chaque amibe fait un mouvement aléatoire à gauche, à droite, en haut ou en bas avec une probabilité  $p_A$ , la *probabilité d'agitation*. Avec une probabilité  $1 - p_A$ , l'agent se comporte de façon « normale ». Le comportement normal d'une amibe est défini par les règles suivantes :

1. Si l'amibe est dans l'état **rec**, si elle est sur une cellule neutre et si elle voit ou plusieurs cellules excitées dans son voisinage, elle choisit une de ces cellules au hasard et s'y déplace. Si elle n'est pas sur une cellule neutre ou n'a pas de voisins excités, elle reste sur la même cellule.
2. Si l'amibe est dans l'état **emi**, si elle est sur une cellule neutre, elle fait passer cette cellule à un état excité. L'amibe reste alors dans l'état **emi** avec une probabilité  $p_R$ , la probabilité de réémission.

### 2.1.3 Paramètres du modèle

Le comportement du modèle est déterminé par deux paramètres aléatoires  $p_A$  et  $p_R$ . Nous allons étudier le comportement du modèle lorsque l'on fait varier ces deux paramètres. Plus particulièrement, on peut faire les observations suivantes :

- $p_A$  est la probabilité d'agitation des amibes, qui permet à ces dernières de ne pas rester immobiles si la source est éloignée et qu'il y a peu de détections. Cette agitation permet en quelque sorte aux agents d'explorer à l'aveugle leur environnement pour essayer de se rapprocher de la source. Il est également important de noter que dans notre modèle, l'agitation et la collaboration sont exclusives à chaque pas de temps. Une augmentation de la probabilité d'agitation va donc diminuer la probabilité de faire une détection.
- $p_R$  est le taux de réémission des amibes lorsqu'elles perçoivent un signal provenant de la source. Nous pourrions essayer d'évaluer la robustesse du modèle lorsque les agents réémettent peu ou beaucoup de messages. On peut *a priori* s'attendre à ce qu'un seuil de

réémission trop bas induit un nombre de messages trop peu important et ralentit la progression des agents vers la source, et de même on peut penser qu'un seuil de réémission trop haut peut perturber le mouvement des agents en les entraînant dans une mauvaise direction.

Il est également intéressant de noter que ces paramètres ne sont pas nécessairement indépendants dans leur influence sur le comportement du modèle, un taux de réémission élevé peut, par exemple, compenser une agitation élevée qui diminue la probabilité de faire une détection.

**Question 6 :** Comment ces paramètres du modèle vont-ils influencer son comportement et sur son efficacité pour trouver la source ?

#### 2.1.4 Temps de découverte

Nous venons de décrire comment ces ondes se propagent dans l'environnement de notre modèle, et la stratégie que nos agents appliquent pour retrouver cette source. Cependant, nous n'avons pas encore formellement décrit ce qui constitue une solution à ce problème, c'est-à-dire un état du modèle dans lequel on peut considérer qu'un agent a trouvé la source.

On considère que la source a été *découverte* à un temps  $t$  si il y a un agent sur la source (formellement, si  $\sigma \in P^t$ ). On appelle *temps de découverte* le plus petit temps  $t$  auquel la source a été découverte.

Cette définition est un premier outil pour juger de l'efficacité de notre modèle, mais n'est pas suffisante. En effet, on considérera plutôt la *moyenne des temps de découverte* pour plusieurs expériences réalisées avec les mêmes paramètres pour mesurer l'efficacité de ces réglages du modèle.

**Question 7 :** La moyenne des temps de découverte pour plusieurs expériences est-elle une mesure suffisante pour juger de l'efficacité du modèle ?

**Question 8 :** Comment pourrait-on définir la réussite du modèle si notre objectif n'était plus la découverte de la source par *un* agent, mais le rassemblement de *toutes* les amibes autour de la source ?

## 2.2 Étude initiale

Le modèle que nous venons de présenter a déjà fait l'objet d'une étude par mon directeur de stage, Nazim Fatès [Fat16]. Dans le cadre de cette étude, il a tenté de démontrer l'intérêt du modèle dans le cadre du problème de l'infotaxie. Pour cela, il a comparé la moyenne des temps de découverte pour différentes valeurs de  $p_A$  avec la moyenne des temps de découverte lorsque les agents ont une marche purement aléatoire. Les résultats qui ont été obtenus sont présentés dans la Figure 2.2. La source a toujours la même position  $(\frac{L}{4}; \frac{L}{4})$  pour une grille de côté  $L$ .

On constate tout d'abord que lorsqu'on a  $p_A < 0.8$ , la stratégie mise en place est plus efficace qu'une marche aléatoire des agents sur la grille, ce qui rend le modèle intéressant pour résoudre notre problème. Pour des valeurs de  $p_A$  supérieures à 0.8, le modèle se comporte presque de la même façon que la marche aléatoire.

Nous pouvons également observer un temps moyen de découverte minimal à  $p_A \sim 0.2$ . L'auteur de l'étude suggère pour expliquer ce phénomène que cette valeur de  $p_A$  correspond à

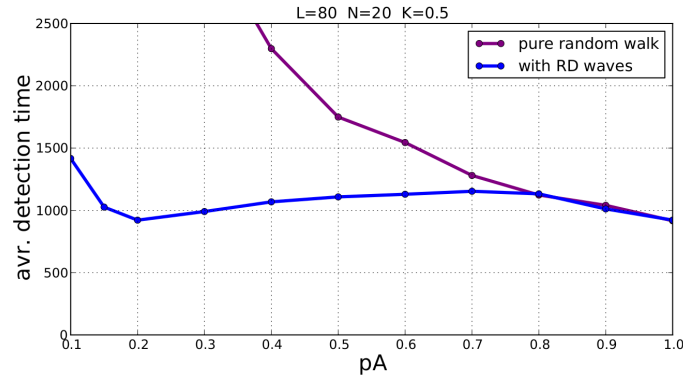


FIGURE 2.2 – Temps de moyen de découverte pour 20 amibes sur une grille de côté 80 en bleu. La courbe violette montre le temps moyen de découverte pour des amibes qui ne collaborent pas ( $K = 0$ )

un équilibre entre le phénomène d’agitation, qui éloigne les amibes les unes des autres, et le phénomène de collaboration qui pousse les amibes à se regrouper.

**Question 9 :** Si on modifie les réglages utilisés dans l’étude initiale du modèle, le comporte change-t-il ? Si oui, comment peut-on l’expliquer ?

Nous allons maintenant réaliser nos premières observations sur le comportement du modèle, qui nous permettront de dégager les questions importantes concernant ce modèle.

## 2.3 Premières expériences

### 2.3.1 Situations initiales

Dans la première étude du modèle, les amibes étaient au temps  $t = 0$  réparties uniformément et aléatoirement sur la grille, comme on peut le voir sur la Figure 2.3a. C’était la configuration de départ choisie dans la première étude du modèle mais elle peut amener les amibes à trouver très rapidement la source en se déplaçant simplement aléatoirement. On peut donc imaginer d’autres types de situations initiales.

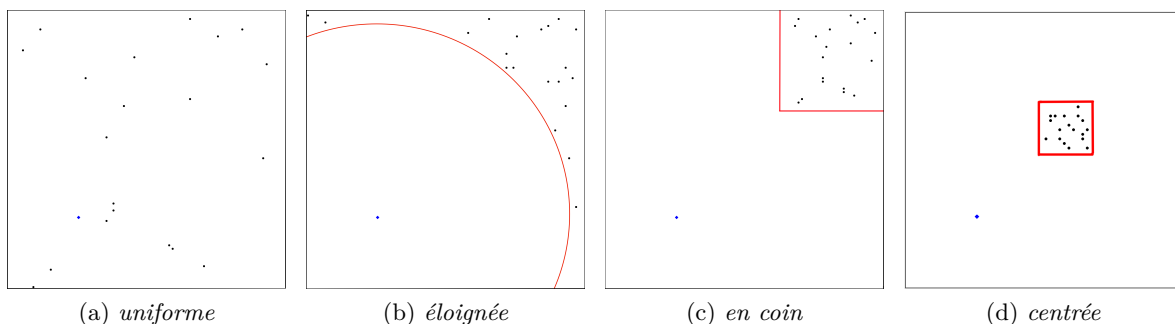


FIGURE 2.3 – Différentes configurations initiales. Le point bleu représente la source et les points noirs représentent les amibes

Dans la configuration à demi distance (Figure 2.3b), tous les points sont situés à au moins une certaine distance de la source. En l’occurrence, la distance qui sépare chaque amibe de la

source est supérieure à la moitié de la diagonale de la grille.

Dans la configuration en coin (Figure 2.3c), toutes les amibes sont à l'intérieur d'un rectangle de taille  $\frac{L}{3} \times \frac{L}{3}$  et de centre  $(\frac{5L}{6}; \frac{5L}{6})$ .

Dans la configuration centrée (2.3d), les amibes sont également à l'intérieur d'un rectangle, mais pas dans un coin de la grille. Ce rectangle est de taille  $\frac{L}{6} \times \frac{L}{6}$  et de centre  $(\frac{7L}{12}; \frac{7L}{12})$ .

Ces trois configurations initiales ont l'avantage de placer les amibes loin de la source, pour qu'aucune amibe ne puisse trouver l'amibe par hasard rapidement. Elles sont différentes car les amibes sont rassemblées dès le départ dans les configurations en coin ou centrée, alors qu'elles sont plus dispersées dans la configuration éloignée. Les configurations en coin et rassemblées sont également différentes, car dans une configuration en coin, les amibes ne peuvent que se rapprocher de la source en bougeant aléatoirement, ce qui n'est pas le cas dans la configuration centrée, où elles sont placées au milieu de la grille.

**Question 10 :** Quelle influence a la configuration initiale sur le comportement du modèle et sur son efficacité pour localiser le source ?

### 2.3.2 Formes et tailles de grilles

Dans la première étude du modèle, on n'a considéré que des grilles carrées, de côté 80. Il est cependant possible de choisir des grilles de taille différentes. Afin de pouvoir évaluer l'efficacité du modèle dans toutes ces situations, il est important de pouvoir juger de leur difficulté. Pour cela on peut considérer plusieurs mesures.

Tout d'abord, le nombre de cellules  $L \times L$ , qui sera par contre un bon indicateur de l'étendue de l'environnement.

**Question 11 :** Comment évolue le comportement des amibes quand le nombre de cellules augmente ou diminue ?

Ensuite, la distance moyenne des amibes à la source, définie pour un ensemble de  $N$  amibes notées  $p_i^t$  au temps  $t$  :

$$d_{\text{moyenne}} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N d(p_i^t, \sigma) N$$

Cette distance moyenne permettra d'évaluer la distance que les amibes ont à parcourir pour atteindre la source, et nous permettra de pondérer les temps de découverte pour comparer les résultats pour des grilles de tailles différentes.

**Question 12 :** Quelle influence a la distance moyenne à parcourir pour trouver la source sur le comportement du modèle est sur son efficacité pour localiser la source ?

### 2.3.3 Régimes

Dans son étude du modèle de rassemblement des amibes, Fatès a catégorisé les comportements caractéristiques du modèle en *régimes* [Fat10]. Il a ensuite identifié les réglages du modèle qui correspondaient à ces comportements et les points précis où le comportement du modèle passait d'un régime à un autre. Nous allons réaliser quelques expériences pour montrer qu'on peut distinguer qualitativement plusieurs régimes dans notre modèle.

Paramètre	Valeur
$p_A$	0.2
$p_R$	0.9
$L$	50
$N$	40
$K$	0.5
Configuration initiale	Coin
Graine	945771390

Pour cette expérience, nous choisissons une grille carrée de côté  $L = 50$  sur laquelle évolueront 40 amibes. Afin d'illustrer des comportements collaboratifs et d'éviter qu'une amibe ne trouve la source par hasard trop rapidement, on choisit une configuration initiale en coin et une valeur de  $p_A$  assez petite.

Dans la situation initiale, illustrée sur la Figure 2.4a, les amibes sont centrées dans le coin en haut à droite de la grille. La distance moyenne entre les amibes dans cette configuration initiale est de  $2 \times \sqrt{\frac{7L^2}{12}}$ . Dans ce cas donc, la distance moyenne entre les amibes et la source est :  $2 \times \sqrt{\frac{7 \times 50^2}{12}} \approx 58$ .

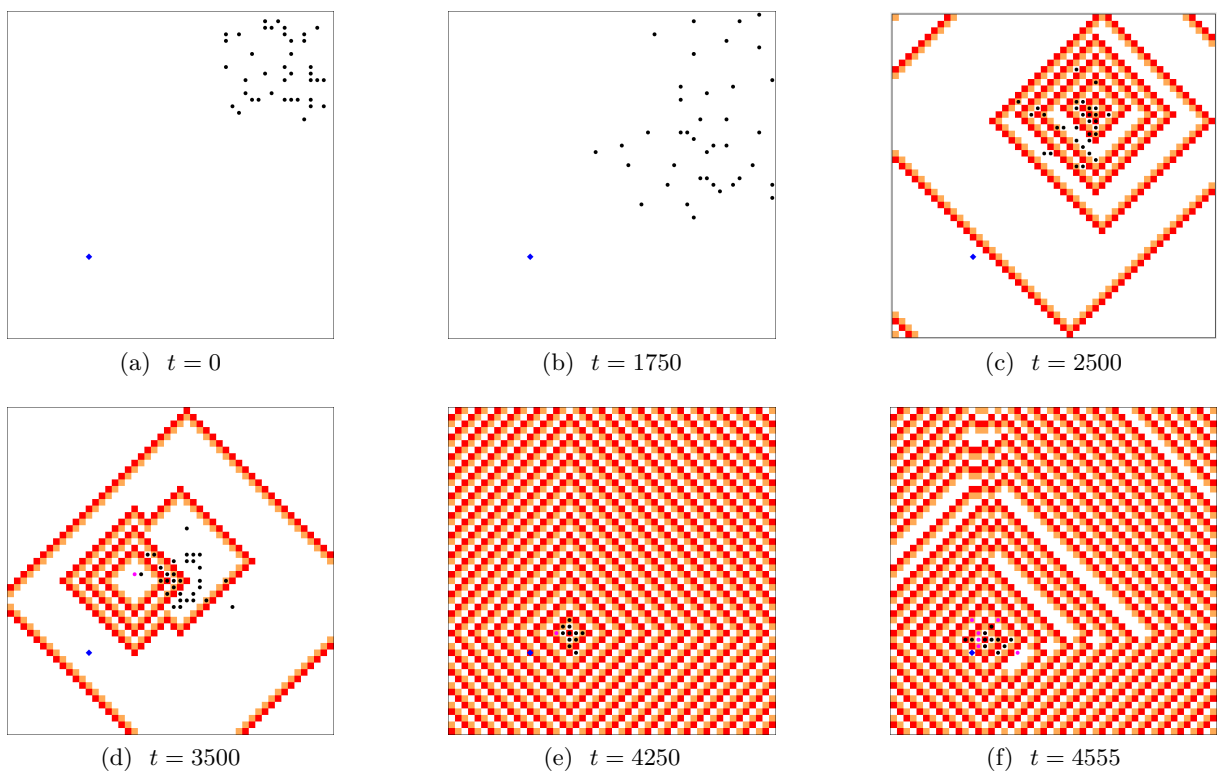


FIGURE 2.4 – Différents régimes

Au départ, le modèle évolue dans un régime *dispersé*, que l'on peut observer sur la Figure 2.4b. Dans ce régime, les amibes sont trop éloignées de la source pour émettre assez d'ondes pour que leur attirance les unes pour les autres soit plus forte que leur agitation. Les amibes se dispersent donc sur la grille dans une première étape d'exploration.

Lorsque quelques amibes se rapprochent de la source, la quantité d'ondes émises augmente, et les amibes se rassemblent en groupe dans le régime de *rassemblement*. On peut observer ce phénomène sur les figures 2.4c et 2.4d où les amibes forment un groupe dirigé vers la source. Lorsque les amibes sont dans ce régime, elles se déplacent en groupe vers la source. Ce mouvement groupé est dû d'une part aux ondes émises qui regroupent les amibes, et d'autre part à l'agitation des amibes. Lorsqu'une amibe du groupe fait un mouvement aléatoire vers la source, elle va attirer le reste du groupe avec elle.

Au fur et à mesure que les amibes se rapprochent en groupe de la source, la quantité d'ondes



que le groupe émet augmente jusqu'à un état, illustré sur la Figure 2.4e, où la grille est totalement saturé en ondes de réaction-diffusion. On dit ce régime *saturé*, et on observe que la progression du groupe vers la source est ralentie dans ce régime. Ce phénomène peut s'expliquer par le fait que plus un groupe émet des ondes, plus la force qui pousse les amibes à rester groupées est forte, ce qui empêche le groupe d'explorer son environnement et de se diriger vers la source.

On peut voir sur la Figure 2.4f la découverte de la source par une des amibes. On peut constater que le modèle est dans le régime saturé au moment de la découverte, à l'exception notable de deux creux entres des ondes qui se propagent dans l'environnement.

On peut se demander si ce ne sont pas ces creux qui ont permis au groupe d'amibes de sortir brièvement du régime saturé pour progresser vers la source. On peut se demander si il est possible d'observer ce phénomène en mesurant la densité de l'environnement en cellules excitées et en comparant cette mesure avec le déplacement du groupe d'amibes.

