

*Remerciements :*

*Je tiens tout d'abord à remercier Christine Bourjot, Vincent Chevrier et François Charpillet pour m'avoir encadré, guidé et soutenu durant ce stage et pour avoir su me transmettre leur motivation.*

*Je réadresse ensuite mes remerciements sincères à François pour m'avoir fait découvrir le laboratoire du LORIA et m'avoir accueilli, l'année dernière, dans l'équipe qu'il dirige .*

*Je n'oublie pas non plus l'ensemble des personnes que j'ai eu la chance de rencontrer durant l'année que j'ai passée à Nancy dans les couloirs du LORIA. Je pense tout d'abord aux résidents du bureau B105 qui m'ont accompagné (et supporté) tout le long de mon travail, à Laurent, grand maître du Borland, à Franck et à ses caméras et à Alain, dont on n'a pas encore réussi à mesurer l'entropie du bureau. Mes pensées vont ensuite dans le désordre au bureau B102, à Olivier pour son aide précieuse sur LATEX, à Gromarik, à David, à Iadine, à Niko et aux fonctions bilinéaires, à JC, à Pierre Antoine, aux Cycab brothers qui bien que deux mangent comme trois, à Bouli et Barbara pour tous les points qu'ils nous ont accordés, à Thierry, à Loïc qui s'est exilé, à David, un homme de parole, à Virginie, à Fabrice, à Matthieu et enfin à Régis et ses blagues à 1 franc 50.*

# Table des matières

<b>I</b>	<b>Introduction</b>	<b>4</b>
<b>II</b>	<b>Systèmes multi-agents et Inspiration biologique</b>	<b>6</b>
<b>1</b>	<b>Systèmes multi-agents</b>	<b>6</b>
1.1	Agent . . . . .	6
1.2	Systèmes multi-agents . . . . .	6
1.3	Différents types de systèmes multi-agents . . . . .	7
1.3.1	Systèmes multi-agents cognitifs . . . . .	7
1.3.2	Systèmes multi-agents réactifs . . . . .	7
<b>2</b>	<b>Inspiration biologique</b>	<b>9</b>
2.1	Démarche suivie . . . . .	9
2.2	Stigmergie . . . . .	10
2.3	Quelques systèmes d’inspiration biologique . . . . .	11
2.4	Modèles fourmis . . . . .	11
2.4.1	Du Fourragement au voyageur de commerce . . . . .	11
2.4.2	Tri de couvains . . . . .	13
2.5	Modèle araignée . . . . .	14
<b>3</b>	<b>Analyse des modèles d’inspiration biologique</b>	<b>16</b>
3.1	Caractéristiques communes . . . . .	16
3.1.1	Lois communes . . . . .	16
3.1.2	Evolution du processus . . . . .	16
3.2	Résultat d’une application et organisation . . . . .	17
<b>4</b>	<b>Intérêts des systèmes multi-agents d’inspiration biologique</b>	<b>18</b>
<b>5</b>	<b>Conclusion partielle</b>	<b>19</b>
<b>III</b>	<b>Application au traitement d’images</b>	<b>20</b>
<b>6</b>	<b>La problématique</b>	<b>20</b>
6.1	Description du problème . . . . .	20
6.2	Pourquoi cette application ? . . . . .	20
6.3	Exemples utilisés . . . . .	21
<b>7</b>	<b>Méthodes utilisées</b>	<b>22</b>
7.1	Segmentation par fusion de régions . . . . .	23
7.1.1	Présentation . . . . .	23
7.1.2	Algorithme . . . . .	23
7.1.3	Résultats de ce système . . . . .	23
7.2	Gaz de neurones . . . . .	24
7.2.1	Présentation du modèle . . . . .	24
7.2.2	Algorithme pour les images binaires . . . . .	25
7.2.3	Extension pour les images à niveau de gris . . . . .	26
7.2.4	Résultats . . . . .	26
7.3	Modèle Araignées . . . . .	27
7.3.1	Présentation du modèle . . . . .	27
7.3.2	Résultats . . . . .	29

7.4	Tri de couvains . . . . .	30
7.4.1	Présentation du modèle . . . . .	30
7.4.2	Algorithme . . . . .	31
7.4.3	Résultats . . . . .	31
<b>IV</b>	<b>Évaluation des systèmes</b>	<b>32</b>
<b>8</b>	<b>Résultat expérimentaux</b>	<b>32</b>
8.1	Comparaison en terme de résultats . . . . .	32
8.2	Étude du processus d'organisation . . . . .	33
8.2.1	Influence de la sélectivité . . . . .	33
8.2.2	Influence de la probabilité de retour sur toile . . . . .	33
8.2.3	Influence de la probabilité de suivre un fil . . . . .	33
8.2.4	Conséquences . . . . .	33
8.2.5	Conclusion . . . . .	34
<b>9</b>	<b>Une voie pour évaluer l'organisation : l'entropie</b>	<b>35</b>
9.1	Présentation . . . . .	35
9.2	Dans le cadre multi-agents . . . . .	35
9.2.1	Le processus d'organisation . . . . .	35
9.2.2	L'organisation structurelle . . . . .	35
<b>V</b>	<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>37</b>
<b>VI</b>	<b>Annexes</b>	<b>39</b>
<b>10</b>	<b>Résultats</b>	<b>39</b>
10.1	Segmentation par fusion de régions . . . . .	39
10.2	Gaz de neurones . . . . .	41
10.3	Modèle Araignée . . . . .	43
10.4	Influence de la probabilité de suivre un fil . . . . .	45
10.5	Modèle de tri de couvains . . . . .	46

# Première partie

## Introduction

Comment les fourmis parviennent-elles à récolter ensemble et sans supervision de la nourriture souvent éloignée de leur nid ? Comment parviennent-elles ensuite à retrouver leur point d'origine ? De quelle manière les termites arrivent-elles à construire d'un commun accord leur termitière extrêmement structurée ? Comment se fait la spécialisation chez des insectes dont aucun caractère extérieur ne permet de les différencier, comme le cas des abeilles polistes ? Comment les araignées sociales se coordonnent-elles pour construire des toiles gigantesques caractérisées par certaines propriétés architecturales toujours présentes ? Toutes ces questions ont fasciné de nombreux philosophes et scientifiques, qu'ils soient biologistes ou non. Les philosophes voyaient dans les sociétés d'arthropodes une métaphore et un exemple de société humaine, d'ailleurs ne compare-t-on pas encore, de manière abusive, certaines ethnies à des fourmis ? Les scientifiques y voyaient un terrain d'études attirant qui fut parfois à l'origine d'une vocation. Par exemple, Feynman, physicien de grand renom qui s'est distingué par ses apports sur les interactions entre particules, décrit dans son autobiographie ("vous voulez rire monsieur Feynman ?", Éditions Broché) comment il est parvenu, à l'aide d'un raisonnement scientifique, à repousser une invasion de fourmis en se servant de leur propre processus d'organisation.

Avec l'apport de la cybernétique qui a consisté à élaborer des modèles comportementaux à l'aide de boucles fermées, l'étude mathématique de tels systèmes est devenue possible. Il y a une dizaine d'années, elle a conduit à des modèles de systèmes multi-agents réactifs simulant les comportements collectifs de certains arthropodes. A l'heure actuelle, ces modèles continuent de générer pléthores d'articles et de publications, d'autant plus qu'ils sont liés à beaucoup de domaines connexes comme l'organisation ([Atl92], [Hey99]) et les phénomènes d'émergence ([Heu98]).

Ces mêmes modèles réutilisés dans un cadre applicatif ont permis en outre d'obtenir des méthodes performantes de résolution distribuée de problèmes particulièrement difficiles comme le problème du voyageur de commerce ([MD96]) ou le routage de paquets dans un réseau ([CD98]). Cependant, pour le moment, aucune autre voie que l'évaluation empirique des paramètres régissant ces modèles n'a pu être établie, réduisant ainsi considérablement leur intérêt. L'objectif du stage de DEA a donc consisté à mettre en oeuvre une démarche pour l'évaluation de systèmes multi-agents réactifs dans un cadre applicatif afin de se donner des pistes pour pouvoir, dans d'autres travaux effectués par la suite, systématiser en partie la réutilisation de ces modèles dans d'autres domaines. Une telle démarche a permis d'aboutir par le passé à des systèmes fonctionnels possédant de bons résultats pour des problèmes d'affectation sous contraintes [FLB98].

L'équipe MAIA qui s'inscrit dans le domaine de l'intelligence artificielle et qui a encadré ce stage est particulièrement intéressée par ces travaux puisque son principal axe de recherche consiste à élaborer des modèles comportementaux réactifs afin de les utiliser ensuite pour des applications informatiques dotées de capacités perceptives et décisionnelles. Il s'agit de manière plus précise de modéliser des agents, leurs comportements et les interactions qu'ils ont avec leur environnement et éventuellement d'autres agents lorsqu'ils sont plusieurs à évoluer et à communiquer dans un même monde.