**Question 13 :** Quels sont les réglages du modèle qui caractérisent les différents régimes de comportement ?

**Question 14 :** Quelles mesures doit-on utiliser pour caractériser les différents régimes de comportement du modèle ?

**Question 15 :** Comment peut-on caractériser l'équilibre entre la dispersion des amibes due à l'agitation et leur rassemblement dû à leur collaboration ?

# Chapitre 3 : Expériences

Afin de rester concis, nous n'avons reporté ici que les résumés de nos expériences, leurs conditions et leurs résultats. Pour avoir plus de précisions sur les protocoles expérimentaux ou des résultats plus précis, les expériences sont décrites en détail dans l'annexe B (page 37).

## 3.1 Expérience 1 : influence de $p_A$

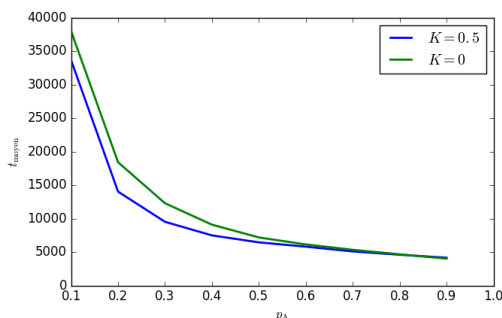


FIGURE 3.1 – (page 38)

modèle collaboratif (avec  $K = 0.5$ ) était plus intéressant qu'une marche purement aléatoire des amibes (avec  $K = 0$ ) mais la différence entre les deux modèles était beaucoup moins prononcée que lorsque la situation initiale est uniformément répartie comme dans la première étude.

On constate donc que la collaboration est beaucoup moins efficace lorsque la configuration est en coin que lorsqu'elle est uniforme. On pouvait s'y attendre, puisque dans une configuration uniforme, la probabilité qu'une amibe soit au départ proche de la source est beaucoup plus importante. De la même façon, la perte d'efficacité lorsque  $p_A$  diminue n'est pas surprenante. À cette distance de la source, il faut d'abord que les amibes se rapprochent avant de pouvoir collaborer efficacement, et donc elles doivent être agitées.

Comment se comportent les amibes lorsqu'elles sont initialement regroupées mais au centre de la grille, et qu'elles peuvent donc s'éloigner de la source en se déplaçant aléatoirement ?

## 3.2 Expérience 2 : influence de la configuration initiale

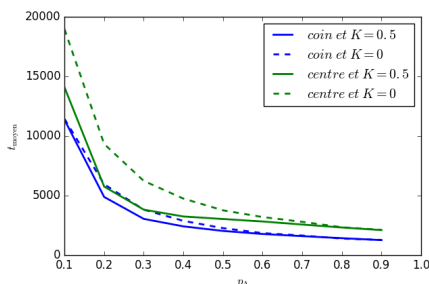


FIGURE 3.2 – (page 40)

la marche aléatoire pour des valeurs de  $p_A$  inférieures à 0.5. Cette différence est plus pronon-

cée pour la configuration regroupée et centrée. Cependant, le temps moyen de découverte de la source est plus important à  $p_A$  équivalent pour la configuration centrée que pour la configuration en coin.

On pouvait s'attendre à ce que le modèle soit moins efficace dans cette configuration. Comme nous l'avions dit dans la première expérience, les amibes peuvent s'éloigner de la source à partir de leur position de départ dans cette configuration centrée. Il est cependant surprenant de voir que la collaboration est plus efficace dans ce cas. On pourrait s'attendre à ce que la collaboration soit moins importante, puisque les amibes s'éloignent potentiellement de la source.

Nous avons fait varier dans cette expérience la taille de la grille pour que les amibes soient en moyenne à même distance de la source. Quelle est précisément l'influence de la taille de la grille sur le comportement des amibes ?

### 3.3 Expérience 3 : influence de la taille de la grille

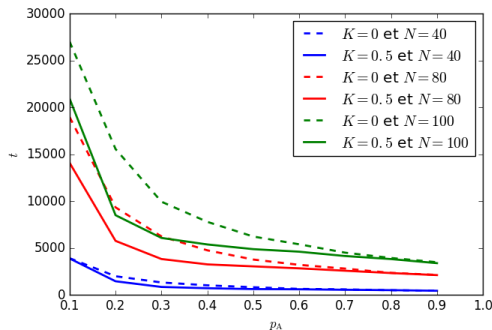


FIGURE 3.3 – (page 43)

Dans l'expérience 3, nous avons mesuré le temps moyen de découverte de la source pour des valeurs de  $p_A$  allant de 0.1 à 0.9 et ce pour trois grilles de côté 40, 80 et 100. Nous avons pondéré ces résultats par la distance moyenne à parcourir par les amibes dans chacune de ces configurations initiales en divisant les temps de découverte par cette distance moyenne. Nous voulons ainsi déterminer l'influence de la taille de la grille sur le déplacement des amibes. Dans les trois cas, il y a 20 amibes sur la grille. Nous avons choisi une configuration initiale groupée et centrée, car c'est la plus intéressante pour observer la progression en groupe des amibes qui collaborent.

On observe sur la Figure 3.3 que le temps moyen de découverte de la source augmente avec la taille de la grille. De plus, l'avantage de la collaboration par rapport à la marche aléatoire est de plus en plus important avec l'augmentation de la taille de la grille.

On pouvait s'attendre à ce que le modèle soit moins efficace lorsque la taille de la grille augmente. En effet, si la distance à parcourir augmentent linéairement, la probabilité qu'un signal soit émis dans la position initiale et le nombre de cellules à explorer augmente quadratiquement. Cependant, nous ne nous attendions pas à ce que l'avantage de la collaboration sur la marche aléatoire augmente avec la taille de la grille. On pourrait penser qu'en s'éloignant de la source, la diminution de la quantité de signal émise rende le rôle de la collaboration dans le déplacement des amibes moins important.

Pour confirmer notre explication et comprendre pourquoi la collaboration est de plus en plus avantageuse quand la taille de la grille augmente, on peut se demander comment la probabilité d'émission influence exactement le comportement des amibes.

### 3.4 Expérience 4 : éparpillement des amibes

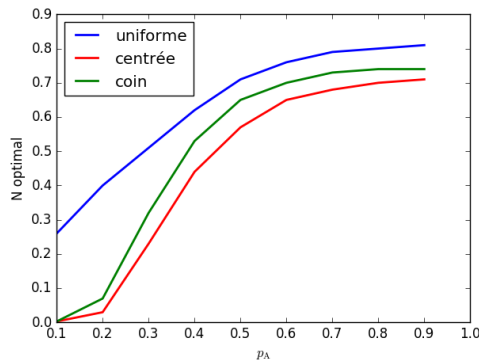


FIGURE 3.4 – (page 46)

Dans les expériences précédentes, nous n'avons considéré que le temps de découverte de la source, c'est-à-dire le temps nécessaire pour qu'une amibe trouve la source. Dans cette expérience, nous souhaitons nous intéresser au *regroupement* des amibes au moment de la découverte de la source. Pour cela, nous réutilisons une mesure définie dans l'étude initiale : le ratio d'encadrement (RE) [Fat10]. Cette mesure correspond au rapport entre l'aire du plus petit rectangle qui peut contenir toutes les amibes, et l'aire de la grille. Nous avons fait varier  $p_A$  de 0.1 à 0.9 par pas de 0.1 pour trois configurations initiales différentes et nous avons mesuré le ratio d'encadrement moyen à la découverte de la source.

On observe sur la figure 3.4 que le ratio d'encadrement augmente avec la valeur de  $p_A$ , pour les trois types de configurations initiales. Nous avons également observé que le ratio d'encadrement à la découverte de la source était plus petit pour une configuration regroupée que pour une configuration en coin, et plus petit pour une configuration en coin que pour une configuration uniforme.

Ces résultats ne sont pas surprenants, étant donné que nous avons vu que l'importance de la collaboration augmentait lorsque  $p_A$  diminuait, et cela se traduit ici par des amibes plus groupées au moment de la découverte. Il est cependant étonnant de voir que le ratio d'encadrement reste assez élevé pour des valeurs de  $p_A$  faible et une configuration uniforme. L'avantage de la collaboration était pourtant très important pour ces réglages du modèle.

Dans nos observations qualitatives du modèle, nous avons pu voir que des amibes trop regroupées avaient tendance à être ralenties dans la progression vers la source. Nos premières expériences le confirme, puisque un ratio d'encadrement très bas à la découverte semble être associé à des valeurs de  $p_A$  basses et donc à une stratégie moins efficace. Le groupement des amibes est lié à la quantité globale de signaux émis, et donc au nombre d'amibes sur la grille. Quelle est exactement l'influence du nombre d'amibes sur le comportement des amibes ?

### 3.5 Expérience 5 : influence du nombre d'amibes

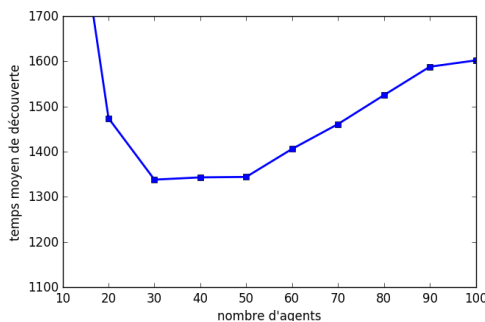


FIGURE 3.5 – (page 48)

L'objectif de cette expérience est donc d'étudier l'influence du nombre d'amibes sur le comportement du modèle. Pour cela, on choisit une valeur de  $p_A$  de 0.3, une configuration regroupée centrée et une grille de taille 50, et on fait varier le nombre d'amibes de 10 à 100 par pas de 10. Nous avons choisi ces réglages du modèle car nous avons vu qu'ils correspondaient à un avantage important du modèle collaboratif sur la marche aléatoire.

On observe sur la Figure 3.5 la présence d'un minimum local du temps de découverte moyen pour  $N$  entre 30 et 50. On peut également noter que, pour une valeur de  $N$  inférieure à 20, on a une forte augmentation du temps moyen de découverte, et une augmentation moins importante pour des

valeurs de  $N$  supérieures à 50.

Nous n'avons pas observé de valeur optimale de  $p_A$  pour cette configuration initiale. Aussi, il est surprenant de découvrir dans cette expérience qu'il existe une valeur de  $N$  optimale pour une certaine valeur de  $p_A$ . On peut expliquer l'existence de ce minimum local en exprimant le comportement des amibes sous forme de régimes. Pour  $N = 10$ , les amibes émettent peu de signal et restent donc dans un régime de dispersion pendant l'exploration de la grille qui dure très longtemps. Pour  $N = 30$ , il y a rapidement des amibes qui se rapprochent assez de la source pour attirer les autres amibes et la quantité de signal émis est suffisante pour faire se déplacer le groupe vers la source, sans rassembler trop les amibes et donc les ralentir. Les amibes sont en équilibre entre un régime de regroupement et un régime de dispersion. Pour  $N = 100$ , si les amibes sont rapidement rapprochées de la source, elles sont dans un régime de regroupement très fort. Les signaux émis par les amibes les plus éloignées de la source ont alors tendance à ralentir le groupe. De plus, lorsque le groupe se rapproche de la source, il rentre en régime de saturation, et sa progression est de plus en plus ralentie.

Est-ce qu'il existe une valeur optimale de  $N$  pour d'autres valeurs de  $p_A$  ? Si oui, comment évolue cet optimum en fonction de  $p_A$  ?

### 3.6 Expérience 6 : nombre d'amibes optimal

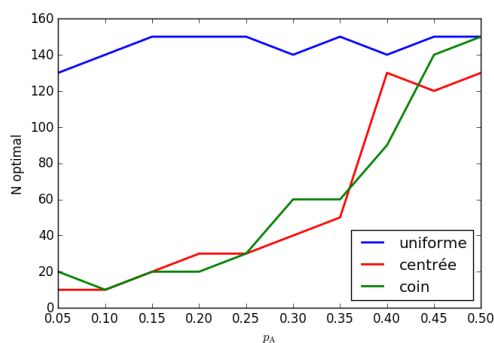


FIGURE 3.6 – (page 50)

On observe (Figure 3.6) que la valeur optimale de  $N$  augmente avec la valeur de  $p_A$  pour les configurations regroupées. Pour la configuration uniforme, la stratégie optimale semble toujours d'avoir le plus grand nombre possible d'amibes. Ce résultat était prévisible, car plus le nombre d'amibes est grand et plus la probabilité qu'une amibe soit initialement très proche de la source et donc que cette dernière soit très rapidement découverte est grande.

Dans les deux autres cas, ces résultats sont également cohérents avec les hypothèses que nous avons faites jusqu'à présent. Lorsque  $p_A$  augmente, les amibes sont plus agitées, et la quantité de signal nécessaire pour qu'elles restent groupées et qu'elles progressent vers la source est plus importante. Il faut donc qu'il y ait plus d'amibes. Cependant, on peut être surpris par la présence d'une valeur de  $N$  optimale. En effet, la quantité globale de signaux émis dépend du nombre d'amibes mais aussi de la distance de ces amibes à la source. La quantité de signaux émis ne peut donc pas rester constante.

On peut donc remettre en question l'hypothèse d'un équilibre à proprement parler entre collaboration et agitation, mais plutôt l'idée d'une évolution optimale du rapport entre la collaboration et l'agitation. Quelle est cette évolution pour différentes valeurs de  $N$  ?

### 3.7 Expérience 7 : influence de la quantité de signal émis

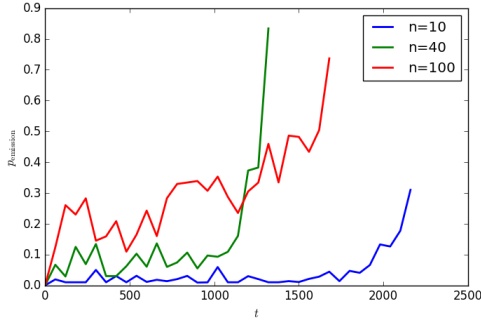


FIGURE 3.7 – (page 52)

Dans cette expérience, nous observons l'évolution de la quantité de signaux émis au cours du temps pour plusieurs valeurs de  $N$ . Nous choisissons  $p_A = 0.3$  et une grille de côté 50, comme dans l'expérience 5. Nous réalisons l'expérience pour  $N = 10$ ,  $N = 30$  et  $N = 100$ , correspondant respectivement et d'après nos hypothèses, à un cas où les amibes sont trop peu nombreuses et restent en régime de dispersion pendant trop longtemps, à un cas où il y a un équilibre entre l'agitation et la collaboration des amibes, et à un cas où les amibes émettent trop de signaux et sont donc ralenties dans leur progression vers la source.

On observe sur la Figure 3.7 trois types d'évolution de la quantité de signal émis radicalement différents. Pour  $N = 10$ , la quantité de signal reste stable pendant un long moment, puis augmente légèrement avant la découverte de la source. Pour  $N = 30$ , la quantité de signal reste stable à une valeur plus haute que pour  $N = 10$ , puis augmente beaucoup et rapidement avant la découverte de la source. Enfin, pour  $N = 100$ , la quantité de signal est très importante dès le départ, et augmente assez lentement jusqu'à la découverte de la source.

Pour  $N = 10$  tout d'abord, on constate que la quantité de signaux émis est très faible, ce qui confirme notre hypothèse d'amibes en régime de dispersion pendant très longtemps. Une fois qu'une amibe s'est assez rapprochée de la source, la quantité de signaux émis n'est pas assez importante pour attirer rapidement les autres amibes vers elles et la progression est donc assez lente.

Pour  $N = 100$  ensuite, la quantité de signaux émis est très élevée et les amibes ont donc du mal à progresser. Cela se voit d'ailleurs à l'augmentation lente de la quantité de signal, qui signifie que le groupe ne se rapproche pas beaucoup de la source. En effet, la quantité de signal émis étant très importante, les amibes sont très groupées et les amibes les plus éloignées de la source attirent quasiment autant les amibes les plus proches que l'inverse.

Pour  $N = 30$  enfin, le résultat est plus surprenant. On constate que la quantité de signaux émis stagne pendant une longue période de temps, avant d'augmenter brutalement peu de temps avant la découverte de la source. Cette valeur de  $N$  correspondant à la stratégie la plus efficace, on pourrait penser que les amibes se rapprochent constamment de la source, mais elles passent en fait par deux étapes. Une première étape d'exploration, où elles se déplacent dans toutes les directions, à la recherche de la source. Il y a beaucoup plus d'amibes qui s'éloignent de la source, que d'amibes qui s'en rapprochent, la quantité de signaux émis n'évolue donc pas. Quand certaines amibes se sont assez approchées de la source, elles attirent toutes les autres vers elle et la découverte de la source est alors très rapide.

Nous pouvons donc poser l'hypothèse que l'évolution optimale de la quantité d'émission est d'abord de rester à peu près constante pendant la période d'exploration, puis d'augmenter très brutalement pour regrouper toutes les amibes très rapidement et découvrir la source. Est-ce que cette hypothèse se vérifie pour d'autres configurations et d'autres réglages du modèle ?

# Chapitre 4 : Conclusion

## 4.1 Bilan scientifique

### 4.1.1 Réalisations du stage

#### Influences des paramètres

Nos expériences nous ont permis de déterminer l'influence de plusieurs paramètres du modèle sur le comportement de ce dernier.