Cet axe de recherche central se décline en plusieurs objectifs :

- L'analyse de comportements. Il s'agit tout d'abord de modéliser les comportements d'un système pour ensuite interpréter les actions qu'il a pu entreprendre et évaluer l'état dans lequel celui-ci a la plus grande probabilité de se trouver. Dans cette optique, l'équipe MAIA est à l'origine de projets liés au diagnostic médical comme "Diatelic". Diatelic est une application destinée au milieu hospitalier et basée sur des Modèles markoviens qui, à partir du modèle du patient qui a été établi, estime son état physiologique interne grâce aux mesures

fournies par les appareils présents. Un second exemple serait la modélisation d'utilisateurs ("user modeling"). Désormais, il s'agit de déterminer de manière automatique la catégorie d'un utilisateur et l'objectif qu'il cherche à atteindre dans le but de lui fournir le service le plus pertinent.

- La conception de comportements. Le second objectif de MAIA est de concevoir des modèles comportementaux afin d'obtenir des agents capables de résoudre individuellement ou collectivement une tâche complexe donnée. On trouve par exemple dans cette catégorie tous les problèmes liés à la robotique autonome et à la planification. Dès lors, l'intérêt du modèle est de fournir une réponse adaptée à la situation qui aura été estimée ou reconnue.

Le thème de ce rapport, "Les systèmes multi-agents d'inspiration biologique" se place dans ce dernier axe. La modélisation de phénomènes biologiques observables dans la nature et de comportements déjà éprouvés par la sélection naturelle va permettre de contourner l'étape complexe de conception. Il reste alors à déterminer comment les modèles obtenus peuvent être réutilisés.

La démarche suivie au cours du DEA s'articule autour des idées suivantes : Dans la première partie nous situerons de manière précise nos travaux et les problématiques qui y sont liées. Nous nous familiariserons en outre avec quelques systèmes multi-agents d'inspiration biologique. Ensuite, la complexité des modèles qui aura été mise en évidence nous conduira à nous restreindre dans la seconde partie à une application particulière : l'extraction de régions dans une image à niveau de gris pour évaluer la faisabilité d'une approche fondée sur certains systèmes multi-agents d'inspiration biologique. Enfin, notre réflexion nous mènera dans la dernière partie à la nécessité d'évaluer de manière quantitative l'organisation de systèmes multi-agents pour pouvoir réutiliser le modèle de manière pertinente dans un cadre applicatif.

## Deuxième partie

# Systèmes multi-agents et Inspiration biologique

*"elles sont intelligentes ? " s'enquit Snibril.  
- Collectivement oui. Individuellement, elles sont stupides.  
- Ha ! tout le contraire de nous, en fait.  
Terry Pratchett - "Le peuple du tapis"*

## 1 Systèmes multi-agents

Cette partie va être consacrée à la présentation du cadre théorique dans lequel le stage de DEA s'est situé et de la manière dont les systèmes que nous étudierons s'agencent au sein des différents systèmes multi-agents.

### 1.1 Agent

Avant de s'intéresser à un ensemble d'agents en interaction, la notion d'agent mérite un examen approfondi.

Un agent (cf [SF96]) est défini comme une entité physique (robot par exemple) ou logicielle (application logicielle) locale, située dans un environnement et dotée de capacités perceptives limitées, de capacités décisionnelles et d'effecteurs qui lui permettent d'accomplir certaines actions. L'environnement quant à lui, est constitué par l'ensemble des éléments extérieurs à l'agent. Le comportement schématique d'un agent peut être résumé en plusieurs étapes. Ainsi, tout d'abord, l'agent acquiert des perceptions qui le renseignent sur l'état d'une partie de l'environnement. Ensuite, à l'aide de ces informations et des capacités cognitives qu'il possède, l'agent peut décider de l'action à entreprendre afin d'atteindre la tâche qui lui a été confiée. Enfin, cette action est effectuée grâce aux actuateurs de l'agent et a pour objectif une modification de l'état du monde dans lequel il évolue.

Ce comportement peut être représenté par ce qu'on appelle la boucle perception/action représentée à la figure 1.

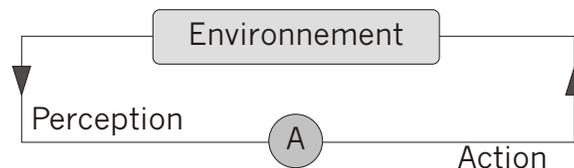


FIG. 1 – Boucle perception/action

### 1.2 Systèmes multi-agents

Un système multi-agents ([Fer97]) est constitué par plusieurs entités. Comme son nom l'indique il est tout d'abord composé d'un ensemble d'agents tels qu'ils ont été présentés dans le paragraphe précédent. Ces agents évoluent tous dans le même environnement, défini par ce qui est extérieur à l'ensemble des agents. Il s'agit de la deuxième composante d'un tel système. Enfin, pour qu'un agent puisse tirer profit des informations possédées par un autre agent, il faut adjoindre à la

définition un ensemble d'interactions entre agents et éventuellement des protocoles de communication.

L'ensemble des interactions génèrent ce que l'on nomme l'"organisation". Il s'agit de l'agencement des relations entre composants, c'est à dire les différents agents et l'environnement. Jacques Ferber définit (cf [MAR96]) le terme organisation de la manière suivante : " les organisations constituent à la fois le support et la manière dont se passent les interrelations. [...] L'organisation désigne donc à la fois le processus d'élaboration d'une structure et le résultat même de ce processus." Elle détermine les actions effectuées par chacun et la manière dont se fait l'utilisation des canaux de communications définis par les interactions.

Un système multi-agents est donc caractérisé par :

- Un ensemble A d'agents
- Un environnement E
- Un ensemble d'interactions I
  - Les interactions entre un agent et l'environnement
  - et les interactions entre un agent et d'autres agents
- Une organisation O

Les intérêts de systèmes multi-agents sont multiples : Il s'agit d'améliorer le rapport performances/ressources utilisées par des effets de synergie. Celle-ci est définie comme la mise en commun d'actions vers un même objectif afin de réduire les coûts nécessaires pour atteindre ce but. L'autre intérêt non négligeable des systèmes multi-agents réside dans le parallélisme inhérent au modèle. Les avantages spécifiques aux systèmes multi-agents d'inspiration biologique seront décrits ultérieurement dans une partie qui leur sera consacrée (cf 4).

### 1.3 Différents types de systèmes multi-agents

Les systèmes multi-agents peuvent être décomposés en deux sous-classes en fonction de la complexité des traitements que les agents qui le constituent peuvent effectuer ([Foi98], [Fer97]). Cette notion de complexité est très subjective et dépend de la manière dont on perçoit l'agent, néanmoins, il est possible de distinguer les deux catégories suivantes :

- Les systèmes multi-agents cognitifs
- Les systèmes multi-agents réactifs

#### 1.3.1 Systèmes multi-agents cognitifs

Les systèmes multi-agents cognitifs sont fondés sur les agents les plus complexes. Ils ont tout d'abord une intentionnalité : ils possèdent une représentation du but qu'eux et la communauté qu'ils forment cherchent à atteindre. Pour cela, ils construisent, à partir de leur perceptions, un modèle de leur environnement. Cette formalisation leur permet de raisonner sur l'avancement de la résolution de la tâche à accomplir et sur l'enchaînement des actions qui leur restent à entreprendre. Enfin, ils peuvent éventuellement modéliser la présence d'autres agents, les prendre en considération dans la planification de leurs tâches et échanger avec eux de l'information à l'aide de protocoles de communication directe et des données partagées.

Ces protocoles de communications et ces données partagées constituent l'organisation d'un tel système et n'évoluent pas en cours d'exécution. L'organisation est donc définie par une entité extérieure au système : son concepteur.

#### 1.3.2 Systèmes multi-agents réactifs

Les systèmes multi-agents réactifs sont fondés sur des agents beaucoup plus simples que dans le cas de système multi-agents de type cognitif. Ceux-ci, basés sur une architecture de type stimulus-

réponse, ne réagissent qu'en fonction de leur monde perceptif. Ils n'ont pas d'objectif à proprement parler mais disposent de règles comportementales éventuellement stochastiques qu'ils appliquent sans les remettre en cause. Chaque item comportemental est défini par un ensemble de conditions de déclenchement et par une densité de probabilités permettant de déterminer l'action que l'agent va entreprendre. Ce type d'agent ne peut pas vraiment être qualifié d'intelligent car aucun traitement de l'information n'est réellement effectué et car les agents agissent en fonction de réflexes conditionnés.

L'organisation dans un système multi-agents de ce type se fait par la coordination des comportements et des stimuli-réponses. C'est la notion de chaînage de comportements. Comme l'environnement dans le cadre de systèmes multi-agents réactif, guide les comportements, il joue le rôle de mémoire collective et assure la coordination des différentes actions.

C'est de cette coordination que va pouvoir apparaître des comportements collectifs non présents explicitement au sein de l'agent. Ce phénomène est qualifié d'émergence. Paul Bourguin décrit l'émergence de la manière suivante : "Les systèmes dynamiques auto-organisés, composés d'un très grand nombre d'entités en interaction manifestent des propriétés globales qui n'existent pas au niveau de leur entités de base et que l'on désigne sous le nom de "propriétés émergentes"".

L'intérêt des systèmes multi-agents réactifs réside dans la facilité à mettre en oeuvre de tels systèmes, cependant, le prix à payer est la difficulté à l'heure actuelle pour prédire l'organisation résultante. Ainsi deux problématiques complémentaires apparaissent.

En premier lieu, il faut faire face à la problématique de conception de tels systèmes. Le concepteur de systèmes multi-agents réactifs suit une approche bottom/up qui consiste à définir les règles comportementales individuelles stimulus-réponse des agents pour obtenir à l'exécution l'apparition des comportements collectifs émergents souhaités qui pourraient permettre la résolution collective du problème auquel la communauté d'agents est confrontée. Cette approche récente s'est avérée particulièrement complexe.

Ensuite, une seconde problématique peut être mise en évidence. Il s'agit d'un problème de garantie de résultats. En effet, l'organisation d'un système réactif peut être décrite par trois éléments complémentaires ([MAR96], [Atl92]) :

- Tout d'abord par la manière dont se fait le processus d'organisation. On peut ainsi se demander comment les comportements s'enchaînent les uns aux autres pour conduire à ces propriétés émergentes ?
- Par l'organisation structurelle générée. L'organisation structurelle correspond aux relations existantes entre les composants d'un système multi-agents. C'est à dire la manière par laquelle chaque élément influe et impose des contraintes sur les autres éléments du système. La question qui se pose lorsqu'une organisation semble se mettre en place est de savoir quelles vont être les propriétés émergentes observées et leurs caractéristiques. On peut par exemple, s'intéresser à la robustesse du comportement émergent par rapport à un bruit présent dans l'environnement ou à l'apparition éventuelle de boucles de comportements.
- Enfin, par l'organisation fonctionnelle, c'est à dire la manière dont l'organisation et les comportements qui en résultent permettent la résolution collective du problème auquel la société d'agents doit faire face. Il s'agit alors de se placer dans un cadre applicatif pour évaluer la pertinence des solutions obtenues, que ce soit en terme de coût, en terme de qualité voire même de rapport qualité sur coût.

Pour un modèle de comportement individuel donné, il faut savoir évaluer le produit multiple d'un système multi-agent réactif dans le but de pouvoir produire à partir du modèle théorique développé des applications pour lesquelles on pourra assurer un certain nombre de résultats.

Le stage de DEA s'est placé dans ce cadre. La démarche suivie qui va être explicitée dans le prochain paragraphe est la suivante : s'inspirer dans un premier temps de systèmes réactifs obser-

vables dont on peut mesurer dans la nature un certain nombre de paramètres et à partir duquel on peut établir des lois comportementales. Cette étape va répondre à la problématique de conception.

Le véritable travail du DEA a consisté, une fois cette première étape franchie à évaluer les trois éléments d'un produit de système multi-agents réactif : l'organisation fonctionnelle, l'organisation structurelle et le processus d'organisation dans le but de pouvoir générer par la suite des applications utilisables et pertinentes pour répondre à un problème donné.

## 2 Inspiration biologique

### 2.1 Démarche suivie

En effet, un moyen pour contourner la complexité de l'élaboration de systèmes multi-agents réactifs est de s'inspirer de l'existant et des phénomènes collectifs observables, de les modéliser pour en faire ensuite une base à partir de laquelle il sera possible de construire d'autres systèmes multi-agents. Cette considération est à l'origine des systèmes multi-agents qualifiés "d'inspiration biologique".

Les sociétés animales et plus particulièrement les sociétés organisées comme celle des termites et celle des fourmis ont constitué la source d'inspiration principale (cf [EB99]). En effet, les biologistes, les éthologues et avant eux, les philosophes étudient depuis longtemps les sociétés d'insectes. Les comportements collectifs observés qui semblaient complexes les intriguaient car il était difficile de concevoir comment les insectes pouvaient élaborer de tels plans à partir des capacités cognitives réduites qu'on leur attribuait. A partir de toutes les études qui ont été menées, les éthologues ont, de manière inductive, émis des hypothèses qui permettaient de rendre compte des phénomènes observés.

Le travail de l'informaticien a ensuite consisté à mathématiser ces hypothèses biologiques pour obtenir un modèle qu'il serait possible d'implanter sur une machine. Enfin, les résultats obtenus de manière informatique ont été confrontés aux résultats observés dans la nature afin de valider les modèles mathématiques et les hypothèses des biologistes.

Cependant, le travail de l'informaticien ne s'arrête pas là. En effet, il dispose désormais d'un modèle mathématique capable d'émuler les comportements collectifs d'une société animale (le plus souvent des arthropodes). Or les comportements animaux qui ont été observés ne sont pas innocents, ils permettent à l'espèce animale considérée de survivre à l'épreuve de la sélection naturelle en résolvant un problème auquel il lui arrive d'être confrontée. Par exemple, il peut s'agir du comportement performant de récolte chez les fourmis vital pour la survie de la colonie. Les considérations précédentes impliquent que ces comportements et donc leur modélisation possèdent des caractéristiques particulières qu'il va falloir tout d'abord mettre en évidence et ensuite exploiter.

La dernière étape de la génération de systèmes multi-agents (cf figure 2) d'inspiration biologique réside dans la réutilisation du modèle mathématique obtenu compte tenu des propriétés qui le caractérisent. Il s'agit d'extraire du domaine biologique le modèle et d'en définir une interface pour pouvoir le lier à d'autres champs d'applications. Il est alors possible de générer de nouvelles méthodes de résolution distribuée dont les performances restent à être évaluées. Les sociétés d'insectes ne sont alors plus qu'une métaphore permettant de guider un système multi-agents.

Dans cette optique, l'équipe MAIA s'est intéressée aux travaux sur les araignées sociales du laboratoire de biologie du comportement de Nancy 1. L'association qui en a résulté a permis la validation des hypothèses biologiques formulées et l'obtention d'un modèle propre au LORIA. Ce modèle ainsi que quelques autres rencontrés fréquemment dans la littérature seront décrits dans

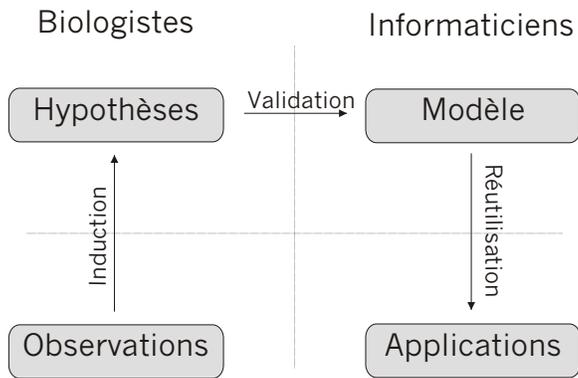


FIG. 2 – L’inspiration biologique

un prochain chapitre (cf 2.3).

## 2.2 Stigmergie

La plupart des modèles biologiques que nous allons présenter et exploiter par la suite est fondée sur la notion biologique de stigmergie qui a un lien fort avec les systèmes multi-agents réactifs. Grassé a décrit ce processus de manière précise dans les études qu’il a conduites sur les constructions de termitières [Gra59]. Selon lui, un processus est stigmergique lorsque ”la coordination des tâches, la régulation des constructions ne dépendent pas directement des ouvriers mais des constructions elles-mêmes. L’ouvrier ne dirige pas son travail, il est guidé par lui.”.

La stigmergie peut être comprise comme un chaînage externe de comportements. En effet, supposons par exemple l’existence de deux agents, l’agent A et l’agent B qui observent le même environnement. L’agent A, à partir de ses perceptions, décide d’une action. Cette action a pour conséquence une modification de l’environnement. Celle-ci va être perçue par l’agent A et l’agent B et va induire de nouveaux comportements en réaction au nouvel environnement produit. L’agent B va alors décider à partir de ce nouvel environnement d’une nouvelle action qui induira de la même manière de nouveaux comportements.

Ceci peut être résumé par le schéma figure 3

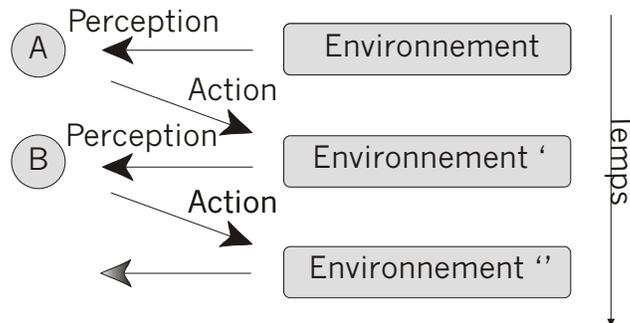


FIG. 3 – Stigmergie

Comme on peut le constater, cette notion est fondée sur la réactivité des agents aux variations

de l'environnement qui coordonnent leurs actions. Les systèmes biologiques basés sur la notion de stigmergie peuvent donc être effectivement modélisés par des systèmes multi-agents réactifs. Ceci explique pourquoi la stigmergie est au coeur des systèmes biologiques que nous allons étudier.