Tout d'abord, nous nous étions demandés quelle était l'influence de  $p_A$ , et donc de la probabilité d'agitation des amibes sur le comportement du modèle et notamment sur le temps moyen de découverte de la source (question 6). L'expérience 1 nous a d'abord permis d'observer que le temps moyen de découverte de la source diminuait avec l'augmentation de la valeur de  $p_A$  pour une configuration initiale en coin. Ce résultat constitue une première différence avec ce qui avait été observé dans la première étude, où la même expérience avait été réalisée avec une configuration initiale où les amibes sont uniformément réparties, où on observait un minimum local du temps moyen de découverte pour une certaine valeur de  $p_A$ .

L'expérience 2 nous a permis de continuer nos observations sur l'influence de  $p_A$ , mais également sur l'influence de la configuration initiale des amibes sur la grille, ce qui faisait l'objet de la question 10. On remarque que le temps moyen de découverte diminue avec l'augmentation de la valeur de  $p_A$  pour toutes les configurations regroupées et que la configuration uniforme est plus efficace que la configuration regroupée en coin, elle-même plus efficace que la configuration regroupée et centrée. Nous avons également pu observer que pour des valeurs de  $p_A$  inférieures à 0.5, le modèle collaboratif était plus intéressant qu'une marche purement aléatoire des amibes pour des configurations regroupées.

Nous nous étions également demandé quelle était l'influence de la distance moyenne à parcourir sur l'efficacité du modèle (question 12). L'expérience 3 nous a permis de voir que même pondéré par la distance moyenne à parcourir, le temps de réussite moyen augmente avec la taille de la grille, et donc avec la distance moyenne à parcourir. Nous avons également noté que l'avantage de la marche collaborative sur la marche aléatoire pour des valeurs de  $p_A$  inférieures à 0.5 est plus prononcé lorsque la taille de la grille augmente. Ce phénomène s'explique par l'augmentation quadratique du nombre de cellules à explorer pour découvrir la source si les amibes marchent aléatoirement.

Enfin nous avons étudié l'influence du nombre d'amibes sur le comportement du modèle dans l'expérience 5. Nous avons observé pour un certain réglage du modèle l'existence d'un nombre optimal d'amibes pour minimiser le temps de découverte de la source. Dans l'expérience 6, nous nous sommes demandé comment évoluait ce nombre optimal d'amibes lorsque la valeur de  $p_A$  changeait. Pour des valeurs de  $p_A$  supérieures à 0.5, la collaboration entre les amibes ne joue plus un rôle assez important et on observe plus de valeur optimale du nombre d'amibes, puisque la stratégie la plus efficace consiste à avoir le plus d'amibes possibles pour que l'exploration aléatoire de l'environnement soit la plus efficace possible. Pour des valeurs de  $p_A$  inférieures à 0.5 en revanche, on constate que le nombre optimal d'amibes augmentait avec la valeur de  $p_A$ .

Afin d'expliquer tous les phénomènes que nous avons observé, en faisant varier les réglages de notre modèle et la configuration initiale des amibes, nous avons dû mettre en place de nouvelles mesures qui nous permettent d'avoir une compréhension plus fine du comportement des amibes, et donc de leur comportement de groupe.

## Nouvelles mesures et caractérisations des régimes

Nous nous sommes demandé si la mesure du temps moyen de découverte de la source était une mesure pertinente pour juger de l'efficacité du modèle avec certains réglages. (question 7)

Tout d'abord, nous avons introduit dans l'expérience 4 une nouvelle mesure : le *ratio d'encadrement*, définie comme le ratio entre l'aire de la grille et l'aire du plus petit rectangle qui peut contenir toutes les amibes. Cette mesure permet de mesurer le *rassemblement* des amibes. L'expérience 4 mesure le ratio d'encadrement des amibes au moment où la source est découverte pour plusieurs valeurs de  $p_A$  et pour plusieurs configurations initiales des amibes. On constate que pour les trois configurations initiales de l'expérience, le ratio d'encadrement augmente avec la valeur de  $p_A$ , ce qui signifie que les amibes sont plus regroupées au moment de la découverte de la source lorsque la valeur de  $p_A$  est faible.

On peut également apporter un premier élément de réponse à la question 8, qui consistait à se demander comment on pourrait caractériser le succès d'un système qui cherche non seulement à découvrir la source, mais également à rassembler toutes les amibes autour de cette source. La réussite du système sera alors caractérisé par une amibe qui a la même position que la source et un ratio d'encadrement inférieur à un certain seuil.

Afin de quantifier la collaboration entre les amibes, nous avons introduit une deuxième mesure dans l'expérience 7, la probabilité d'émission  $p_{\text{émission}}$ , qui est simplement définie comme la probabilité globale qu'une amibe émette un signal à un instant  $t$ . Dans l'expérience 7, nous avons utilisé cette mesure pour expliquer la présence d'un optimum local du nombre d'amibes que nous avons observé dans l'expérience 5. Nous avons pu constater que lorsque le nombre d'amibes était inférieur à l'optimum,  $p_{\text{émission}}$  restait faible tout au long de l'expérience et n'augmentait que modérément avant la découverte de la source. Lorsque le nombre d'amibes était supérieure à l'optimum,  $p_{\text{émission}}$  avait dès le début une valeur très élevée qui augmentaient lentement jusqu'à la découverte de la source. Enfin, pour le nombre d'amibes optimal, la valeur de  $p_{\text{émission}}$  restait constant ( $\sim 0.1$ ) et augmentait brutalement juste avant la découverte de la source.

Nous pourrions utiliser ces mesures pour mieux comprendre les phénomènes que nous avons observés lorsqu'on fait varier les réglages du modèle, mais ces deux nouvelles mesures pourront également permettre de caractériser les régimes de comportementaux du modèle. En effet, si nous n'avons pas pu répondre à la question 13 et décrire des seuils pour chaque paramètre à partir desquels le modèle passait d'un régime à l'autre, ces deux mesures permettent de répondre à la question 14. En effet, le ratio d'encadrement, et son évolution au cours du temps pourront permettre de détecter des amibes en régime de dispersion (ratio d'encadrement qui augmente) et des amibes en régime de rassemblement (ratio d'encadrement qui diminue). La probabilité d'émission quant à elle nous permettra de caractériser le régime de saturation. En effet, la saturation complète du système correspondra à une valeur de  $p_{\text{émission}} = 1$  qui n'évolue pas au cours du temps. Dans ce cas le groupe d'amibes restera immobiles. Mais on pourra considérer qu'un modèle est en régime de saturation à partir du moment où  $p_{\text{émission}}$  dépassera un certain seuil à déterminer.

## Compréhension du modèle

Les différentes expériences que j'ai menées sur le modèle m'ont permis de comprendre et d'expliquer plusieurs types de comportement du modèle.

Tout d'abord, une des clés du modèle collaboratif et de la façon dont se déplace les amibes est l'idée que des amibes plus éloignées les unes des autres vont plus s'attirer que des amibes proches l'une de l'autre.

Nous rappelons que la probabilité qu'une amibe ayant une position  $p \in \mathcal{L}$  émette un signal est définie par :



$$\rho(p) = \frac{K}{d(p, \sigma)^2},$$

Où  $d(x, y)$  représente la distance euclidienne entre deux positions  $x$  et  $y$ .

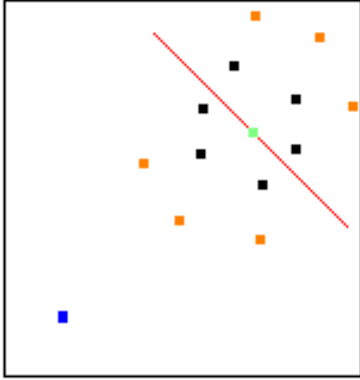


FIGURE 4.1

Sur la figure 4.1 nous avons deux groupes d'amibes : les amibes noires et les amibes oranges. Ces deux groupes ont le même centre de gravité (en vert sur le schéma). Les amibes qui sont plus proches de la source que le centre de gravité sont à gauche du trait rouge, et les amibes qui sont plus loin de la source que le centre de gravité sont à droite du trait rouge. Si les deux groupes vont se déplacer vers la source, ils ne vont pas le faire à la même vitesse, et pour expliquer cela, il faut s'intéresser au comportement local des agents.

Quelle que soit la couleur de l'amibe, une amibe à gauche du trait rouge va avoir une probabilité plus élevée d'émettre un signal qu'une amibe à droite du trait rouge. En effet, la probabilité d'émettre est directement fonction de la distance à la source. Les amibes proches de la source vont donc attirer les amibes plus éloignées et donc faire se rapprocher le centre

de gravité du groupe vers la source. Mais les amibes les plus éloignées de la source vont également attirer vers elles les amibes les plus proches de la source et *éloigner* le centre de gravité du groupe de la source.

D'un point de vue local, on a donc des amibes qui sont poussées à s'éloigner de la source, et des amibes qui sont poussées à s'en rapprocher. Mais le comportement global du modèle est de se rapprocher de la source, parce que la quantité d'ondes émise pour rapprocher le groupe de la source est plus importante que la quantité d'ondes émise pour l'en éloigner. Nous nous étions demandé comment le comportement local d'éléments permettait l'émergence d'un comportement complexe à l'échelle globale, dans notre modèle c'est cette inégalité entre la quantité de signaux émis par les deux groupes d'amibes qui explique ce comportement global (question 1).

Nous avons expliqué pourquoi les deux groupes allaient nécessairement se déplacer vers la source, mais nous n'avons pas expliqué pourquoi ils ne le feraient pas à la même vitesse. Cela s'explique en observant que la probabilité d'émettre un signal ne diminue pas linéairement mais *quadratiquement* avec l'augmentation de la distance à la source. La différence de probabilité d'émission entre les deux groupes d'amibes oranges est donc beaucoup plus important que la différence de probabilité d'émission entre les deux groupes d'amibes noires.

Le groupe d'amibes oranges de gauche va donc attirer les amibes oranges de droite beaucoup plus vite vers la source, mais ce faisant, la distance entre les deux groupes, et donc la différence de leur probabilité d'émission va diminuer. Or, nous venons de le voir, cela va ralentir la vitesse de leur progression vers la source. C'est là que l'on peut comprendre le rôle de l'agitation des amibes et de leur marche aléatoire dans la stratégie collaborative. En effet, l'agitation va éloigner les amibes les une des autres. Lorsqu'une amibe va se rapprocher de la source, elle va attirer le groupe avec elle.

Nous nous interrogeons avec la question 2 sur le rôle de l'aléa et du bruit dans le comportement des systèmes dynamiques. Dans le cas de notre modèle, son rôle est de faire explorer la grille à chaque amibe et le rôle de la collaboration et d'attirer les amibes vers la source en suivant les amibes qui se rapprochent le plus de la source en se déplaçant aléatoirement.

Au début de notre étude du modèle, nous pensions qu'il pouvait exister un certain équilibre entre l'agitation des amibes et leur rassemblement. Tout d'abord, comme nous venons de le voir, il n'y a pas une opposition simple entre la collaboration et l'agitation. La marche aléatoire est le

moteur du déplacement de amibes, et la stratégie permet de leur donner une direction (la source en l'occurrence). De plus, dans le modèle la valeur de  $p_A$  est constante alors que la quantité de signal émise, et donc la force centripète évolue au cours du temps et avec les déplacements des amibes. On ne peut donc pas choisir une valeur optimale de  $p_A$  qui compensera le rassemblement des amibes. On l'a d'ailleurs observé dans les premiers expériences où l'on n'a pas constaté de temps de réussite minimal local lorsqu'on fait varier  $p_A$ .

Cependant, on a vu qu'il existait des valeurs optimales du nombre d'amibes  $n$  en fonction de la valeur de  $p_A$ . On peut poser l'hypothèse que cette valeur optimale de  $n$  correspond à un certain équilibre entre l'agitation et le regroupement des amibes, non pas à un instant  $t$  de l'expérience, mais sur toute la durée de l'expérience. Cet équilibre n'est pas toujours le même au cours du temps, mais son évolution permet une marche plus rapide des amibes vers la source que l'évolution de cet équilibre pour d'autres valeurs de  $n$ .

À la fin de notre étude, nous pouvons poser une hypothèse qui nous paraît être intéressante et qui pourrait à notre avis être l'objet d'une future étude du modèle. Il serait intéressant de vérifier si quand on a une valeur optimale  $N^*$  du nombre d'amibes pour une certaine valeur de  $p_A$  notée  $p_A^*$ , on a pour un nombre d'amibes  $N^*$ , la différence entre la marche collaborative et la marche aléatoire maximale pour  $p_A = p_A^*$ .

#### 4.1.2 Ouvertures possibles

Durant le stage, nous nous sommes concentrés sur l'étude du modèle tel que nous l'avions défini. Il existe cependant un certain nombre de modifications possibles du modèle qui peuvent également être des objets d'études intéressants.

#### Découplage de l'agitation et de la collaboration

Dans notre définition du modèle, le comportement d'un agent à un pas de temps donné est soit d'émettre un signal et potentiellement d'en suivre un ou de faire un déplacement aléatoire. Or nous avons vu que l'agitation et la collaboration sont deux phénomènes complémentaires dans notre stratégie. Il serait donc possible qu'à chaque étape, une amibe puisse appliquer son comportement collaboratif et réaliser un mouvement aléatoire avec une probabilité  $p_A$ . Les premières expériences que nous montrons sur la figure C.1 de l'annexe C (page 55) n'ont pas montré de différences significative, mais il serait intéressant de voir si cela est vrai pour tous les réglages du modèle.

#### Cible mouvante

Notre définition du modèle utilise une cible immobile, mais comme nous l'avons vu, la stratégie collaborative permet d'indiquer à un groupe d'amibe la *direction* de la source, et ce à chaque pas de temps  $t$ . Il serait donc intéressant d'étudier le comportement du modèle, lorsque la source se déplace elle-même aléatoirement avec une certaine probabilité. On peut même imaginer une source qui aurait un voisinage assez large (toutes les cases à une distance de la source inférieure à 4 par exemple) qui pourrait « fuir » les amibes.

#### Autres formes de grilles et configurations initiales

Nous avons supposé dans notre étude du modèle que toutes les grilles étaient carrées, mais il pourrait être intéressant d'étudier le comportement du modèle lorsque les grilles sont rectangulaires.

De plus, nous n'avons étudié qu'une partie des configurations initiales possibles pour les amibes. On peut voir sur la figure C.2 de l'annexe C (page 56) un exemple d'une configuration où les amibes sont réparties en deux groupes de chaque côté de la source. On peut s'attendre à

ce que chaque groupe soit attiré vers la source par ses propres amibes qui se sont rapprochées de la source par agitation, mais également par tout l'autre groupe. Il serait intéressant de comparer l'efficacité de ce modèle dans cette configuration avec l'efficacité dans d'autres configurations.

### $p_A$ non fixe

Nous l'avons vu dans nos expériences, il ne peut pas y avoir d'équilibre entre le rassemblement des amibes et leur dispersion, car la probabilité d'agitation reste constante alors que la probabilité d'émission évolue avec la position des amibes. On pourrait cependant imaginer une variante de notre modèle où la probabilité d'agitation serait augmentée par les agents qui ne reçoivent aucun signal et diminuée par les agents qui émettent ou perçoivent des signaux. On pourrait avoir ainsi un comportement individuel de chaque amibe qui s'adapte à celui des autres amibes, et ce en respectant nos critères initiaux.

### modèle mathématique, 1D

Mon responsable de stage et moi avons eu l'occasion de discuter de notre modèle avec Irène Marcovici, une chercheuse en mathématiques à l'IECL<sup>1</sup>. Au cours de ces échanges, cette dernière a suggéré que nous simplifions considérablement notre modèle pour le rendre plus accessible à une étude purement mathématique. Cette simplification consisterait à ne plus prendre en compte un système dynamique en deux dimensions, donc sur une grille, mais un système à une seule dimension, sur une droite.

Le modèle se comporterait de la même façon, mais les agents n'auraient pour voisinage que les cellules à leur droite et à leur gauche. L'intérêt de ce modèle est que l'on pourrait exprimer mathématiquement en termes de probabilités le déplacement de chaque amibe et donc du groupe. On pourrait ainsi exprimer mathématiquement la probabilité à chaque pas de temps que le groupe se rapproche ou s'éloigne de la source, qu'un signal soit émis ou encore que la source soit découverte. Cette analyse mathématique pourrait nous apporter une compréhension plus fine du comportement du modèle.

### $p_T$ et ondes de réactions

Dans notre étude du modèle, nous avons considéré que les signaux émis par les amibes se déplaçaient sur des distances arbitrairement longues et sans jamais être perturbés. On peut remettre cette supposition en question de plusieurs façons pour rendre le modèle plus réaliste.

Tout d'abord, on peut considérer qu'une cellule neutre ne devient excitée si elle a une cellule excitée dans son voisinage qu'avec une probabilité  $p_T$ , la probabilité de transmission. La variation de ce paramètre permettra de simuler un environnement où la diffusion des signaux est plus ou moins perturbée. Il serait alors intéressant d'étudier la résistance du modèle à ces perturbations.

Ensuite, nous avons utilisé dans notre modèle le modèle de réaction-diffusion de Greenberg-Hasting. Mais nous pourrions utiliser un modèle de réaction simple où les amibes attirent toutes leurs voisines dans un rayon de taille variable et où le signal ne se déplace pas sur la grille.

### FiatLux

FiatLux a été mon outil de travail principal au cours de ce stage puisqu'il m'a permis d'observer le comportement de mon modèle et de réaliser des mesures sur ce dernier. Au cours de mon logiciel, j'ai pu contribuer de plusieurs façons à son amélioration.

---

1. Institut Élie Cartan de Lorraine

Afin de rendre l'utilisation de FiatLux plus facile et confortable pour tous ses utilisateurs, j'ai effectué plusieurs ajouts à l'interface graphique, parmi lesquelles l'ajout de barres de défilement horizontales et verticales pour naviguer plus confortablement lorsque la fenêtre est redimensionnée et l'ajout de boutons qui permettent d'importer et d'exporter un ensemble de réglages du modèle d'infotaxie collective.

Afin de pouvoir réaliser des mesures sur mon modèle, j'ai dû programmer plusieurs classes qui héritaient de la classe `MeasureDevice`, qui représente fait le lien entre les systèmes dynamiques et les classes chargées d'afficher les mesures dans FiatLux. Le mécanisme d'héritage m'a permis de connecter directement mes mesures aux fonctionnalités de traçage de graphiques déjà présentes dans le logiciel. Ces classes m'ont permis de mesurer, la probabilité d'émission d'un signal et la distance du barycentre des amibes à la source à un temps  $t$  donné.

Afin de pouvoir collaborer efficacement avec mon responsable de stage sur le code source de FiatLux, nous avons également passé FiatLux du gestionnaire de versions centralisé *svn* au gestionnaire de version décentralisée *git* [Tor17] avec un hébergement sur la force logicielle du laboratoire.

Pour que les futurs contributeurs au code source de FiatLux puissent facilement se familiariser avec le programme, j'ai, à la demande de mon responsable de stage, rédigé un début de document en anglais qui décrit les différents paquetages du code et leurs responsabilités respectives. Ce document contient également un guide pour utiliser le gestionnaire de version et importer le projet depuis la forge logicielle du laboratoire. Toujours pour pouvoir travailler facilement avec mon responsable de stage, les source  $\text{\LaTeX}$  de ce document technique, ainsi que celles du présent rapport ont également été versionné grâce à *git* et hébergées sur la forge du laboratoire.

### 4.1.3 Difficultés rencontrées

Une des premières difficultés que j'ai rencontrées est liée à mon inexpérience de la méthode scientifique. Dans ma première semaine de stage, j'ai réalisé mes premières expériences qui mesuraient beaucoup de choses sur le modèle. Les résultats s'avèrent impossibles à interpréter car surchargés d'informations (nous en montrons un exemple en annexe D si le lecteur souhaite se faire une idée de ma progression). Ces premières expériences m'ont permis de comprendre qu'il était nécessaire de bien réfléchir aux expériences que l'on voulait mener et aux mesures que l'on voulait faire. Plus généralement, mon responsable de stage m'a conseillé à plusieurs reprises de simplifier mes expériences pour réussir à capter l'essentiel du comportement du modèle, et j'ai essayé d'appliquer ces conseils.

Choisir des expériences les plus parcimonieuses possibles s'est d'ailleurs révélé doublement utile, puisque j'ai rapidement réalisé que mener les expériences pouvaient prendre beaucoup de temps (jusqu'à plusieurs heures pour certains réglages du modèle). Je pense avoir tiré de ce stage une première expérience générale sur les thématiques de simulation en informatique, où il faut savoir trouver le juste milieu entre précision de la modélisation et complexité des règles.

La rédaction de ce rapport a également été une difficulté que j'ai dû affronter pendant ce stage. En effet, il a fallu que j'explique clairement un sujet complexe tout en respectant un nombre de pages imposé. J'ai donc dû particulièrement m'attacher à la hiérarchisation des informations, pour transmettre les informations les plus importantes à mon lecteur en essayant de rester le plus clair possible.

## 4.2 Bilan sur la formation

### 4.2.1 Méthodologie

Au cours de ma formation, que ce soit en DUT Informatique ou en troisième année de Licence, je n'avais jamais eu l'occasion de travailler comme je l'ai fait au cours de ce stage. Faire progresser simultanément mes expériences, et mon approche technique du projet avec la rédaction et le dialogue constant avec mon responsable de stage m'ont permis de progresser efficacement en ayant toujours une vue assez claire de mes objectifs. L'expérience de ce stage me permettra, je pense, d'aborder les deux années de master d'informatique de façon plus rigoureuse et plus organisée et sera donc un atout dans la suite de mon parcours universitaire.

C'est également la première fois que je rédige un rapport de cette importance, et pouvoir organiser et présenter ses idées sera je pense une compétence indispensable dans mes prochaines études, notamment au moment de la rédaction du mémoire de master.

### 4.2.2 Programmation

Je n'ai pas rencontré, au cours de ce stage, de notions techniques qui m'étaient inconnues ou du moins qui n'avaient jamais été abordées au cours de ma formation. En effet, les concepts avancés utilisés dans la cadre du logiciel FiatLux, tels que la réflexivité ou les templates m'étaient tous déjà connus du fait des projets en Java que j'ai menés dans le cadre de mes études.

Néanmoins, l'exercice de devoir comprendre et intégrer le code source d'un programme de cette ampleur a été inédit pour moi, et il m'a permis de bien comprendre les impératifs de bonne conception logicielle que nous avons abordés dans le cadre de la licence informatique.

Le fait de devoir rédiger une description de la structure du code source de FiatLux, et donc de devoir expliquer son fonctionnement interne à un utilisateur qui ne connaît rien de son code source (et qui ne peut pas forcément avoir d'explications avec son concepteur) m'a beaucoup aidé dans ma propre découverte de l'architecture du projet.

## 4.3 Bilan personnel

Ce stage a été très enrichissant pour moi par plusieurs aspects. Tout d'abord, j'ai pu découvrir le très large domaine des systèmes dynamiques qui m'a très vite passionné. M. Fatès m'a fourni beaucoup de documents et de livres qui m'ont permis de me faire très rapidement une vue d'ensemble de tous les enjeux de ce champ de recherches. À la fin de ce stage, l'étude de l'émergence des comportements complexes me semble être un prisme pour à la fois comprendre le fonctionnement de la nature et du monde en général, mais également pour créer de l'intelligence. Que ce soit au niveau des sciences de la nature où je me suis rendu compte que toutes les espèces vivantes, tous les végétaux et toutes les substances naturelles formaient un système dynamique évolutif en équilibre (notion que nous avons également abordé en étudiant notre modèle), ou au niveau social et économique où j'ai appris à considérer les choses par le prisme nouveau de la collaboration, de la décentralisation pour rechercher justement un équilibre qui manque à notre monde actuel, l'étude des systèmes dynamiques a assurément changé mon point de vue sur beaucoup de choses.

J'ai cité la rédaction de ce rapport comme une difficulté, mais ça a également été l'objet d'une grande satisfaction, malgré les maintes reprises, réorganisations et reformulations qui ont été nécessaires pour arriver au résultat final.

J'ai beaucoup apprécié de travailler dans le monde de la recherche, et j'aimerais poursuivre dans cette voie au cours des prochaines années. Cet objectif constituera une motivation solide pour poursuivre mes études avec sérieux.

De plus, l'exploration des systèmes dynamiques, de leur richesse et de leur complexité me suivra à mon avis dans mon temps libre et dans mes loisirs. Beaucoup de systèmes ont attiré ma curiosité lorsque j'ai exploré le domaine, sans avoir le temps de leur consacrer du temps, et ils constituent tous de potentielles futures études passionnantes.

# Bibliographie

- [Ano17] ANONYME : Horloge fonctionnelle réalisée à l'aide du jeu de la vie. <https://codegolf.stackexchange.com/questions/88783/build-a-digital-clock-in-conways-game-of-life/>, 2017. [Online; accessed 13-April-2017].
- [Atl11] Henri ATLAN : *Le vivant post-génomique ou qu'est-ce que l'auto-organisation ?* Odile Jacob, 2011.
- [BF12] Selma BELGACEM et Nazim FATÈS : Robustness of multi-agent models : The example of collaboration between termites with synchronous and asynchronous updating. *Complex Systems*, 2012.
- [BFC13] Olivier BOURÉ, Nazim FATÈS et Vincent CHEVRIER : First steps on asynchronous lattice-gas models with an application to a swarming rule. 2013.
- [Bou13] Olivier BOURÉ : *Le simple est-il robuste ? une étude de la robustesse des systèmes complexes par les automates cellulaires*. Thèse de doctorat, Université de Lorraine, 2013.
- [Fat01] Nazim FATÈS : Fiatlux. <http://fiatlux.loria.fr/>, 2001. [Online; accessed 18-April-2017].
- [Fat10] Nazim FATÈS : Solving the decentralised gathering problem with a reaction-diffusion-chemotaxis scheme. *Springer*, 2010.
- [Fat16] Nazim FATÈS : Collective infotaxis with reactive amoebae : a note on a simple bio-inspired mechanism. In *12th International Conference on Cellular Automata for Research and Industry, ACRI 2016*, volume 9863 de *Lecture Notes of Computer Science*, Fez, Morocco, septembre 2016. Springer.
- [Gre78] GREENBERG : Pattern formation and periodic structures in systems modeled by reaction-diffusion equations. *Bulletin of the american mathematical society*, 1978.
- [MCD96] Melanie MITCHELL, James CRUTCHFIELD et Rajarshi DAS : Evolving cellular automata with genetic algorithms : a review of a recent work. 1996.
- [MMF<sup>+</sup>17] Liana MANUKYAN, Sophie MONTANDON, Anamarija FOFONJKA, Stanislas SMIRNOV et Michel MILINKOVITCH : A living mesoscopic cellular automaton made of skin scales. 2017.
- [MMM10] Eduardo MARTIN MORAUD et Dominique MARTINEZ : Effectiveness and robustness of robot infotaxis for searching in dilute conditions. *Frontiers in Neurobotics*, 4(1) :1–8, 2010.
- [NP89] Grégoire NICOLIS et Ilya PRIGOGINE : *À la rencontre du complexe*. Philosophie d'aujourd'hui, 1989.
- [Res97] Mitchel RESNICK : *Turtles, termites and traffic jams Exploration in massively parallel microworlds*. The MIT Press, 1997.
- [SFS10] Antoine SPICHER, Nazim FATÈS et Olivier SIMONIN : Translating Discrete Multi-Agents Models into Cellular Automata, Application to Diffusion-Limited Aggregation. *CCIS 67 Communications in Computer and Information Sciences series*, 67 :270–282, janvier 2010.
- [Tor17] Linus TORVALS : git. <https://git-scm.com/>, 2005 – 2017. [Online; accessed 26-May-2017].
- [Tur52] Alan TURING : The chemical basis of morphogenesis. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 1952.

- [VVS07] Massimo VERGASSOLA, Emmanuel VILLERMAUX et Boris SHRAIMAN : Infotaxis as a strategy for searching without gradients. *Nature*, 2007.
- [Wue99] Andrew WUENSCHER : Classifying cellular automata. 1999.



# Annexe A : Modélisations

## A.1 Automates Cellulaires

Un automate cellulaire est un modèle mathématique appartenant à la classe des systèmes dynamiques discrets. Son objectif est de représenter des systèmes dynamiques de façon discrétisée. En effet les éléments interagissants dans le système sont issus d'un ensemble fini de valeurs discrètes, et leur évolution est rythmée par un pas de temps également discret.

Il est formé d'une grille où chaque case est appelée *cellule*. Chaque cellule contient un *état*, c'est-à-dire une valeur appartenant à un ensemble fini et qui peut évoluer au cours du temps. L'état d'une cellule au temps  $t+1$  est directement fonction de son état et de celui des ses cellules voisines au temps  $t$  et est décrit dans un ensemble de règles associées à l'automate cellulaire. Plusieurs types de voisinages existent, dont plusieurs exemples sont donnés dans la figure A.1.



FIGURE A.1 – Différents types de voisinages : de gauche à droite voisinage de *Von Neumann*, voisinage de *Moore*, voisinage *circulaire* de rayon 2 et voisinage *hexagonal*. En rouge la cellule et en bleu son voisinage

À chaque passage d'un temps  $t$  à un temps  $t+1$ , toutes les cellules de l'automate cellulaire sont mises à jour simultanément, de façon *synchrone*. Cela permet au niveau de l'implémentation des automates cellulaires de paralléliser les calculs des nouveaux états des cellules.

L'automate cellulaire est particulièrement intéressant parce qu'il permet d'observer des phénomènes macroscopiques complexes avec un nombre d'états et de règles restreint. L'exemple le plus connu d'automate cellulaire est probablement le jeu de la vie, qui illustre bien cette propriété des automates cellulaires, puisque ses cellules ne peuvent avoir que deux états, et qu'elles ne sont gouvernées que par deux règles.

Il faut également noter qu'une cellule ne peut avoir aucun effet sur l'état d'autres cellules de l'automate. Cette restriction permet d'éviter les conflits entre deux cellules qui voudraient assigner à une même cellule deux états différents, mais elle rend certaines modélisations plus complexes à mettre œuvre [SFS10]. Il est cependant à noter que les automates cellulaires sont dits *Turing-complets*, dans le sens où toute machine de Turing est simulable dans un automate cellulaire. Il n'y a donc pas de problèmes non-modélisables à l'aide d'automates cellulaires, mais dans certains cas la complexité de la modélisation peut être telle que l'intérêt de leur utilisation en est réduit.

La figure A.2 permet d'illustrer ces deux derniers points. On peut y voir une horloge réalisée à partir du jeu de la vie. On peut néanmoins voir qu'au vu de la complexité de la modélisation, afficher l'heure ne fait pas partie des problèmes qu'il est intéressant de modéliser avec un automate cellulaire.

La figure A.3 est un exemple de modèle d'automate cellulaire dans le monde du vivant. On voit ainsi que, si le modèle comporte peu de règles, il permet néanmoins de voir émerger des motifs complexes.

On l'a vu, les automates cellulaires sont des systèmes où tout est discret et régulier. Or, nombre de phénomènes que l'on souhaiterait modéliser ne le sont pas, et il est légitime de se demander si les automates cellulaires peuvent s'adapter pour mieux prendre en compte ces

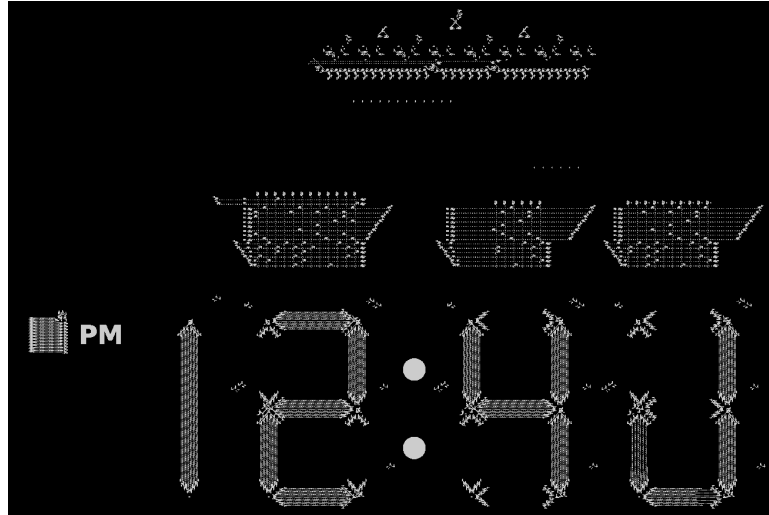


FIGURE A.2 – Une horloge dans un jeu de la vie [Ano17]

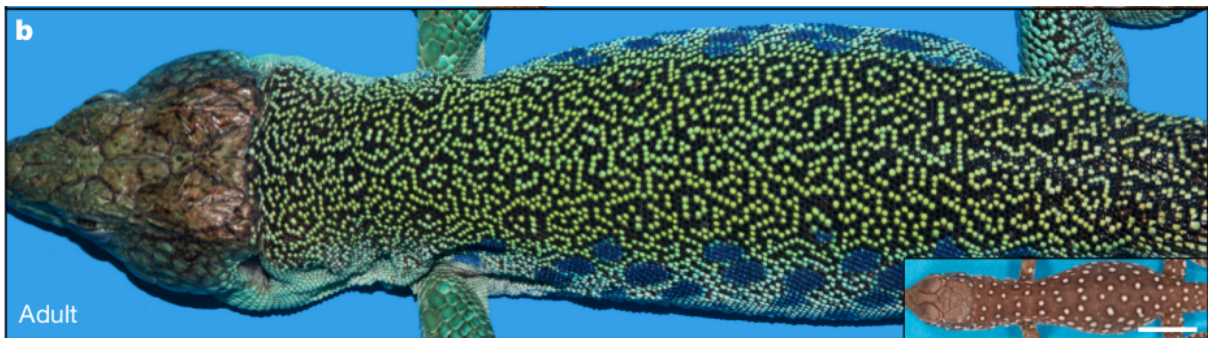


FIGURE A.3 – Il a été prouvé que les motifs sur la peau du *Timon lepidus* correspondent à un modèle d'automate cellulaire hexagonal [MMF<sup>+</sup>17]

irrégularités. Les automates cellulaires sont mis à jour de façon *synchrone*, mais il est rare dans un phénomène naturel que tous les éléments changent d'état simultanément. Il existe donc une variété d'automates cellulaires appelés automates *asynchrones* dans lesquels les éléments ne sont pas tous mis à jour simultanément. Il existe plusieurs types d'asynchronisme, en fonction de la méthode de mise à jour choisie. On peut citer l'asynchronisme *séquentiel*, où les cellules sont mises à jour les unes après les autres, dans un ordre prédéfini. On peut également mentionner l' $\alpha$ -asynchronisme où, à chaque étape, chaque cellule a une probabilité, appelée *taux de synchronicité*,  $\alpha$  d'être mise à jour. Dans ce type d'asynchronisme, les automates cellulaires synchrones ne sont qu'un cas particulier où  $\alpha = 1$ .