## 2.3 Quelques systèmes d'inspiration biologique

L'objectif de ce chapitre est de présenter de manière assez succincte mais néanmoins précise un certain nombre de modèles d'inspiration biologique basés sur la notion de stigmergie à partir desquels il sera possible d'extraire les caractéristiques communes à la plus grande partie des systèmes multi-agents de ce type.

L'étude va se focaliser sur trois modèles particuliers : le modèle fourmis à base de phéromones car il constitue le modèle de référence incontournable, le modèle de tri de couvains qui sera utilisé pour générer une application originale et le modèle araignée propre au laboratoire.

Le lecteur intéressé par d'autres modèles biologiques comme les phénomènes de spécialisation chez les abeilles polistes ou de construction chez les termites, qui ne seront pas abordés dans ce document, peut se référer à [EB99], [BT94] et [GT97] dans lesquels ils sont décrits.

## 2.4 Modèles fourmis

*L'expérience animale la plus partagée  
entre tous les humains de la terre  
est la rencontre avec des fourmis*

Bernard Werber - "le livre secret des fourmis"

Les fourmis, présentes sur la majorité des continents, sont des insectes facilement observables. Les comportements collectifs dont nous avons tous ou presque été témoins sont particulièrement performants. C'est le cas par exemple du comportement de fourrageant lorsqu'une partie de la colonie part en chasse pour rapporter de la nourriture. Cela explique pourquoi le modèle de fourmis virtuelles a été le premier modèle multi-agents d'inspiration biologique à voir le jour.

### 2.4.1 Du Fourrageant au voyageur de commerce

◇ *Point de vue Biologique*

A partir d'une expérience simple (cf figure 4), Deneubourg ([EB99]) a mis en évidence le processus par lequel une colonie de fourmis parvenait à décider du chemin à emprunter pour atteindre ses moyens de subsistance. Dans cette expérience, une source de nourriture était disposée à l'extérieur de la fourmilière et seuls deux ponts y permettaient l'accès. Au commencement de l'expérience, les fourmis choisissaient indifféremment un pont ou l'autre, mais, au fur et à mesure du déroulement de l'expérience, la quantité de fourmis parcourant le pont le plus court pour aller chercher de la nourriture augmentait, jusqu'à ce que la plupart du temps, la colonie toute entière décidait d'emprunter ce chemin. Si les deux ponts sont de longueur identique, après quelques fluctuations initiales, l'ensemble des fourmis finit par emprunter le même chemin, chemin qui peut varier d'une expérience à l'autre. Deneubourg venait donc de déceler la présence d'une décision collective.

D'autres études permirent d'avancer l'hypothèse d'un processus stigmergique : les phéromones que les fourmis déposent lors de leur trajet modifient le comportement de la colonie. Ainsi plus le chemin est marqué par des phéromones, plus la fourmi aura tendance à emprunter ce chemin. Les résultats de l'expérience peuvent donc être interprétés de la manière suivante : au départ, les deux ponts ne sont pas marqués, et la fourmi qui décide d'aller chercher de la nourriture choisit aléatoirement un des embranchements. La fourmi qui arrive la première à la source de nourriture remarquera que le chemin qu'elle a parcouru sera marqué par la trace qu'elle y aura déposée

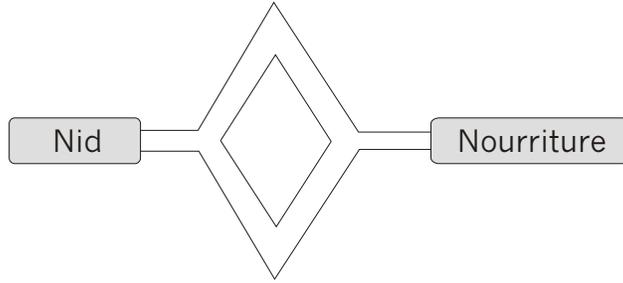


FIG. 4 – Expérience de Deneubourg

alors que l'autre chemin sera resté vierge. Cette fourmi aura donc tendance à revenir en suivant le passage qu'elle a emprunté. Ce chemin sera alors marqué deux fois, ce qui incitera les fourmis suivantes à suivre la même piste. Et le passage sera de plus en plus renforcé. Bien entendu, ce raisonnement est simplificateur parce qu'il faut tenir compte de l'évaporation des phéromones et que la première fourmi ne va pas forcément suivre le chemin par lequel elle est arrivée, même si elle y est incitée. Une modélisation précise de ces comportements est ainsi requise pour valider si les phéromones permettent à eux seuls d'expliquer la décision ce qui s'avérera, suite aux résultats du modèle développé, effectivement correct.

◇ *Modèle théorique*

Ce modèle théorique élaboré par Deneubourg [BT94] peut être représenté par le système multi-agents réactif suivant :

- Les agents sont des fourmis virtuelles qui se déplacent à l'intérieur d'un graphe et déposent des phéromones le long de ses arcs. Ces agents prennent une décision à chaque embranchement : ils doivent déterminer en fonction de perceptions locales qui sont les quantités de phéromones sur les arcs partant du noeud où ils se situent quel embranchement emprunter. Le choix entre deux embranchements  $i$  et  $j$  se fait selon la probabilité suivante :

$$p_i = \frac{(k + C_i)^2}{(k + C_i)^2 + (k + C_j)^2}$$

$p_i$  est la probabilité d'emprunter l'embranchement  $i$ ,  $k$  un coefficient du modèle à définir,  $C_i$  la concentration de phéromones sur l'embranchement  $i$ ,  $C_j$  la concentration sur l'embranchement  $j$ . De plus, ces fourmis virtuelles doivent décider lors de leur parcours quelle est la quantité de phéromones à déposer sur l'arc.

- L'environnement est constitué par le graphe et la concentration de phéromones sur chacun des arcs. Cet environnement peut être modifié par les fourmis virtuelles (dépôt de phéromones) et évolue de lui-même au cours du temps à cause de l'évaporation à taux constant des phéromones.
- Enfin les interactions ne sont que des interactions indirectes. Les fourmis laissent des traces de leur passage qui sont perçues par leur congénères et modifient leur comportement.

Cependant, le modèle seul ne suffit pas, en effet, les comportements sont conditionnés par un nombre important de facteurs qu'il faut évaluer empiriquement et qui sont assez complexes à déterminer. Ces coefficients sont : le nombre de fourmis, le coefficient  $k$ , la quantité de phéromones déposée sur un arc, la vitesse de déplacement des fourmis et le coefficient d'évaporation des phéromones.

◇ *Applications*

Le modèle mathématique qui vient d'être présenté a permis de résoudre de manière particulièrement efficace des problèmes d'optimisation combinatoire.

Les modèles ACO Ant Colony Optimization ([EB99]) introduits par Dorigo et héritant du modèle construit par Deneubourg ont permis d'obtenir les meilleures solutions trouvées jusqu'à présent au problème du voyageur de commerce [MD96]. Au vu des résultats précédents, ces modèles sont la base de nouvelles méthodes prometteuses pour la résolution de problèmes d'optimisation combinatoire comme le routage de paquets dans les réseaux ([CD98]) ou les problèmes d'affectation quadratique ([BT94]).

### 2.4.2 Tri de couvains

#### ◊ *Point de vue Biologique*

Ce second modèle s'inspire lui aussi de comportements collectifs observés chez les fourmis : le tri des couvains et des cadavres. Des éthologues se sont aperçus que certaines espèces de fourmis (Messor sancta par exemple) parviennent à nettoyer leur nid en organisant collectivement des cimetières composés de cadavres empilés les uns sur les autres.

Ce phénomène a pu être reproduit à l'aide d'une approche stigmergique pour donner naissance à un modèle mathématique utilisé pour la classification de données. L'idée est la suivante : plus un cadavre est isolé, plus la fourmi a de chances de ramasser ce cadavre. La probabilité pour une fourmi porteuse de déposer ce qu'elle transporte suit une règle inverse : plus le monticule observé est important, plus la probabilité de déposer le corps au sol sera grande. Ces deux comportements élémentaires suffisent pour observer l'apparition de monticules comme le montrera le modèle théorique inspiré de ce comportement et développé par Deneubourg([EB99]).

#### ◊ *Modèle théorique*

Ce modèle est défini par les entités suivantes :

- L'environnement est un espace de dimension quelconque dans lequel ont été déposés des objets identiques.
- les agents sont des fourmis virtuelles qui évoluent dans cet environnement. Ces fourmis virtuelles n'ont qu'une perception locale de leur environnement et des objets qui y sont déposés. Elles doivent donc estimer la concentration  $f$  d'objets dans la partie du monde qu'elles explorent. Cette concentration est évaluée à partir du nombre d'objets que la fourmi virtuelle a rencontrés lors de ses déplacements. Un agent peut à chaque instant effectuer une action qui consiste à prendre ou à poser un objet puis, se déplacer dans une direction aléatoire. La probabilité pour une fourmi de prendre l'objet situé au sol est, conformément aux hypothèses biologiques, une fonction décroissante de  $f$  dont le résultat est compris entre 0 et 1.

$$p_p = \left(\frac{k_1}{k_1 + f}\right)^2$$

De la même manière, la probabilité de déposer au sol un objet est déterminée par la loi suivante :

$$p_d = \left(\frac{f}{k_2 + f}\right)^2$$

Cette fonction quant à elle est une fonction croissante de  $f$ , comme cela a été décrit par les biologistes.