Il existe également une variante des automates cellulaires appelés *gaz sur réseau* où les cellules de l'automate ne contiennent plus des valeurs discrètes, mais des *particules* qui peuvent transiter d'une cellule à l'autre. Cette variante a initialement été utilisée pour étudier le comportement des fluides, mais a également permis de modéliser des problèmes liés à la dynamique des foules par exemple. Il est à noter que les gaz sur réseau peuvent également être mis à jour de façon synchrone ou asynchrone.

Pour enrichir les capacités de modélisations des automates cellulaires tout en respectant leurs restrictions, on peut également *combinaison* plusieurs automates cellulaires, et les faire collaborer entre eux. En pratique, cela se matérialisera par des cellules ayant plusieurs *niveaux*. Chaque niveau de l'automate cellulaire peut avoir son propre ensemble de règles, où les cellules évolueront en fonction de leurs voisines, et potentiellement des autres niveaux.

Cette variante permet de modéliser des environnements plus riches, contenant différents

milieux qui interagissent les uns avec les autres. De plus il est tout à fait possible de réaliser un automate à plusieurs couches, avec les variantes vues précédemment, comme l'asynchronisme ou les gaz sur réseaux.

Enfin, il est possible d'appliquer une mécanique à l'origine de nombreux systèmes complexes du monde vivant aux automates cellulaires : l'*évolution*. En effet dans la nature, c'est l'évolution, donc l'association de mutations aléatoires dans le code génétique des êtres vivants et de la sélection naturelle qui ont permis d'aboutir à des comportements d'auto-organisation. De la même façon, il est possible de faire évoluer la façon dont se comportent les cellules, c'est à dire les règles au cours du temps. Ce processus permet non seulement de voir apparaître de nouveaux comportements intéressants à étudier, mais également d'essayer de comprendre le processus d'évolution en lui-même [MCD96].

De plus, certaines méthodes, comme par exemple celle d'Andrew Wuensche, ont été développées pour classer automatiquement les automates cellulaires d'un espace de règles données [Wue99]. Ces méthodes permettent d'identifier des motifs et des comportements qui émergent dans un automate. On peut se demander si des approches combinant des automates cellulaires et évolutionnistes et une analyse automatisée des automates pourraient permettre d'automatiser la recherche de comportements spécifiques.

Si les modèles que nous étudierons dans le cadre de notre problème d'infotaxie seront initialement basés sur des automates cellulaires simples, synchrones et à un seul niveau, il pourra être intéressant d'observer leur comportement lorsque l'on change leur méthode de mise à jour [BFC13].

De façon plus générale, le domaine des automates cellulaires est riche de nombreuses questions et ils peuvent être l'objet de beaucoup de variations. L'étude d'un modèle doit d'ailleurs poser la question de l'évolution du comportement global quand les règles de l'automate varient.

## A.2 Systèmes Multi-agents

Comme nous l'avons vu, les restrictions liées aux automates cellulaires peuvent rendre certains problèmes difficile à modéliser. Il existe donc un autre modèle mathématique plus adapté à un certain type de problèmes : les *systèmes multi-agents*.

Un système multi-agent est composé de plusieurs *agents* qui évoluent dans un *environnement*. Les agents sont des entités complètement autonomes avec un certain nombre de propriétés et dont le comportement est défini par un ensemble de règles. Si l'environnement des agents est une grille, alors ses propriétés pourront par exemple être ses coordonnées dans cette grille et son orientation. Les agents peuvent être influencés, et influencer leur environnement. Toujours dans l'exemple de la grille, un agent pourra être influencé par le nombre d'agents dans son voisinage et influencer son environnement en créant ou détruisant des agents.

Si nous prenons l'exemple d'agents disposés sur une grille comme décrit précédemment, plusieurs types de conflits dans l'application des règles de comportement des agents peuvent survenir. Plusieurs agents peuvent vouloir se déplacer sur une même case, détruire ou créer un autre agent sur la même case ou changer une propriété de la même case. Pour tous ces cas, le système multi-agent doit être doté de règles de résolution de conflits.

Si nous prenons l'exemple de deux agents qui veulent se déplacer sur la même case, plusieurs règles ont déjà été proposées [BF12], comme par exemple :

- l'*autorisation* : les agents peuvent se déplacer librement sans prendre en compte les conflits.
- l'*interdiction* : si un agent veut se déplacer sur une case déjà occupée, il ne bouge pas.
- la *rotation* : si un agent veut se déplacer sur une case déjà occupée, il ne bouge pas mais il peut changer son orientation.

Encore une fois, nous pourrions imaginer d'autres règles de résolution de conflit. Un agent

pourrait par exemple avoir une probabilité  $p_c$  de se déplacer sur une case contenant déjà un agent.

Un système multi-agent est également défini par la façon dont il est mis à jour. En effet, de la même façon que pour les automates cellulaires, il n’y a pas de méthode unique pour mettre à jour les propriétés des agents et leur environnement. Plusieurs méthodes ont déjà été proposées [BF12] parmi lesquelles on peut citer :

- La mise à jour *synchrone* : Comme dans un automate cellulaire, on met à jour tous les agents simultanément.
- La mise à jour *cyclique* : les agents sont mis à jour les uns après les autres, dans un ordre fixe.
- La mise à jour *aléatoire* : les agents sont mis à jour les uns après les autres, dans un ordre aléatoire.

Mais on pourrait également imaginer d’autres méthodes de mise à jour, comme par exemple considérer qu’à chaque pas de temps, chaque agent a une certaine probabilité d’être mis à jour.

### A.3 Comparaison

Les automates cellulaires et les systèmes multi-agents sont deux modèles mathématiques qui peuvent paraître similaires au premier abord, mais dont les différences sont importantes.

Les automates cellulaires semblent plus adaptés pour représenter des *milieux* ou des éléments simples qui ne se comportent qu’en réaction à leur milieu. On peut d’ailleurs considérer les automates cellulaires comme des formes particulières de systèmes multi-agents où les règles qui définissent le comportement des agents sont conçues de sorte qu’aucune cellule autre que celle où l’agent se trouve ne soit modifiée.

Les systèmes multi-agents sont quant à eux plus adaptés pour représenter des individus, qui ont des comportements plus complexes comme les insectes sociaux par exemple. Ces insectes ont la particularité de fonder l’organisation de leur groupe sur la *stigmergie*, c’est-à-dire qu’ils communiquent entre eux indirectement, en modifiant leur environnement, par exemple en laissant des traînées de phéromones pour indiquer un chemin. L’environnement d’un système multi-agent pouvant lui-même être un automate cellulaire, cela peut permettre aux agents de ne pas seulement modifier leur environnement local, mais d’influencer la dynamique de leur milieu et des autres agents. C’est cette méthode de communication qui permet des comportements émergents chez des êtres aussi simples que les insectes, car elle ne nécessite pas que les insectes se retrouvent ou se reconnaissent. Il leur suffit de gestes réflexes comme l’émission de phéromone au contact de la nourriture, pour faire émerger des comportements très intelligents à l’échelle de leur groupe.

Enfin, ces deux modélisations ne sont pas du tout équivalentes au point de vue du calcul. Les automates cellulaires étant des objets simples et mis à jour de façon synchrone, leurs calculs peuvent être parallélisés et leur simulation demande moins de ressources. Les systèmes multi-agents ont souvent plus de règles, puisqu’il faut gérer l’environnement (qui peut être on le rappelle un automate cellulaire lui-même) et les agents, ainsi que les conflits qu’ils génèrent. La simplicité des automates cellulaires rend également plus simple la reproductibilité des expériences. Là où un système multi-agent comporte parfois beaucoup de règles et de paramètres, et où il est difficile de toutes les synthétiser pour pouvoir les communiquer par exemple dans des travaux de recherches, les automates cellulaires sont en général définis par des ensembles d’états simples et par quelques règles, simples à exprimer.

Même si comme on vient de le voir, ces deux modélisations sont différentes, elles sont assez proches pour que des méthodes aient été proposées pour passer de des systèmes multi-agents aux automates cellulaires [SFS10]. Cela peut permettre de profiter de la simplicité d’un automate cellulaire, et des possibilités de parallélisation de calculs qui lui sont liés, tout en profitant de la richesse expressive des systèmes multi-agents sur une certaine catégorie de problèmes.

## A.4 Simplicité et robustesse

Si l'on souhaite étudier des modèles d'automates cellulaires ou de systèmes multi-agents, il semble important qu'ils restent simples. En effet, la simplicité d'un modèle rend son analyse formelle plus abordable. Mais des modèles simples et parcimonieux ont d'autres avantages.

La robustesse d'un automate cellulaire ou d'un système multi-agent est sa capacité à garder le même comportement macroscopique lorsque que l'on rajoute des perturbations. Un exemple de perturbation pour un système multi-agent pourrait être une certaine probabilité pour chaque agent de ne pas réussir à influencer son environnement quand il essaye de le faire.

Plus précisément, l'étude de la robustesse concerne celle de l'évolution du comportement avec des perturbations qui augmentent linéairement. Le comportement du modèle ne va pas nécessairement changer progressivement, mais peut par exemple devenir radicalement différent lorsqu'un certain paramètre passe un seuil. On pourrait penser à première vue que dans un système simple, l'influence de chaque variable sur le comportement du modèle est plus importante (les variables étant peu nombreuses), mais Bouré a montré que les systèmes dynamiques simples n'étaient pas nécessairement moins robustes que des systèmes plus complexes.

Ensuite, la simplicité d'un modèle a des conséquences directes sur ses possibles applications pratiques. Si nous prenons l'exemple d'un système multi-agent dont l'objectif est de rassembler tous ses agents en une masse compacte, on peut imaginer implémenter ce modèle en remplaçant les agents par des robots. Dans ce cas, plus le modèle sera simple, et plus le modèle sera applicable avec des robots ayant des capacités de mémorisation, de communication et de compréhension de leur environnement faibles.

Cependant, et même si la simplicité a de nombreux avantages, nous avons vu que ces modèles pouvaient s'enrichir en se complexifiant, et en variant. Il est donc important lorsque l'on veut modéliser un système où des phénomènes complexes doivent apparaître de trouver un juste milieu entre la simplicité qui facilite l'analyse et l'implémentation du système, et la complexité, qui rend la modélisation pertinente.

# Annexe B : Expériences

## B.1 Expérience 1 : influence de $p_A$

### Objectif

Paramètre	Valeur
$p_A$	$[0, 1; 0, 9]$
$p_R$	0.9
$L$	80
$N$	20
$K$	0.5
Configuration	Coin

L'un des premiers paramètres dont on veut étudier l'influence sur le comportement du modèle est  $p_A$ . En effet l'agitation est décrite comme un facteur important [Fat16]. Son influence a d'ailleurs déjà été étudiée. L'objectif de cette expérience est de compléter ces premières observations, en réalisant également la mesure de l'écart-type des temps de découverte et en cherchant une loi de probabilité qui décrirait leur répartition.

Dans l'étude initiale, l'influence de  $p_A$  a été étudiée dans une configuration où les amibes sont initialement réparties uniformément, on veut donc dans cette expérience étudier son influence sur des configurations où les amibes sont initialement situées dans un coin de la grille.

Pour cela, nous mesurons le temps de découverte pour 1000 expériences, et nous plaçons les résultats sur un histogramme. Cet histogramme nous permet de visualiser la répartition des résultats, de déterminer si ils sont très variables, et éventuellement si leur répartition correspond à une loi de probabilité. Nous faisons varier  $p_A$  de 0.1 à 0.9 par pas de 0.1 pour observer le comportement du modèle avec différentes valeurs de  $p_A$ .

Nous réalisons également une courbe similaire à celle que l'on peut voir sur la figure 2.2 qui décrit le temps moyen de résultat en fonction de  $p_A$ . Cela nous permettra de comparer nos résultats avec ceux de la première étude.

Cette expérience doit donc nous permettre d'étudier l'influence de  $p_A$  en détail lorsque la configuration initiale est en coin.

### Résultats

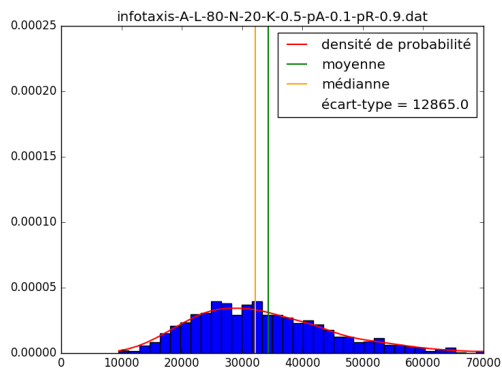
Comme on peut le voir sur la figure B.1, l'écart-type des temps de succès diminue lorsque  $p_A$  augmente. La variabilité des résultats est donc moins importante avec un grand  $p_A$ . On note également que la moyenne des valeurs diminue lorsque  $p_A$  augmente. La variabilité et le temps de découverte moyen diminuent donc avec l'augmentation de  $p_A$ .

Sur la figure B.1e, on peut observer les temps moyen de réussite en fonction de  $p_A$ , en bleu lorsque  $K = 0.5$  et donc quand le comportement est collaboratif, et en violet lorsque  $K = 0$  et que les amibes suivent une marche aléatoire. On remarque que pour les deux stratégies, le temps moyen de réussite diminue lorsque la valeur de  $p_A$  augmente. De plus, on peut remarquer que les deux courbes sont très proches l'une de l'autre, notamment lorsque la valeur de  $p_A$  est élevée.

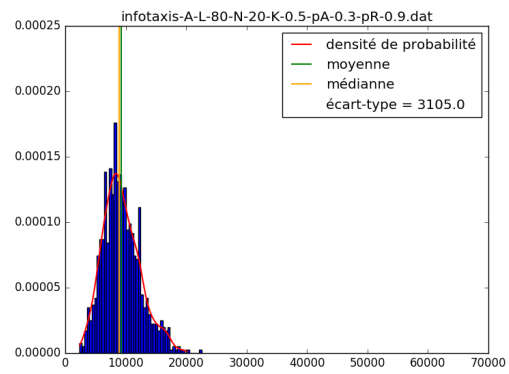
### Interprétation

Tout d'abord, la diminution du temps moyen de découverte avec l'augmentation de la valeur de  $p_A$  peut, au premier abord, indiquer que le modèle est plus efficace lorsque l'agitation est élevée.

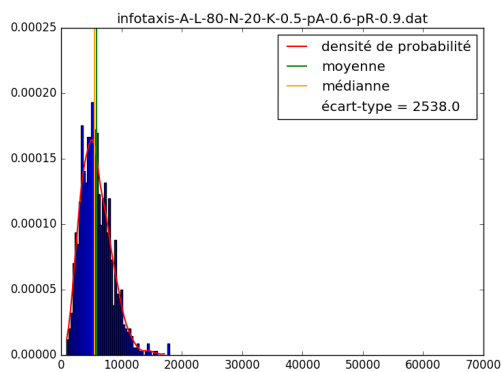
Ensuite, la comparaison des résultats lorsque les amibes sont initialement disposées dans un coin (B.1e) et lorsqu'elles sont initialement réparties uniformément sur la grille 2.2 nous amène à penser que le modèle est moins intéressant avec une configuration initiale en coin. En effet,



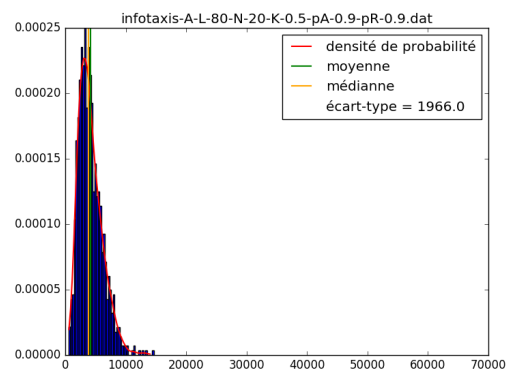
(a)  $p_A = 0.1$



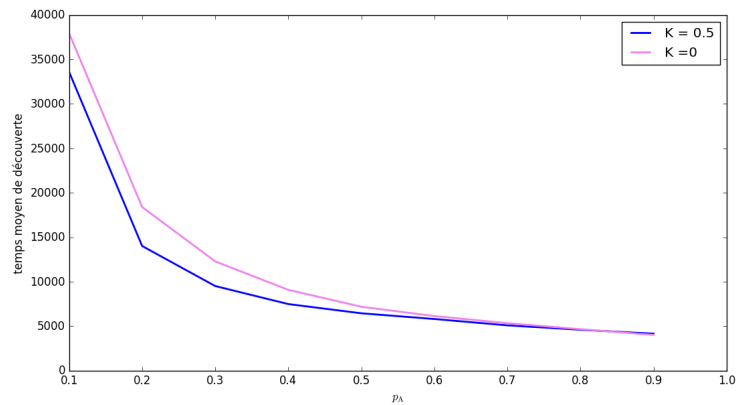
(b)  $p_A = 0.3$



(c)  $p_A = 0.6$



(d)  $p_A = 0.9$



(e) Moyennes des temps de découverte en fonction de  $p_A$

FIGURE B.1 – Résultats de l'expérience 1

avec cette situation initiale, le processus de collaboration n'a quasiment aucune influence sur le temps de découverte moyen de la source.

## Discussion

Tout d'abord, on peut se demander pourquoi le modèle semble être moins intéressant lorsque les amibes sont initialement situées dans un coin, éloignées de la source.

Ce résultat peut s'expliquer par le fait que, dans une configuration en coin, les amibes sont

au départ beaucoup plus éloignées de la source. Dans une répartition uniforme au contraire, la probabilité qu'il y ait une amibe initialement proche de la source, qui va immédiatement émettre beaucoup d'ondes et attirer les autres amibes est élevée. Si on exprime ces phénomènes sous forme de régime, des amibes initialement éloignées de la source vont être dans un régime *dispersé* pendant une longue période de temps, et donc avoir un comportement proche d'une marche aléatoire pendant une grande partie de l'expérience. Des amibes réparties uniformément, qui émettent plus d'ondes vont passer beaucoup plus rapidement dans un régime de *regroupement*, qui va attirer les amibes vers la source, et diminuer le temps de découverte. Le fait que les amibes passent plus de temps dans un régime où leur marche est aléatoire explique également que leurs temps de découverte moyen lorsqu'elles collaborent soit proche de leur temps de découverte moyen lorsqu'elles ne collaborent pas.

Néanmoins, le fait que les amibes soient placées dans un coin, éloignées de la source, implique qu'en faisant des mouvements aléatoires, elles ne peuvent que se rapprocher de la source, ce qui donne un avantage à la stratégie qui consiste à exploiter aléatoirement son environnement. On peut se demander si la stratégie collaborative moins avantageuse si les amibes étaient groupées de la même façon que dans cette expérience, à la même distance de la source, mais dans une grille de longueur deux fois plus grande.



## B.2 Expérience 2 : influence de la configuration initiale

### Objectifs

Paramètre	Valeur
$p_A$	$[0, 1; 0, 9]$
$p_R$	0.9
$L$	$\{46; 80\}$
$N$	20
$K$	0.5
Configuration	Regroupée

Dans cette expérience 2, nous voulons savoir si le comportement du modèle est différent lorsque des amibes sont initialement à la même distance de la source, dans une configuration initiale en coin, et dans une configuration initiale regroupée. En effet, nous avons posé l'hypothèse que la configuration en coin avantageait artificiellement un modèle basé uniquement sur la marche aléatoire des amibes, et nous cherchons à vérifier cette hypothèse.

Pour cela nous allons réaliser les mêmes mesures que dans l'expérience 1 avec une configuration initiale regroupée. On fera varier la valeur de  $p_A$  de 0.1 à 0.9 et nous allons observer le comportement du modèle pour  $K = 0$  (où aucun signal ne sera émis et donc aucune collaboration ne sera possible) et  $K = 0.5$  (où il y aura collaboration entre les amibes). Si notre hypothèse est valide, la différence entre les temps moyens de découverte entre ces deux cas sera plus importante que celle que nous avons observé sur la figure B.1e.

L'expérience sera réalisée sur une grille de taille 80 lorsque les amibes seront regroupées au centre de la grille et de taille 46 lorsqu'elles seront regroupées dans le coin supérieur droit de la grille. Ces dimensions permettent d'avoir des amibes qui sont en moyenne à la même distance de la source dans les deux cas, et donc de comparer les résultats puisque les amibes devront en moyenne parcourir la même distance pour découvrir la source.

### Résultats

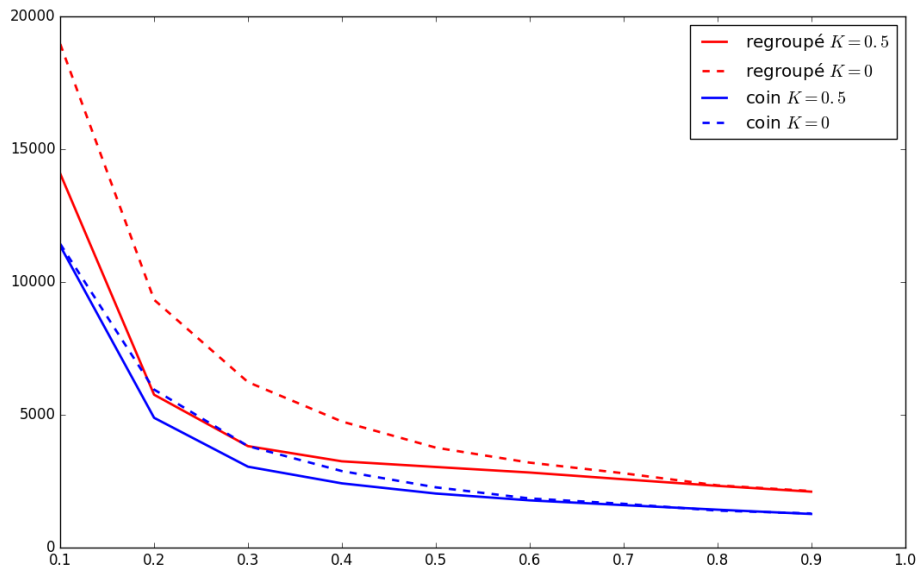


FIGURE B.2 – Résultats de l'expérience 2

On peut observer plusieurs choses sur les résultats de l'expérience 2 présentés dans la figure B.2. Tout d'abord, que ce soit avec une marche collaborative ou aléatoire, le modèle est plus efficace lorsque la configuration initiale est en coin et que la grille est un carré de côté 46, que

lorsque la configuration initiale est regroupée et centrée et que la grille est un carré de côté 80.

Ensuite, on peut observer que la différence entre la marche collaborative et la marche aléatoire des amibes est beaucoup plus accentuée dans le cas où la configuration initiale est regroupée et centrée, mais que cette différence n'est pas aussi importante que dans la première étude du modèle, où les amibes sont initialement uniformément réparties sur la grille.

## **Interprétation**

Tout d'abord on peut constater que l'hypothèse qui nous a amené à réaliser cette expérience est partiellement validée, de part le fait que la marche collaborative est plus avantageuse par rapport à la marche aléatoire lorsque les amibes ne sont pas initialement placées dans un coin de la grille. On a cependant remarqué que cet avantage de la marche collaborative n'est pas aussi important que dans le cas où les amibes sont initialement uniformément réparties. Cela peut s'expliquer comme dans l'expérience 1 par le fait qu'il est probable que lorsque les amibes sont réparties uniformément sur la grille l'une d'entre elles proche de la source, qui attire rapidement les autres amibes.

En terme de régime, l'expérience 2 peut s'exprimer ainsi : dans une configuration regroupée et centrée, le modèle va rester plus longtemps en régime dispersé, car les amibes ne sont pas poussées par les bordures de la grille à se diriger vers la source. Cette phase plus longue en régime dispersée expliquent également que le temps de découverte moyen soit moins important lorsque la configuration initiale est en coin. Cela dit, puisque les amibes peuvent s'éloigner de la source lorsqu'elles explorent l'environnement, si l'une d'entre elles s'approche assez de la source pour passer en régime de regroupement, la collaboration sera beaucoup plus efficace qu'une marche aléatoire. Mais que ce soit dans la configuration groupée ou en coin, les amibes sont initialement éloignées de la source, et la phase de dispersion et d'exploration de la grille est nécessaire avant de passer dans un régime de regroupement, ce qui n'est pas forcément le cas pour une configuration de départ uniforme.

## **Discussion**

Si nous avons expliqué la différence entre le temps moyen de découverte entre la configuration en coin et la configuration regroupée et centrée par une phase en régime dispersé dont la longueur varie en fonction de la situation initiale, cette différence peut également s'expliquer par la différence de taille entre les deux grilles dans le cas de notre expérience. En effet, nous avons choisi de garder la même distance moyenne entre la source et les amibes dans les deux expériences, mais nous pouvons nous demander si la taille de la grille n'a pas une influence sur le comportement du modèle.

## B.3 Expérience 3 : influence de la taille de la grille

### Objectif

Paramètre	Valeur
$p_A$	$\{0, 1; 0, 9\}$
$p_R$	0.9
$L$	$\{40, 100\}$
$N$	20
$K$	0.5
Configuration	regroupée

En conclusion de l'expérience 2, nous nous sommes demandés si les différences d'efficacité entre la configuration regroupée et la configuration en coin ne pouvait pas s'expliquer par la différence de taille entre les grilles de nos deux expériences. Le but de cette expérience 3 est de déterminer quelle influence la taille de la grille a sur l'efficacité du modèle et sur la différence de comportement entre la marche collaborative et la marche aléatoire des amibes.

Nous allons donc réaliser les mêmes mesures que dans les expériences précédentes, mais pour des tailles de grilles différentes. Plus précisément, nous allons observer l'évolution du temps moyen de découverte en fonction de la valeur de  $p_A$  pour deux grilles carrées de côté 40 et 100, soit une grille plus grande, et une grille plus petite que lors de l'expérience 2. Nous avons vu dans l'expérience 1 que la configuration en coin avantagait artificiellement la marche aléatoire, nous prenons donc une configuration initiale regroupée et centrée pour ces deux expériences.

### Résultats

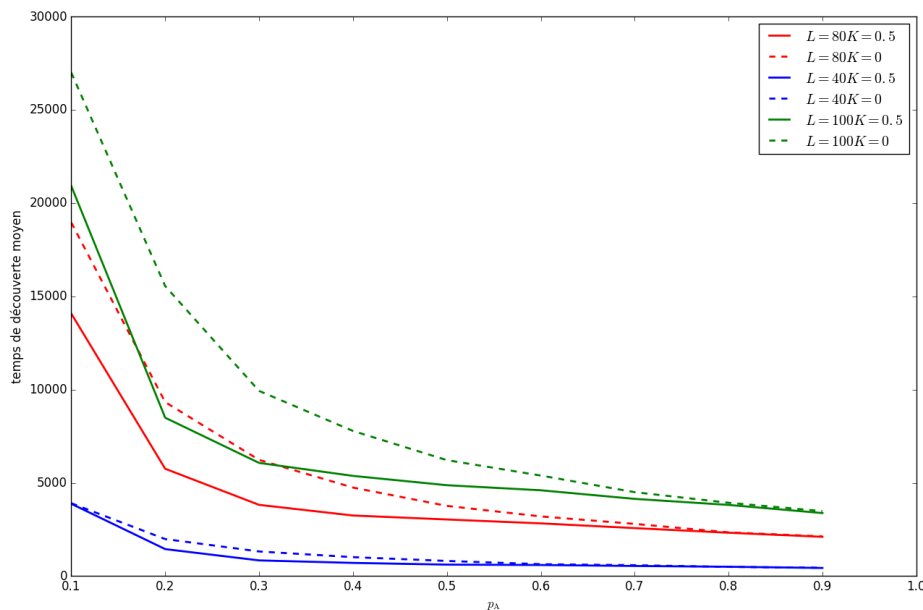


FIGURE B.3 – Résultats de l'expérience 3

On peut constater sur la figure B.3 que le temps moyen de découverte de la source diminue lorsque la taille de la grille diminue. On peut également constater que la différence entre la marche aléatoire et la marche collaborative diminue avec le nombre d'amibes.

### Interprétation

Afin de nous aider à interpréter correctement ces résultats, nous pouvons les pondérer par la distance moyenne que les amibes ont à parcourir pour découvrir la source. Dans le cadre de la

configuration regroupée et centrée, et pour une grille de dimensions  $X \times Y$ , la distance moyenne à parcourir est définie par :

$$d_{\text{moyenne}} = \frac{X}{3} + \frac{Y}{3}$$

Pour des grilles de taille  $40 \times 40$ ,  $80 \times 80$  et  $100 \times 100$ , les amibes doivent donc parcourir une distance moyenne respective de 27, 53 et 67. Nous présentons les résultats pondérés par la distance moyenne à parcourir sur la figure B.4.

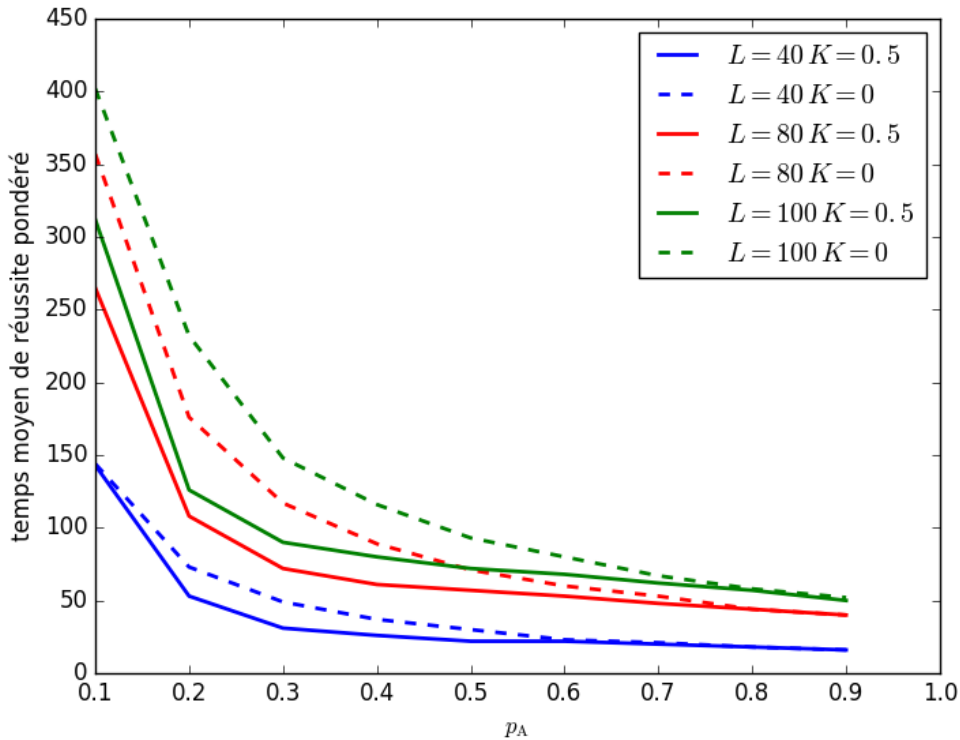


FIGURE B.4 – Résultats de l'expérience 3 pondérés par la distance moyenne que les amibes ont à parcourir

On peut voir que même pondéré par la distance à parcourir, le temps moyen de découverte de la source par les amibes augmente lorsque la taille de la grille augmente. Nous pouvons également voir que l'avantage de la marche collaborative par rapport à la marche aléatoire est plus importante lorsque la taille de la grille augmente. Dans notre cas, ce phénomène est particulièrement visible pour des valeurs de  $p_A$  inférieures à 0.5. Dans ce cas, la marche collaborative pour une grille de dimensions  $100 \times 100$  est même plus efficace qu'une marche aléatoire sur une grille de taille  $80 \times 80$ .

On peut expliquer ce phénomène en observant que, si la distance moyenne à parcourir augmente linéairement, le nombre de cellules de la grille augmente de façon quadratique, ce qui désavantage une stratégie basée sur l'exploration aléatoire de toutes les cellules de la grille lorsque la taille de la grille augmente.

De la même façon, si la distance moyenne à parcourir augmente linéairement, la probabilité que l'ensemble des amibes émette un signal diminue de façon quadratique, ce qui explique que la stratégie collaborative soit moins efficace pour des grilles plus grandes, même lorsque l'on

pondère les temps moyens de découvertes.

L'augmentation de la différence entre la marche aléatoire et la marche collaborative s'explique par le fait que, si le nombre de cellules à explorer, et la probabilité que les amibes émettent un signal évoluent de façon quadratique avec la taille de la grille, le nombre de cellules n'évolue pas au cours du temps, alors que la probabilité d'émission d'un signal, et donc de collaboration va augmenter, également de façon quadratique, avec les mouvements des amibes sur la grille.

## **Discussion**

Dans cette expérience, nous avons essayé d'expliquer le comportement du modèle en observant que la quantité de signal émise par un groupe d'amibes au départ augmentait quadratiquement avec la taille de la grille. Nous pouvons nous demander quelle est l'influence de cette probabilité sur le comportement du modèle, et comment se comporte le modèle dans plusieurs configurations où la probabilité d'émettre un signal est, au départ, la même.

## B.4 Expérience 4 : éparpillement des amibes

### Objectif

Paramètre	Valeur
$p_A$	[0, 1; 0, 9]
$p_R$	0.9
$L$	60
$N$	20
$K$	0.5
Configuration	Uniforme ; Coin ; Regroupée

Nous avons vu dans les expériences précédentes que pour des configurations initiales regroupées en coin ou centrées, le temps de découverte moyen de la source semblait diminuer lorsque  $p_A$  augmentait. Or dans certaines applications de notre modèle, on peut vouloir non seulement qu'une amibe trouve la source, mais également que l'ensemble des amibes se regroupe autour de cette source. Jusqu'à présent nous n'avons pas de moyen

de mesurer ce rassemblement.

L'objectif de cette expérience est d'étudier l'influence de la valeur de  $p_A$  sur l'*éparpillement* des amibes au moment où la source est découverte

Afin de mesurer cet éparpillement, nous choisissons une mesure déjà utilisée dans l'étude de modèles similaire[Fat10] : le *ratio d'encadrement*(RE). Comme l'article le précise, cette mesure permet de quantifier le rassemblement des amibes, en mesurant le rapport entre la taille de la grille et le plus petit rectangle qui contient toutes les amibes. Plus formellement, soit une grille de taille  $X \times Y$ , soit  $C = \{c \mid P_c^t > 0\}$  l'ensemble des cellules non vides au temps  $t$ , soient  $x_{\min}$ ,  $x_{\max}$  (et respectivement  $y_{\min}$ ,  $y_{\max}$ ) les valeurs minimales et maximales de  $c_x$  (et respectivement de  $c_y$ ) tel que  $c = (c_x, c_y) \in C$ . On définit alors :

$$RE = \frac{(x_{\max} - x_{\min}) \cdot (y_{\max} - y_{\min})}{X \cdot Y}$$

Dans cette expérience, nous allons donc faire varier la valeur de  $p_A$  de 0.1 à 0.9 par pas de 0.1 et reporter le ratio d'encadrement moyen à la découverte de la source pour chacune de ces valeurs de  $p_A$  .