Les variables  $k_1$  et  $k_2$  sont des paramètres du modèle à déterminer empiriquement.

#### ◊ *Applications*

Ce modèle a été adapté par Lumer et Faieta [LF94] pour effectuer de l'analyse de données. Des fourmis virtuelles évoluent dans une base de données et déplacent des éléments de cette base en

fonction d'un critère de dissimilarité entre un objet donné et les objets présent dans un voisinage pour former des monticules auxquels il faudra par la suite donner un sens. Nous aurons l'occasion de revenir sur ce modèle dans 7.4.

## 2.5 Modèle araignée

Le modèle araignée est un modèle propre à l'équipe MAIA, le fruit d'une collaboration avec le laboratoire de biologie et physiologie du comportement de Nancy1. C'est pourquoi il mérite que nous nous y attardions.

### ◊ *Point de vue biologique*

Parmi les 35000 espèces d'araignées connues, seules une quinzaine d'espèces sont sociales. Cette caractéristique, présente chez l'*Anelosimus eximius* de Guyane, a motivé à elle seule les études qui ont été faites. En effet, l'observation d'araignées sociales qui pouvaient aussi, comme cela avait été constaté, mener une vie solitaire, avait pour objectif de mettre en évidence les facteurs permettant la présence et la collaboration de plusieurs individus.

Le plus étonnant concernant cette variété d'araignées reste le processus de construction de toile. En effet, ces araignées qui ne dépassent pas 0,5 cm parviennent en se coordonnant à construire une toile atteignant fréquemment  $100 m^3$  et pouvant aller jusqu'à  $1200 m^3$ . Ces toiles sont, de plus, caractérisées par une structure particulière : même si elles dépendent fortement de l'environnement dans lequel elles ont été construites, elles se présentent toujours sous la forme d'un hamac surmonté d'un réseau de fils (cf figure 5).



FIG. 5 – Exemple de toile

L'étude du processus de construction de ces toiles a permis aux biologistes d'émettre un certain nombre d'hypothèses : les araignées sociales comme certaines sociétés d'insectes présenteraient des processus stigmergiques basés sur l'attraction exercée par la soie qui a été déposée. La stigmergie permettrait à elle seule d'expliquer la coopération entre individus.

### ◊ *Modèle théorique*

A partir d'expériences effectuées par les biologistes et des hypothèses qui ont été émises, l'équipe MAIA en collaboration avec les laboratoires de biologie de Nancy1, a pu établir un modèle mathématique permettant de simuler le processus de construction de toile ([CB01]).

- L'environnement est représenté par une grille carrée composée de piquets, chacun d'entre eux étant caractérisé par une hauteur. Les sommets de ces piquets correspondent aux lieux atteignables par les araignées.

- Les agents sont des araignées virtuelles qui évoluent dans cet environnement. Le comportement solitaire d'une araignée est constitué de deux étapes et modélisé par les règles suivantes :

- L'araignée se déplace aléatoirement dans son environnement. Pour cela, elle observe un voisinage donné centré autour de sa position. L'araignée peut alors choisir de se déplacer parmi les piquets appartenant à ce voisinage ou de suivre un fil qu'elle aurait perçu sur sa case pour se rendre sur un piquet qui n'est plus forcément adjacent. C'est ici qu'intervient le processus stigmergique : la présence de fils de soie et l'attraction qui en résulte modifie le comportement de l'agent. L'araignée attribue ainsi un poids à chacune des possibilités évoquées. Elle attribue un poids de un aux cases adjacentes et un poids de  $f(nb\ fils)$  fois le coefficient d'attraction de la soie aux cases atteignables par un fil. Cela fournit à l'agent une densité de probabilités d'atteindre chacune des cases accessibles. Un tirage aléatoire détermine enfin le déplacement réellement effectué.

La figure 6 illustre cet item comportemental.  $f$  est la fonction identité et le coefficient d'attraction

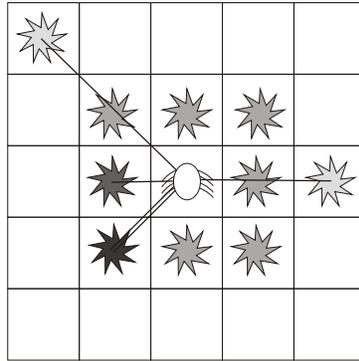


FIG. 6 – Exemple de situation pour le déplacement

d'un fil est égal à 1. Plus la case est sombre, plus la probabilité d'atteindre la case est importante. Si l'on prend par exemple la case située en bas à gauche de l'araignée, l'araignée lui a attribué la somme de deux poids, un poids de 1 car la case est adjacente à la case de l'araignée et un poids de deux fois le coefficient d'attraction de la soie car deux fils relient l'araignée à cette case. Ceci explique pourquoi la probabilité pour atteindre cette case est la plus importante.

- Une fois que l'araignée s'est déplacée, elle doit décider si elle pose un fil sur le piquet qu'elle vient d'atteindre. Cet item comportemental est lui aussi un processus stochastique, mais celui-ci est simplement régi par une probabilité constante.

Les résultats obtenus à l'aide de ce modèle se sont avérés proches des observations effectuées par les éthologues. Ainsi, même s'il n'est pas sûr que le comportement réel d'une araignée corresponde à ce modèle, ce dernier permet de simuler de tels comportements. Il faut désormais extraire les propriétés du système multi-agents généré pour pouvoir appliquer ce modèle à d'autres domaines.

#### ◊ Applications

Comme le modèle araignée est un modèle datant de quelques années seulement, il reste à découvrir les problématiques qu'il pourrait résoudre. Néanmoins, une application particulière a vu le jour : l'extraction de régions dans une image qui sera présentée ultérieurement et dont on testera

la pertinence.

### 3 Analyse des modèles d'inspiration biologique

*Une société s'autoproduit sans cesse  
parce qu'elle s'autodétruit sans cesse*  
Edgar Morin - "Le paradigme perdu"

#### 3.1 Caractéristiques communes

Maintenant que quelques systèmes multi-agents d'inspiration biologique ont été présentés, il convient d'extraire les caractéristiques communes aux processus pour mettre en évidence les difficultés auxquelles il va falloir faire face et pour appréhender la manière dont peut s'organiser une communauté d'agents définis dans ce cadre.

##### 3.1.1 Lois communes

Tout d'abord, bien évidemment, tous ces systèmes sont des systèmes multi-agents réactifs basés sur des processus stigmergiques. Chaque agent dispose d'un comportement individuel conditionné uniquement par l'état du monde dans lequel il évolue, le passage d'un comportement solitaire à un comportement social est assuré par la stigmergie et par l'environnement qui devient alors la mémoire de la colonie.

Ensuite, les comportements individuels présentés dans les modèles sont des processus stochastiques. En effet, à un environnement donné, l'individu concerné peut émettre plusieurs réponses possibles. Ces actions sont déterminées par des distributions de probabilités évaluées à partir de l'univers perceptif de l'agent, qu'il s'agisse de la probabilité de suivre un certain embranchement dans le cadre des modèles fournis à base de phéromones, de la probabilité de prendre ou de poser un objet dans le cadre du tri de cadavres ou de la probabilité de suivre tel fil pour le modèle araignée. De manière plus précise, ces distributions de probabilités sont toutes guidées par deux phénomènes opposés :

- un phénomène d'amplification ou d'effet boule de neige. Par exemple, dans le cas du modèle basé sur les phéromones, plus il y a de fourmis présentes sur un arc du graphe, plus de phéromones y seront déposées. Ainsi, la quantité de fourmis empruntant cet arc aura tendance à croître, de même que la quantité de phéromones nouvellement déposées. Ce phénomène d'amplification correspond à un processus qui a tendance à s'emballer.
- un phénomène de saturation ou de dégénérescence qui lui, au contraire, a tendance à stabiliser le système et à le faire converger. Dans le cas du modèle basé sur les phéromones, il s'agit de l'évaporation des phéromones qui tend à faire disparaître les marques chimiques déposées dans l'environnement.

##### 3.1.2 Evolution du processus

La combinaison de ces deux phénomènes rend le processus extrêmement complexe. Leurs puissances relatives peuvent générer des processus dont les résultats qualitatifs n'ont pas de commune mesure. Ceci est déjà vrai dans le cas de systèmes linéaires particulièrement simples comme les équations différentielles linéaires du premier degré. Supposons par exemple un système défini par une variable d'état qui serait régie par l'équation linéaire suivante :  $\frac{dx}{dt} = \alpha x - \beta x$ , un tel système présente un processus d'amplification (représenté par la variable  $\alpha$  positive) et un processus de dégénérescence (représenté par la variable  $\beta$  positive). La qualité de la solution dépend des valeurs relatives de  $\alpha$  et  $\beta$ . Si  $\beta$  est supérieur à  $\alpha$ , le système aura tendance à se stabiliser vers un état

fixe. Si, au contraire,  $\alpha$  est supérieur à  $\beta$ , le système explosera et divergera.