## Résultats

Comme on peut l'observer sur la figure B.5, la moyenne des ratios d'encadrement augmente avec  $p_A$ , et ce quelle que soit la configuration initiale des amibes. On peut néanmoins remarquer que quelque soit la valeur de  $p_A$ , les amibes sont plus regroupées au moment de la découverte quand elles sont partie d'une configuration initiale regroupée et centrée. On constate également que pour une répartition uniforme, même lorsque l'agitation est très faible ( $p_A = 0.1$ ), les amibes ne sont pas complètement regroupées.

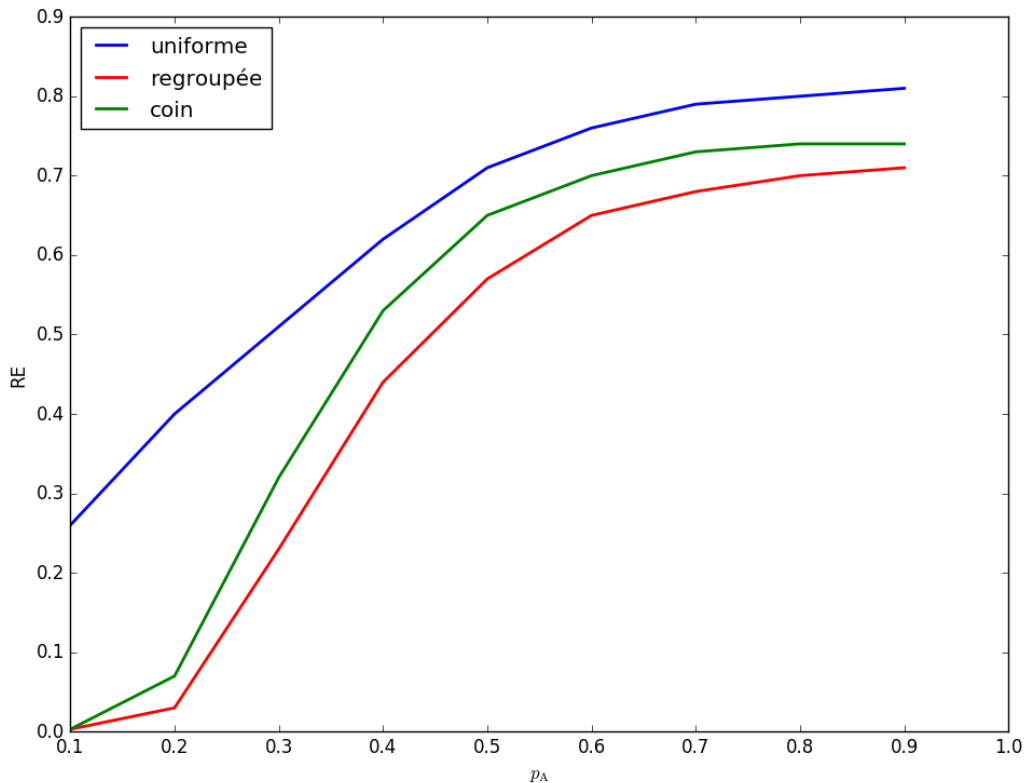


FIGURE B.5 – Résultats de l'expérience 4

## Interprétation

Tout d'abord, on pouvait s'attendre à ce que les amibes qui sont au départ regroupées et centrées le soient plus au moment de la découverte que celles qui étaient au départ regroupées dans un coin de la grille. En effet, le comportement collaboratif pousse les amibes à se regrouper, et on a vu dans l'expérience 1 que la stratégie collaborative avait beaucoup moins d'influence sur le comportement du modèle lorsque les amibes sont initialement disposées dans un coin de la grille. Puisque la collaboration est moins importante, il est normal que les amibes soient moins groupées au moment de la découverte.

Ensuite, on pouvait également s'attendre à ce que les amibes qui sont au départ réparties uniformément sur la grille ne soient pas regroupées au moment de la découverte, en comparaison des deux autres configuration initiale. En effet, puisqu'elles sont réparties uniformément sur la grille, la distance que les amibes doivent parcourir pour se regrouper est plus importante que dans les autres cas, où même si les amibes passent par une phase de dispersion, elles ne se répartissent pas sur toute la grille.

## Discussion

Nous avons également observé dans nos premières expérimentations sur le modèle qu'un groupe d'amibes très dense a tendance à ralentir lorsqu'il s'approche de la source, car le modèle pousse d'abord les amibes à rester groupées avant de les pousser à se déplacer vers la source. On constate également que le temps moyen de découverte reste plus important pour une configuration regroupée que pour une configuration dispersée. On peut se demander si, dans les configurations où les amibes forment rapidement un groupe, le fait qu'il y ai trop d'amibes ne ralentisse pas leur progression.



## B.5 Expérience 5 : influence du nombre d'amibes

### Objectifs

Paramètre	Valeur
$p_A$	0.3
$p_R$	0.9
$L$	50
$N$	[10; 100]
$K$	0.5
Configuration	Regroupée

En conclusion de l'expérience précédente, nous nous sommes demandé si le nombre d'amibes avait une influence importante sur la façon dont se comporte le modèle lorsque les amibes sont dans un régime de regroupement. Pour répondre à cette question, nous allons faire varier le nombre d'amibes sur la grille de 10 à 100, par pas de 10, et mesurer le temps moyen de découverte pour chacune de ces valeurs. Nous avons choisi  $p_A = 0.3$  et une configuration de départ regroupée et centrée, car nous avons vu dans l'expérience 2 que la collaboration était beaucoup plus avantageuse que la marche aléatoire pour cette configuration et

cette valeur de  $p_A$ .

### Résultats

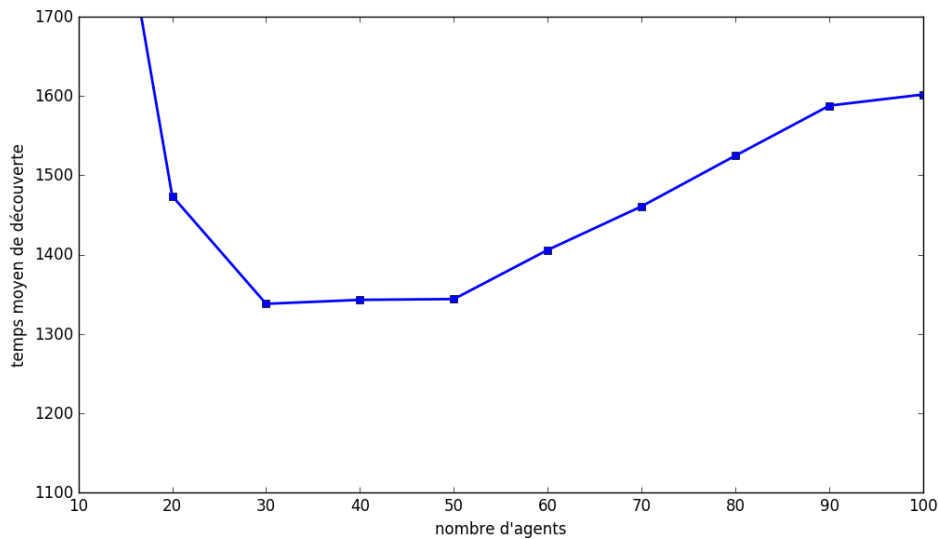


FIGURE B.6 – Résultats de l'expérience 5

En observant les résultats présentés sur la figure B.6, on peut noter la présence d'un minimum local du temps de découverte moyen pour  $N \sim 30$ . On peut également noter que pour des valeurs de  $N$  inférieures à 20, on a une forte augmentation du temps moyen de découverte, et que pour des valeurs de  $N$  supérieures à 50, le temps moyen de découverte augmente avec  $N$ .

### Interprétation

On peut expliquer la présence d'un optimum local du nombre d'amibes par les régimes de comportement des amibes en fonction de leur taille.

Dans le cas où  $N = 10$ , les amibes sont très dispersées lorsque l'une d'entre elle trouve la source, comme on peut le voir sur la figure B.7a. Cela indique que leur agitation est plus forte que leur collaboration, et que les amibes n'émettent globalement pas assez de signal pour se réunir et se diriger vers la source en groupe.

Dans le cas où  $N = 30$ , valeur qui correspond à notre optimum local, la plupart des amibes

sont regroupées sans former un ensemble trop compact au moment où la source est découverte, comme on peut le voir sur la figure B.7b. Cette configuration correspond à un équilibre entre l'agitation et la stratégie collaborative, où la force d'agitation n'est pas assez forte pour éparpiller complètement les amibes sur la grille, et où la force de rassemblement n'est pas assez importante pour grouper les amibes de façon trop compacte, et ralentir leur progression.

Dans le cas où  $N = 100$ , les amibes forment un groupe compact et la quantité de signal qui se propage sur la grille est très importante au moment de la découverte de la source, comme on peut le voir sur la figure B.7c. Dans cette configuration, la force de rassemblement des amibes est plus forte que leur agitation et le groupe a donc du mal à explorer son environnement à la recherche de la source. De plus, lorsque le nombre d'amibes est important et qu'elles se rapprochent de la source, le modèle passe très vite dans un régime de saturation, ce qui ralentit beaucoup la progression des amibes.

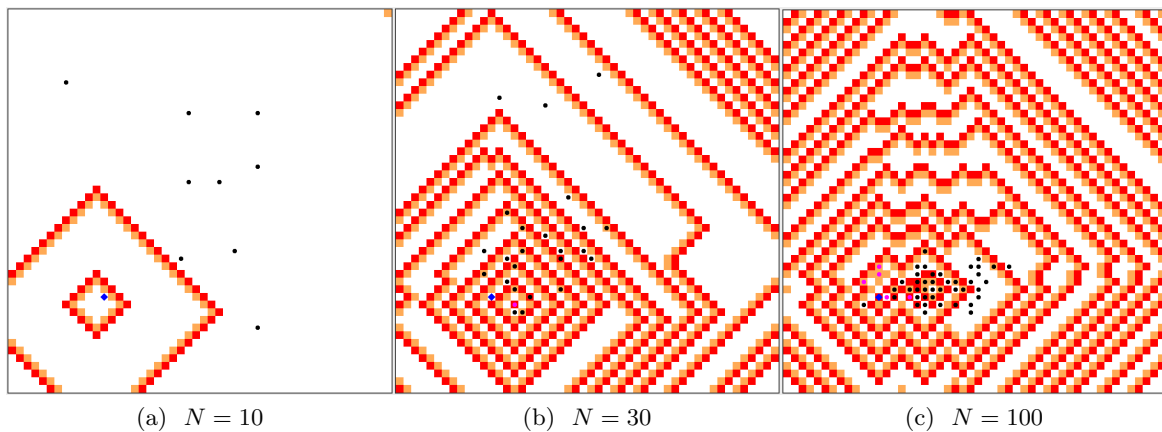


FIGURE B.7 – Configuration des amibes au moment de la découverte de la source pour plusieurs valeurs de  $N$

## Discussion

Dans cette expérience, nous avons vu qu'il existait un nombre d'optimum d'amibes pour une certaine configuration du modèle. On peut se demander si cette valeur optimale existe pour d'autres valeurs de  $p_A$  et pour d'autres configurations initiales, puisque ces deux paramètres jouent sur le rapport entre l'agitation et le comportement collaboratif des amibes.

## B.6 Expérience 6 : nombre d'amibes optimal

### Objectifs

Paramètre	Valeur
$p_A$	[0.05; 0.5]
$p_R$	0.9
$L$	50
$N$	[10; 150]
$K$	0.5
Configuration	Coin ; Regroupée

L'objectif de cette expérience est de déterminer quelle est la valeur optimale de  $N$  pour différentes valeurs de  $p_A$  et ce dans différentes configurations initiales. Pour cela, nous allons tout d'abord faire varier la valeur de  $p_A$  de 0.05 à 0.5 par pas de 0.05. Nous ne nous intéressons pas aux cas où  $p_A > 0.5$  car nous cherchons à montrer qu'il existe un équilibre entre la stratégie collaborative et l'agitation. Or lorsque  $p_A$  est trop élevé, la marche aléatoire devient plus importante que la collaboration, et la valeur optimale de  $N$  devient la plus grande

valeur possible, pour que le nombre de cellules explorées aléatoirement soit le plus important.

Pour chacune de ces valeurs de  $p_A$ , nous faisons varier  $N$  de 10 à 150 par pas de 10. Nous notons ensuite la valeur de  $N$  pour laquelle le temps moyen de découverte est le plus bas. Nous obtenons ainsi un graphique qui à chaque valeur de  $p_A$  associe une valeur de  $N$  optimale pour obtenir un temps moyen de découverte le plus bas possible.

### Résultats

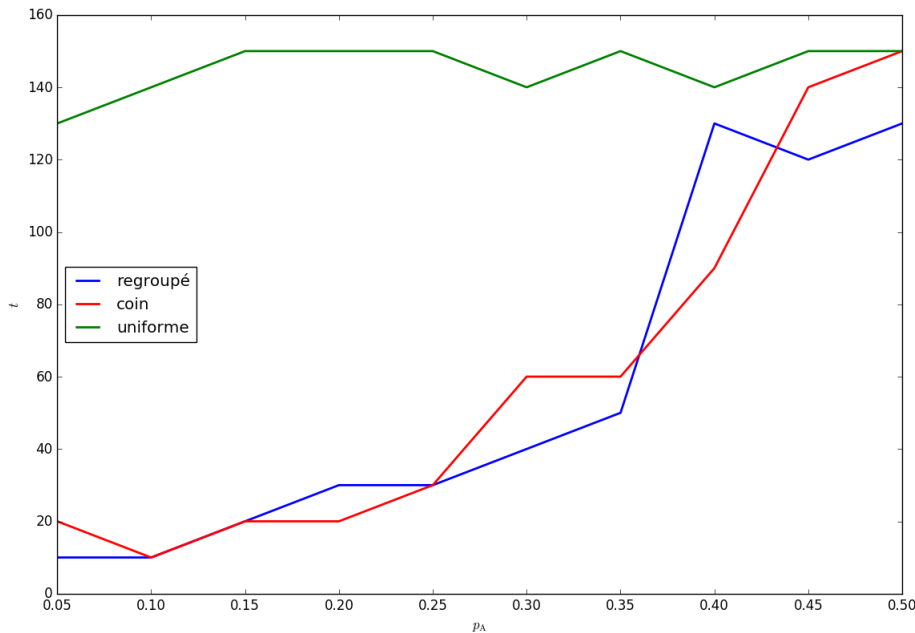


FIGURE B.8 – Résultats de l'expérience 6

Les résultats de l'expérience 6 sont présentés sur la figure B.8. On peut tout d'abord y observer que, lorsque les amibes sont initialement uniformément réparties, la stratégie optimale est toujours d'avoir la valeur de  $N$  la plus grande possible.

Ensuite, on peut voir que la valeur de  $N$  optimale évolue à peu près de la même façon pour la configuration en coin et la configuration regroupée et centrée. C'est-à-dire une augmentation assez lente pour des valeurs de  $p_A$  inférieures à 0.4, puis il y a un seuil à partir duquel la valeur

optimale de  $N$  augmente beaucoup plus vite.

## Interprétation

Tout d'abord, avec une configuration initiale uniforme, on pouvait s'attendre à ce que la stratégie optimale soit d'avoir toujours le plus d'amibes possible. En effet, dans cette configuration, la probabilité qu'une amibe soit initialement placée très près de la source et donc la découvre très rapidement de part son agitation augmente avec la valeur de  $N$ .

Puis, la progression assez lente de la valeur optimale de  $N$  pour des valeurs de  $p_A$  inférieures à 0.35 s'explique par un équilibre entre l'agitation qui dispersent les amibes et la stratégie collaborative qui les regroupe ensemble. En effet, on a pu voir que lorsque la force de regroupement des amibes était trop importante, le groupe formé se déplaçait plus lentement, et lorsque le nombre d'amibes n'est pas assez important, des amibes dispersées ont beaucoup de difficulté à localiser la source puisque l'agitation est faible.

À partir de  $p_A > 0.35$  cependant, l'agitation devient assez importante pour qu'une stratégie basée sur l'exploration par marche aléatoire de l'environnement devienne plus intéressante. On a donc une augmentation importante du nombre optimal d'amibes pour ces valeurs de  $p_A$ . Il faut cependant noter que ces valeurs optimales ne sont cependant pas les valeurs maximales de  $N$ , car un autre équilibre se met en place, cette fois entre la marche aléatoire dont l'efficacité augmente avec le nombre d'amibes et le passage dans un régime de saturation, qui intervient à une distance de plus en plus grande de la source avec l'augmentation de  $N$ . Cependant, lorsque  $p_A$  augmente, la quantité de signal émis par les amibes est moins importante, et le phénomène de saturation est moins important, ce qui entraîne une augmentation rapide de la valeur optimale de  $N$ .

## Discussion

Nous avons vu dans cette expérience que pour les configurations initiales regroupées au centre ou dans un coin de la grille, l'équilibre entre l'agitation et la stratégie collaborative était en grande partie lié à la quantité de signal émis par les amibes. Et ce, qu'il s'agisse de l'équilibre entre la marche aléatoire et la marche collaborative ou entre la marche aléatoire et le phénomène de saturation de la grille par les signaux.

On peut se demander si il est possible de mesurer précisément cette quantité de signaux émis, ce qui nous permettrait de la mesurer au cours de l'exécution du modèle et de confirmer nos interprétations des résultats. Plus encore, on peut se demander si il est possible de caractériser les régimes comportementaux du modèle par des intervalles de valeurs pour cette mesure.

## B.7 Expérience 7 : influence de la quantité de signal émis

### Objectifs

Paramètre	Valeur
$p_A$	0.3
$p_R$	0.9
$L$	50
$N$	{10, 40, 100}
$K$	0.5
Configuration	Regroupée

Comme nous l'avons vu précédemment, il semblerait que la quantité de signaux que les amibes émettent permette d'expliquer le comportement du modèle. L'expérience 7 a pour objectif de vérifier cette hypothèse. Pour cela, nous allons reprendre certaines configurations que nous avons vues dans l'expérience 5, et mesurer la probabilité d'émission au cours du temps dans ces configurations.

Dans l'expérience 5, nous avons réalisé la moyenne des temps de découverte de la source pour 1000 expériences. Ici, nous mesurons l'évolution de la probabilité d'émission pour une expérience, que nous choisissons pour que son temps de découverte corresponde au temps de découverte moyen dans sa configuration. De plus, afin que les résultats soient lisibles sur un graphique, nous présenterons la moyenne de la probabilité d'émission dans des intervalles de 60 pas de temps.

Cette expérience nous permettra d'avoir une première idée de la façon dont les régimes se caractérisent en terme d'émission de signal, mais également de potentiellement affiner notre première interprétation de l'expérience 5.

### Résultats

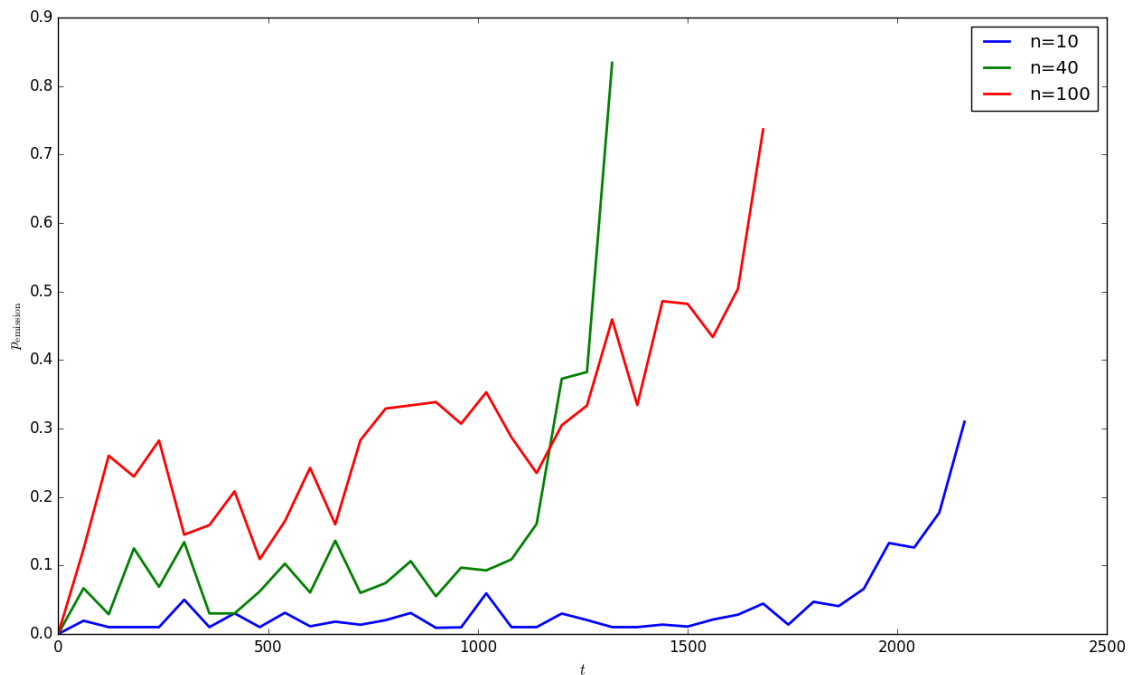


FIGURE B.9 – Résultats de l'expérience 7

On peut voir sur la figure B.9 les résultats de l'expérience 7.

La courbe bleue correspond à la présence de 10 amibes sur la grille. On peut observer que la valeur de  $p_{\text{émission}}$  reste proche de 0.025, jusqu'à  $t \sim 1750$ , moment à partir duquel cette valeur augmente jusqu'à  $t \sim 2150$  où la source est découverte et où  $p_{\text{émission}} = 0.3$ .

La courbe verte correspond à la présence de 40 amibes sur la grille. On peut observer que la valeur de  $p_{\text{émission}}$  reste proche de 0.1, jusqu'à  $t \sim 1000$ , moment à partir duquel cette valeur augmente très brutalement jusqu'à  $t = 1343$  où la source est découverte et où  $p_{\text{émission}} \sim 0.85$ .

La courbe rouge correspond à la présence de 100 amibes sur la grille. On peut observer que la valeur de  $p_{\text{émission}}$  augmente lentement de 0.2 à 0.5, à  $t \sim 1500$ , moment auquel on voit une brusque augmentation de la valeur de  $p_{\text{émission}}$ , qui atteint 0.7 et où la source est découverte.

On observe également que dans les trois configurations, il n'y globalement pas de diminution de  $p_{\text{émission}}$  au cours du temps, même si on observe des diminutions et des augmentations à certains endroits des courbes.

## Interprétation

Dans l'expérience 5, nous avons vu que pour  $N = 10$ , le modèle était plutôt inefficace. Nous avons posé l'hypothèse que ce comportement était dû à une force de dispersion des amibes plus forte que la stratégie collaborative qui les rapproche, et ce parce que les amibes n'émettaient globalement pas assez de signaux. Nos résultats nous permettent de confirmer cette hypothèse. En effet, on peut observer que très peu de signaux sont émis pendant une grande partie de l'exécution du modèle, et que ce n'est que très peu de temps avant la découverte de la source que la quantité de signaux émis commence à augmenter.

Nous avons également observé que pour  $N = 100$ , si le modèle n'était pas aussi inefficace que lorsque  $N = 10$ , on était loin d'une valeur optimale de  $N$ . Deux phénomènes nous semblaient expliquer ce comportement : tout d'abord la force de rassemblement des amibes qui était trop importante et qui ralentissait la progression des amibes, et le phénomène de saturation qui apparaissait assez rapidement et immobilisait quasiment le groupe d'amibes. On peut observer ces deux phénomènes dans cette expérience par des valeurs de  $p_{\text{émission}}$  assez hautes dès le début de l'expérience et qui augmentent au cours du temps et par une progression assez lente (malgré la grande quantité de signal) avant la découverte de la source. En effet, la progression lente indique que la distance entre la source et les amibes n'évolue pas très rapidement (puisque la quantité de signal est fonction de la distance des amibes à la source).

Enfin, nous avons observé que  $N = 40$  correspondait à une valeur optimale de  $N$ . Sur la figure B.9, on peut voir que dans ce cas, la quantité de signaux émis reste stable jusqu'à une brusque augmentation de la quantité de signaux avant la découverte de la source. Nous avons suggéré en conclusion de l'expérience 5 que cet optimum correspondait à un équilibre entre l'agitation et le regroupement des amibes, qui leur permettait de former un groupe ni trop compact, ni trop dispersé, et de se déplacer rapidement vers la source. On peut penser que la partie de la courbe où la valeur de  $p_{\text{émission}}$  reste stable correspond à cet équilibre entre dispersion et rassemblement des amibes. De plus, l'augmentation brutale, juste avant la découverte de la source nous montre que dans cette configuration, le modèle ne rentre dans un régime de saturation que très peu de temps avant la découverte de la source (et donc quand les amibes en sont très proches), et les amibes ne sont ralenties par la saturation que très brièvement.

## Discussion

Tout d'abord, dans le cas où  $N = 100$ , si le phénomène de saturation est observable, il n'est pas très important, et on peut se demander si dans des cas différents, il n'est plus caractéristique et critique. On a par exemple vu que des valeurs de  $p_A$  très faible diminuait l'efficacité du système. Nous avons posé l'hypothèse que ce phénomène s'expliquait par un déséquilibre entre

le regroupement et la dispersion des amibes, mais on peut se demander si la saturation n'a pas également un rôle à jouer.

Ensuite, l'expérience 6 nous a montré que les valeurs optimales de  $N$  n'étaient pas toujours les mêmes en fonction de  $p_A$ , et nous avons posé l'hypothèse de deux équilibres différents en fonction de la valeur de  $p_A$ , un entre l'agitation et le rassemblement, et un entre l'agitation et la saturation. Nous pouvons nous demander si la nouvelle mesure que nous avons introduit dans cette expérience 7 peut nous permettre de vérifier cette hypothèse.

Enfin, nous avons observé que dans cette configuration, l'équilibre entre le rassemblement et l'éparpillement des amibes se situait à une valeur de  $p_{\text{émission}}$  proche de 0.1. On peut se demander si cette valeur d'équilibre est la même dans d'autres configurations et ainsi, si elle constitue un invariant de notre système.

# Annexe C : Ouvertures

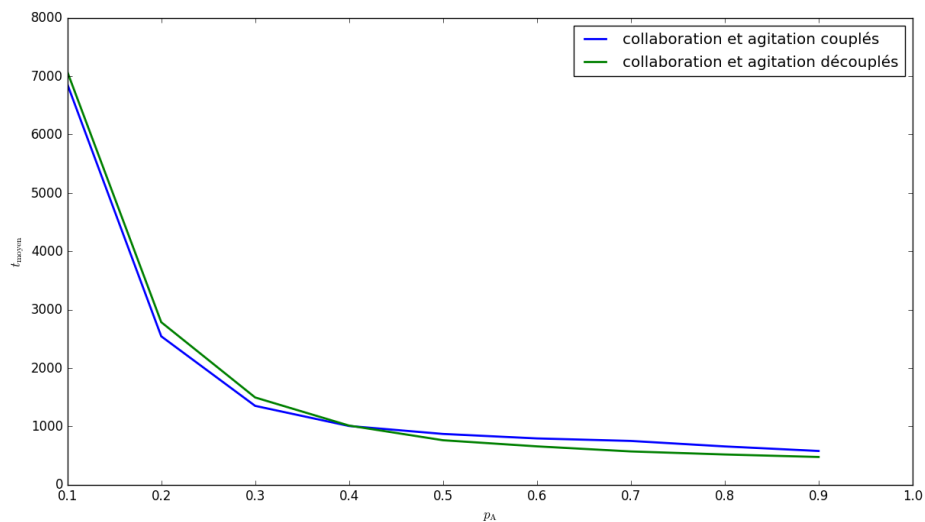


FIGURE C.1 – On constate peut de différence d'efficacité entre un modèle où les comportements sont exclusifs ou inclusifs à chaque pas de temps



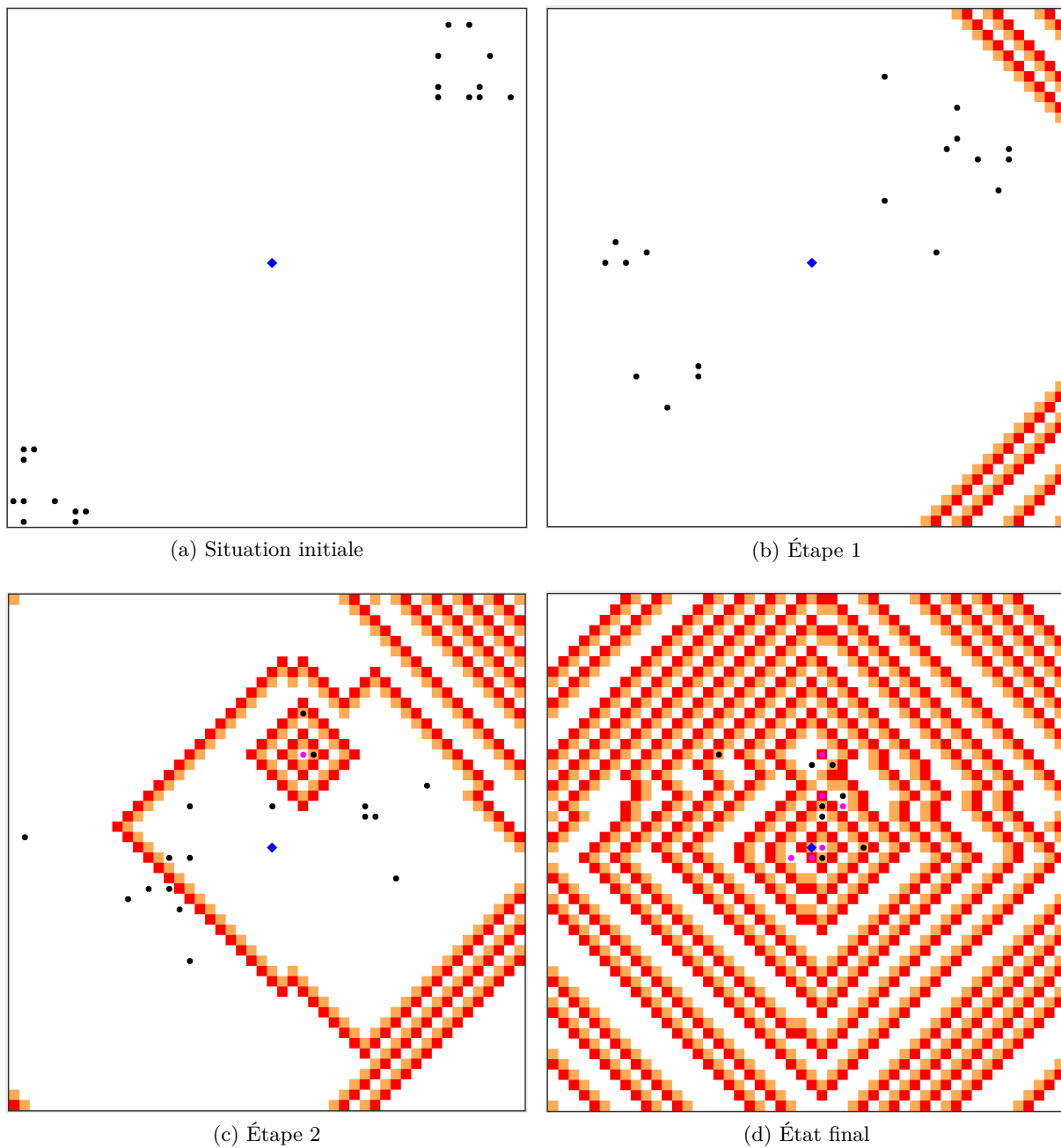


FIGURE C.2 – Progression des amibes dans une configuration en deux groupes

# Annexe D : Premières expériences

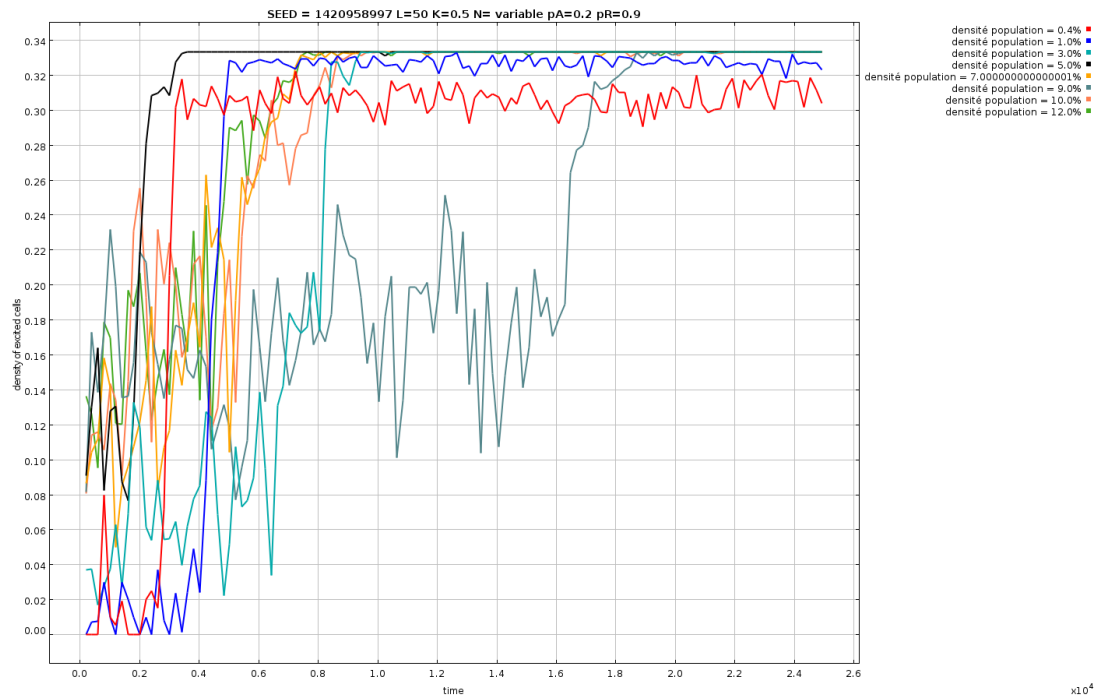


FIGURE D.1 – Schéma mesurant la quantité de cellules en état excitées en fonction du temps et pour plusieurs densité d'amibes sur la grille