Notre cas est beaucoup plus compliqué, en effet, le système n'est désormais plus linéaire et s'inscrit dans les sciences du chaos. De plus, il est guidé par des processus stochastiques qui nécessitent des études statistiques. Le comportement qualitatif est alors déterminé par ce que Prigogine qualifie d'"order from fluctuations" ([Hey99]) : de petites fluctuations vont être amplifiées et, lorsque le système converge, vont donner naissance au cours d'un processus qui peut être relativement long à un équilibre dynamique. Nous sommes donc en présence de ce que l'on pourrait qualifier de monstre mathématique ce qui explique en partie l'absence de résultats qualitatifs, comme par exemple de simples garanties de convergence, sur de tels systèmes.

Il faut encore ajouter à ces constatations que, de plus, les systèmes qui ont été présentés sont régis par un nombre important de paramètres qui déterminent de manière indirecte l'influence des phénomènes d'amplification et de dégénérescence, rendant de ce fait la prédiction encore moins transparente.

Enfin un choix effectué à l'instant  $t$ , influe sur l'ensemble du processus aux instants suivants.

Les propriétés qualitatives du processus sont donc extrêmement variables et nous font penser que de la même manière, le produit de ce processus dépend grandement des puissances relatives des phénomènes d'amplification et de saturation régis par les paramètres du modèle. Mais, la notion de produit et de résultat pour un système multi-agents d'inspiration biologique n'est en outre pas évidente. Il s'avère nécessaire de se focaliser sur cet aspect pour pouvoir par la suite générer des applications possédant des garanties en terme de résultats.

## 3.2 Résultat d'une application et organisation

En effet, pour un algorithme "classique", le résultat est univoque, il s'agit de la réponse au problème que cet algorithme est censé résoudre. Cette réponse peut ensuite être évaluée en terme de qualité, en terme de temps d'obtention voire même en terme de rapport qualité/temps. Ce n'est pas le cas des systèmes multi-agents d'inspiration biologique.

Si on se focalise dans un premier temps sur la simulation de sociétés animales par les systèmes multi-agents, le résultat pertinent est, avant tout, le comportement des agents et de la société qu'ils forment. Effectivement, l'objectif de la simulation consiste à vérifier si les comportements collectifs générés par le modèle individuel sont conformes aux comportements observés dans la nature. Le résultat d'un système multi-agents à ces fins est donc l'organisation résultante et la manière dont elle se met en place. En outre, les agents modifient leur environnement par la pose de marques qui induisent leur comportement par stigmergie. La structure ainsi créée est le second centre d'intérêt des biologistes qui y voient un élément la plupart du temps facilement observable dans le cadre d'expérimentations réelles.

Mais, cette structure générée est bien plus qu'un simple moyen de confronter le résultat d'un processus à des observations. Comme elle guide à elle seule les comportements de la colonie pour un environnement donné, elle caractérise le degré d'ordre de la société. Elle permet d'évaluer la manière dont se sont comportés les agents et d'estimer la trajectoire qu'ils risquent d'emprunter par la suite. En fait, cette construction structure l'ensemble du système et les comportements collectifs qui vont apparaître seront la conséquence de contraintes qu'elle exercera sur les agents. De tels systèmes sont qualifiés de systèmes auto-organisés : les agents construisent eux-même sans en avoir une représentation la structure qui va guider leurs comportements et les organiser.

Si l'on se place désormais dans un cadre applicatif, le produit de systèmes multi-agents réactifs peut se présenter sous trois aspects (cf [MAR96], [At192]) :

- Il peut s'agir de la solution au problème posé. Dans le cadre du routage de paquets dans un réseau, ce résultat serait les tables de routage associées aux différents noeuds, ou, pour le problème du voyageur de commerce, cette solution serait un chemin permettant de lier l'ensemble des villes en ne passant qu'une seule fois par chacune d'entre elles. Malheureusement, ce résultat n'est pas accessible directement et nécessite une interprétation de la structure générée. Il faut en effet pouvoir concevoir comment la structure permet à la société de résoudre le problème auquel elle est confrontée. c'est ce qu'Atlan ([Atl92]) appelle l'"organisation fonctionnelle". Cela nécessite donc la présence d'un observateur extérieur puisque les agents réactifs n'ont pas de représentation de la colonie et de ses propriétés.
- Il peut s'agir de la manière dont évolue le processus. En effet, celui-ci se construit de manière incrémentale : au fur et à mesure, les agents ajoutent à l'environnement des marqueurs qui vont générer progressivement une organisation. Il s'agit d'évaluer cette construction qui correspond en fait au processus d'auto-organisation indépendamment du domaine ou de l'application. Ce processus peut posséder plusieurs propriétés pertinentes pour un système multi-agents : il est tout d'abord primordial de s'intéresser à la convergence de la construction. Pour un environnement donné, la structure a-t-elle tendance à se stabiliser vers une structure spécifique ou la construction est-elle instable ? Il est également possible que le système converge vers une organisation donnée puis que cette organisation soit détruite après un certain temps. L'adaptabilité de la structure à un environnement variable constitue elle aussi une propriété pertinente quant à l'organisation. Elle permettra d'évaluer si une organisation peut plus ou moins bien résister et s'adapter à des modifications de l'environnement.
- Enfin, il peut s'agir d'étudier les propriétés hors domaine de la structure. Une société peut ainsi être extrêmement organisée, ne laissant plus de place à l'aléatoire, ou au contraire, elle peut accorder une grande liberté aux agents. Il s'agit d'évaluer les contraintes exercées par la structure sur les agents. C'est ce qu'on entend par le terme "organisation structurelle".

## 4 Intérêts des systèmes multi-agents d'inspiration biologique

Les modèles d'inspiration biologique présentent un avantage certain : ils ont été élaborés en tentant de reproduire des comportements collectifs observés dans la nature. Ainsi, les chercheurs en informatique disposaient d'une base solide fournie par les biologistes pour construire des algorithmes de résolution distribuée de problèmes et contourner la problématique de conception de systèmes réactifs. Cela explique pourquoi les modèles d'inspiration biologique génèrent depuis leur découverte, il y a une dizaine d'années, de nombreux articles. Cependant, il reste à expliciter quels peuvent être les autres avantages à utiliser de tels modèles et pourquoi beaucoup d'études ont été menées afin d'appliquer ces modèles à des problèmes rencontrés en informatique ou dans d'autres domaines.

Tout d'abord ces modèles présentent une très grande robustesse. Une société constituée de plusieurs agents est particulièrement adaptée pour résister au bruit. Les agents présents en grand nombre permettent une redondance des informations. De plus, comme le processus est stochastique, si l'un de ces agents se fourvoie à un instant donné, il est néanmoins concevable de penser que la colonie parviendra à rétablir la situation. Pour finir, les modèles biologiques utilisent le bruit et la stochasticité des items comportementaux pour explorer d'autres pistes qui peuvent s'avérer meilleures voire optimales.

La grande adaptabilité de ces systèmes aux variations de l'environnement permet aussi d'imaginer des applications basées sur cette particularité. L'idée consisterait à immerger le modèle dans un environnement dynamique. Ce modèle fournirait alors des solutions qui s'adaptent d'elles-mêmes aux variations extérieures. Dès lors, l'application utiliserait une organisation déjà existante

à l'instant  $t$  pour essayer d'obtenir une nouvelle organisation à l'instant  $t+1$ , l'environnement ayant évolué entre ces deux instants. Il est possible par exemple de concevoir des systèmes de recherche de plus court chemin dans un environnement en évolution. Le système peut alors utiliser les résultats qu'il a obtenus à la recherche précédente pour déterminer le chemin le plus court dans le nouvel environnement après modification. Ces principes semblent particulièrement adaptés pour l'évaluation et la détermination de trajectoires.

Enfin, les expériences semblent montrer que de tels modèles permettent d'obtenir les meilleurs résultats connus dans certains cas comme par exemple pour le voyageur de commerce [MD96].

Toutes ces considérations permettent d'expliquer l'intérêt porté aux modèles biologiques outre la fascination qu'il peuvent procurer du fait de leur lien avec la vie et du processus d'émergence encore mystérieux.

## 5 Conclusion partielle

Malheureusement, à l'heure actuelle peu de résultats ont pu être obtenus sur les propriétés organisationnelles d'un modèle et les comportements collectifs émergents qui en résultent. Ceux-ci sont fortement dépendants des valeurs attribuées aux variables de ce modèle et de l'environnement dans lequel évoluent les agents.

En outre, un problème de taille se pose. Comment tenter de déterminer l'influence des paramètres du modèle alors que les résultats d'applications basées sur ces modèles sont constituées de trois éléments difficilement quantifiables : l'organisation structurelle et fonctionnelle générées ainsi que le processus d'organisation lui-même ? Il s'avère ainsi nécessaire de pouvoir évaluer de manière quantitative les résultats d'un système multi-agents d'inspiration biologique pour une application donnée. Seulement une fois cette étape franchie, il sera possible de mener une étude sérieuse sur le lien qui pourrait unir les paramètres et les qualités des organisations générées.

La suite du stage de DEA a donc consisté à chercher des pistes qui permettraient d'évaluer et de quantifier les produits de systèmes multi-agents d'inspiration biologique. Afin de pouvoir faire face à la complexité du problème, nous nous sommes limités à une application particulière : l'extraction de régions dans une image à niveaux de gris.

## Troisième partie

# Application au traitement d'images

Comme cela a été décrit dans la partie précédente, l'évaluation de systèmes multi-agents réactifs est complexe car il faut prendre en compte trois aspects de l'organisation : l'organisation structurale, l'organisation fonctionnelle et le processus d'organisation. Afin de simplifier ces études, nous avons appliqué ce type de modèle à la résolution collective d'une tâche particulière : l'extraction de régions dans une image à niveau de gris pour fixer ainsi l'organisation fonctionnelle.

## 6 La problématique

### 6.1 Description du problème

Une région peut être définie [NRP93] comme un ensemble de pixels connexes d'un "même" niveau de gris. Cette définition reste volontairement évasive. Deux critères différents et complémentaires doivent être pris en compte lorsque l'on cherche à déterminer les régions présentes dans une image, il va donc falloir trouver un compromis.

En effet, déterminer si deux pixels appartiennent à la même région peut être complexe. Lorsque ces deux pixels sont côte à côte, et possèdent le même niveau de gris, la solution semble évidente : ces deux pixels appartiennent bien à la même région et peuvent donc être étiquetés comme tels. Cependant, supposons désormais que ces deux pixels soient des pixels voisins mais qu'ils possèdent des niveaux de gris différents. Il va falloir faire appel à un critère permettant de déterminer si l'on peut considérer qu'ils appartiennent à la même région. La question qui se pose naturellement est comment évaluer ce critère ? Si l'image est censée être une image binaire noire et blanche, un pixel gris pourra facilement être associé à une région de couleur noire ou blanche en fonction de la distance entre la couleur du pixel et la couleur de la région considérée. Par contre dans le cas d'images dont l'histogramme comprend tous les niveaux de gris, cette simplification ne sera plus possible.

De plus, afin de limiter l'influence du bruit ou des textures, la notion de connexité ne doit pas être trop rigide. On peut définir une connexité "souple" : pour tout point de l'ensemble, il doit exister un autre point de l'ensemble tels que leurs voisinages possèdent une intersection non nulle.

Les difficultés que l'on va rencontrer et qui découlent de cet état de fait sont nombreuses. Tout d'abord, comment notre algorithme de détection de régions doit-il se comporter face à un dégradé ? Doit-il le considérer comme une seule région, ou au contraire segmenter cette zone en plusieurs régions distinctes ? Ensuite, le second obstacle que doivent surmonter les algorithmes d'extraction d'images en régions va être la présence de régions mal délimitées, parce que les niveaux de gris entre ces régions sont très proches, ou que la présence de bruit atténue les frontières entre deux régions. Ce problème est lié au problème de détection de dégradé. En effet, si l'algorithme utilisé parvient à construire une seule région à partir d'un dégradé, il est fort probable qu'il ne détectera, de la même manière, qu'une seule région lorsque la frontière entre deux régions ne sera pas assez marquée.

### 6.2 Pourquoi cette application ?

La difficulté de la tâche ne justifie cependant pas à elle seule le fait de s'être intéressé à des applications touchant au domaine de l'image durant le stage de DEA. Il faut chercher ailleurs les raisons qui ont motivé ce choix .

Le problème même de l'extraction de régions dans une image semble adapté au modèle multi-agents d'inspiration biologique sur lequel nous avons décidé de nous focaliser : le modèle araignée. Les agents d'un tel modèle évoluent dans un environnement de proche en proche ce qui permettrait de tenir compte directement dans le modèle du caractère connexe des régions à extraire. Ensuite, ils structurent l'environnement en tissant des liens et en y construisant une toile ce qui peut être rapproché du processus d'extraction d'une région par agrégation.

En outre, ce problème est un problème difficile. Il permettrait de mettre en place de méthodes fondées sur des systèmes multi-agents d'inspiration biologique prouvant de la même façon que de tels systèmes peuvent être utilisés pour des applications non triviales éloignées de la simple simulation biologique.

Enfin, il présente l'avantage de fournir des résultats visuels facilement appréhendables par un esprit humain (même si ce n'est pas le cas pour une machine) qui pourront donc guider notre réflexion sans avoir besoin d'un post-traitement important des résultats.

Le problème d'extraction d'image dans une région est un problème vaste touchant de nombreux domaines, on peut citer bien entendu l'analyse d'image ([NRP93]) mais aussi d'autres domaines connexes comme la classification. L'étude réelle de ce problème d'imagerie dépasse de loin le cadre du DEA centré sur les systèmes multi-agents d'inspiration biologique. Cela explique pourquoi nous nous limiterons à des méthodes assez simples par rapport à ce que l'on peut trouver dans la littérature.

Quatre méthodes différentes d'extraction de régions ont été développées au cours du DEA dans le but de comparer leurs résultats et leurs caractéristiques propres. Ces méthodes décrites dans les prochains paragraphes sont :

- Une méthode classique : growing region segmentation.
- Une méthode basée sur des réseaux de neurones.
- Une méthode basée sur le modèle araignée.
- Une méthode basée sur le modèle de tri de cadavres des fourmis.

Le choix de ces différentes méthodes n'est pas innocent et correspond à la démarche que nous avons choisi de suivre. L'objectif étant d'évaluer un système multi-agents d'inspiration biologique dans un cadre applicatif : le traitement d'images.

En effet, tout d'abord, l'utilisation d'une méthode classique nous fournira des critères d'évaluation quant à la solution au problème posé. Elle permettra de situer qualitativement les méthodes que nous avons décidés d'implémenter.

La méthode connexioniste nous permettra quant à elle, d'évaluer les résultats d'une méthode adaptative élaborée sur une base mathématique.

Enfin, la démarche a consisté à implémenter les deux dernières méthodes fondées sur des métaphores d'arthropodes afin d'estimer si elles semblent prometteuses et si une application pertinente pourrait en émerger.

### 6.3 Exemples utilisés

L'ensemble de ces méthodes seront soumises à plusieurs tests. Ces tests seront fondés sur trois images caractéristiques des difficultés qui vont pouvoir être rencontrées.

La première image que nous nommerons l'image "drapeau" est une image dont les régions semblent assez simples à extraire. Cependant, si l'on accorde plus d'attention à la région cen-

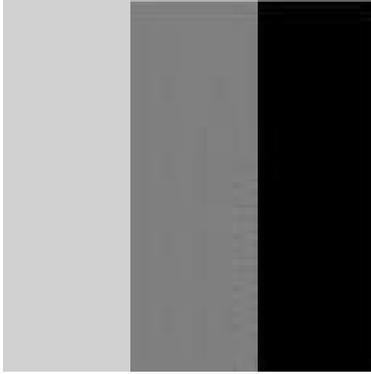


FIG. 7 – image "drapeau" (dimensions 118\*115)

trale de l'image, on peut s'apercevoir que cette image est particulièrement bruitée. Elle permettra d'évaluer la résistance de nos méthodes au bruit.

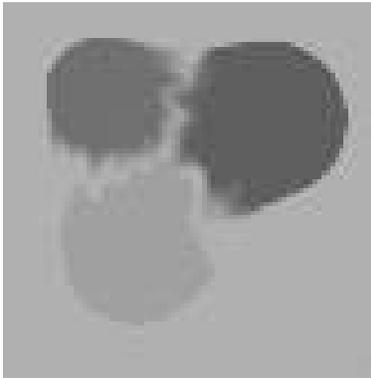


FIG. 8 – image "oeuf" (dimensions 85\*85)

La seconde image intitulée "oeufs", est composée d'un grand nombre de niveau de gris. En effet, les frontières des trois disques correspondant aux trois régions principales se mêlent au centre de l'image. Cette image permettra quant à elle d'évaluer la réponse de nos algorithmes à des dégradés importants.

Enfin, la dernière image, que nous nommerons "Alain" en hommage au modèle qui s'est prêté de bonne grâce au jeu de pose, est une image réelle acquise par une caméra dans des conditions standard. Il faut préciser qu'elle n'a pas été filtrée ni retouchée après acquisition. De plus les dimensions de l'image sont assez importantes ce qui peut être source de difficultés supplémentaires.

## 7 Méthodes utilisées

Dans toute cette partie, il faut conserver à l'esprit que les algortihmes développés ont pour objectif de mettre en évidence les résultats qualitatifs obtenu selon diverses méthodes pour pouvoir ensuite les comparer et évaluer la pertinence de l'utilisation de systèmes multi-agents d'inspiration biologique en terme de résultats. Ainsi, la plus grande partie des post-traitement n'est pas encore automatisée et les critères d'arrêt ne sont pas toujours mis en oeuvre. Cette absence de résultats quantitatif peut aussi s'expliquer par la dépendance des résultats aux paramètres, évaluer quanti-



FIG. 9 – image "alain" (dimensions 256\*256)

tativement une application sans s'être attardé à régler de manière précise les paramètres d'entrée du modèle n'a alors aucun sens.

## 7.1 Segmentation par fusion de régions

### 7.1.1 Présentation

Cette méthode est une méthode classique de traitement d'images [MSB98] qui segmente une image à partir de fusions itératives de régions. Une segmentation consiste à déterminer un ensemble d'ensembles de pixels  $A_1, A_2, \dots, A_n$  tels que chaque pixel appartienne à une région ( $A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n = Image$ ) et que ces ensembles soient deux à deux disjoints  $A_i \cap A_j = 0$ .

Les fusions se font sous un critère d'homogénéité. Le critère que nous avons adopté est la différence de moyenne de niveau de gris entre deux régions. La fusion effective a ainsi lieu entre les deux régions connexes dont les moyennes de niveaux de gris sont les plus proches. Il suffit ensuite d'itérer ce processus jusqu'à un critère global d'arrêt. Afin d'accélérer le processus, l'initialisation a consisté à détecter par des phases d'expansion, les différentes régions uniformes contenues dans l'image.

### 7.1.2 Algorithme

- 1. Extraire les régions uniformes dans l'image
- 2. Tant que l'on ne possède pas le nombre souhaité de régions
- 3. Déterminer les deux régions connexes les plus proches
- 4. Fusionner ces deux régions
- 5. Fusionner les régions dont le critère de d'homogénéité est proche du critère minimal.
- 6 . Itérer jusqu'au critère global d'arrêt.

### 7.1.3 Résultats de ce système

L'ensemble des tests effectués ont pu mettre en évidence les intérêts et obstacles qui pourraient s'opposer à la mise en oeuvre d'une telle méthode.

En effet, comme la figure 13 en annexe le suggère, la méthode présentée supporte mal la présence de bruit important car elle ne prend pas en compte la notion de taille. Ainsi, si un pixel de couleur blanche se situe dans une région de grande taille de couleur noire, la fusion qui se fait sous un critère de différence de moyennes entre les régions ne pourra s'effectuer contrairement à ce qu'on le souhaiterait. Le critère d'arrêt global correspondant initialement à un nombre donné

de régions ne correspond alors plus et les régions extraites pertinentes correspondent aux régions dont la taille est supérieure à un certain seuil.

Par contre, cette méthode permet d'obtenir des résultats satisfaisants face à un dégradé (cf 14). Au fur et à mesure de l'exécution, les régions appartenant au même dégradé fusionnent. Mais un autre problème se pose : si un dégradé donne naissance à deux régions, il est possible que ces régions possèdent alors des niveaux de gris assez éloignés et ne parviennent pas à fusionner.

Enfin, cette méthode aboutit à de bons résultats dans le cadre d'une image réelle comme le prouve la figure 16.

Il ne reste qu'un problème de critère d'arrêt à résoudre mais, l'extraction d'image n'étant qu'un cadre applicatif pour situer nos travaux, nous n'avons pas souhaité perdre un temps coûteux sur de telles considérations qui sont pourtant primordiales pour une réelle application. Les réponses à de telles questions et des améliorations de la méthode adoptée peuvent être trouvées dans la littérature soit par une meilleure heuristique guidant les fusions soit par l'amélioration de la méthode en permettant désormais la division d'une région en plusieurs sous-régions par exemple ([MSB98]).

## 7.2 Gaz de neurones

Cette méthode fondée sur le paradigme de Kohonen consiste à cartographier une distribution par un réseau de neurones, chaque neurone est alors le représentant d'une classe obtenue par apprentissage non supervisé.

### 7.2.1 Présentation du modèle

Les méthodes de type Kohonen nécessitent de se doter d'un réseau de neurones possédant une certaine topologie, une grille de neurones par exemple, dans laquelle il sera possible de définir une distance entre neurones que nous qualifierons par la suite de "distance neuronale". Chaque neurone d'un tel réseau est situé dans l'environnement dans lequel le réseau est plongé. Ces méthodes requièrent ainsi une seconde norme, norme sur l'espace dans lequel cette topologie va être immergée. Pour notre application, cette norme que nous expliciterons par la suite, va permettre d'évaluer la distance séparant deux pixels. Nous nommerons cette distance "distance propre".

Les cartes auto-organisatrices basées sur le paradigme de Kohonen consistent à présenter au réseau des points tirés aléatoirement appartenant à la surface que l'on souhaite cartographier. Pour un point donné, l'algorithme détermine le neurone le plus compétitif ou en d'autres mots, celui qui en est le plus proche au sens de la "distance propre", et le déplace ainsi que les neurones de son voisinage (défini dans le cadre de la "distance neuronale") vers l'exemple présenté.

Cette méthode permet d'effectuer une catégorisation des exemples par un ensemble de neurones en conservant la topologie initiale. A partir de ce modèle, d'autres méthodes plus élaborées ont été construites. Les Growing Neural Gas développés par Fritzke ([Fri95]) permettent de disposer d'une topologie neuronale variable. Des neurones sont ajoutés ou retirés au cours de l'exécution du processus et des liens peuvent être créés ou détruits. La topologie s'adapte en outre à la surface que l'on cherche à cartographier, ce qui est tout l'intérêt de tels modèles. Plus une partie de la surface présentera de variations, plus la concentration de neurones sera élevée, permettant une représentation plus adaptée.

Les liens présentent de la même manière un intérêt certain. Un lien entre deux neurones est créé lorsque ces deux neurones sont les plus proches de l'exemple considéré. La connexion vieillit ensuite jusqu'à disparaître à moins que les neurones connectés ne soient à nouveau désignés comme

les deux neurones les plus compétitifs pour un exemple présenté, auquel cas, l'âge de la connexion est réinitialisé à 0. La présence d'une connexion traduit donc une relation forte entre deux neurones : ceux-ci sont les représentants les plus proches pour un certain exemple. Les liens pouvant être détruits, on observe à l'issue de la phase d'apprentissage un ensemble de plusieurs réseaux connexes. Chacun de ces réseaux correspond alors à une zone connexe de l'espace "propre" d'où sont extraits certains exemples.

L'algorithme associé à ce modèle est le suivant :

- 1. *Structure de base : deux neurones connectés.*
- 2. *Itérer tant que critère final non rempli.*
  - 3. *Tirer aléatoirement un exemple et le présenter au réseau.*
  - 4. *Trouver les deux neurones les plus proches de l'exemple (selon la "distance propre")*
  - 5. *Augmenter l'âge des connexions.*
  - 6. *Evaluer l'erreur entre le neurone le plus proche et l'exemple.*
  - 7. *Ajouter l'erreur aux erreurs du neurones le plus proche.*
  - 8. *Déplacer le neurone et son voisinage vers l'exemple.*
  - 9. *Crée ou réinitialiser la connexion entre les deux plus proches neurones.*
  - 10. *Retirer les connexions trop vieilles.*
  - 11. *Si le nombre d'itération est un multiple de Tcreation alors on crée un nouveau neurone à partir de celui qui a le plus d'erreur et de son voisin le plus entaché d'erreur.*
  - 12. *Diminuer l'erreur de l'ensemble des neurones*

Il reste enfin, avant d'aller plus loin, à insister sur le nombre important de paramètres qui vont conditionner les résultats du modèle. Ces paramètres sont :

- Durée de vie d'un lien
- Le nombre d'itérations avant la création d'un neurone.
- La force avec laquelle on déplace un neurone vers l'exemple.
- Le voisinage déplacé

### 7.2.2 Algorithme pour les images binaires

Nous allons appliquer cette méthode pour faire de l'extraction de régions dans une image binaire. Pour se faire, considérons une telle image. Celle-ci peut être décomposée en deux sous-ensembles : l'ensemble des pixels de couleur "blanche" (pixel dont la couleur associée a pour valeur 1) et l'ensemble des pixels de couleur "noire" (pixel dont la couleur associée a pour valeur 0). Nous allons nous fixer pour tâche d'extraire l'ensemble des régions de couleur noire à l'aide d'un Growing Neural Gas.

Un pixel peut être considéré comme appartenant à un espace vectoriel de dimension 2 (abscisse et ordonnée) et sa couleur correspond en fait à l'inverse de la fonction d'appartenance de l'ensemble recherché.

Il suffit alors de présenter au gaz comme exemple les points de l'ensemble noir et de définir comme "distance propre" la distance euclidienne dans l'espace à deux dimensions. Le growing neural gas va cartographier les exemples et construire incrémentalement un réseau dont la topologie sera liée à la topologie des exemples présentés. Le graphe obtenu correspond ainsi à l'ensemble noir et chacun des sous-graphes à une région connexe de cet ensemble. Il suffit alors d'extraire les sous-graphes pour obtenir les régions noires connexes de l'image.

A partir de ces résultats, le chapitre suivant présente une application développée au cours du stage permettant l'extraction de régions au sein d'une image en se fondant sur l'apprentissage d'une topologie avec un gaz de neurone.

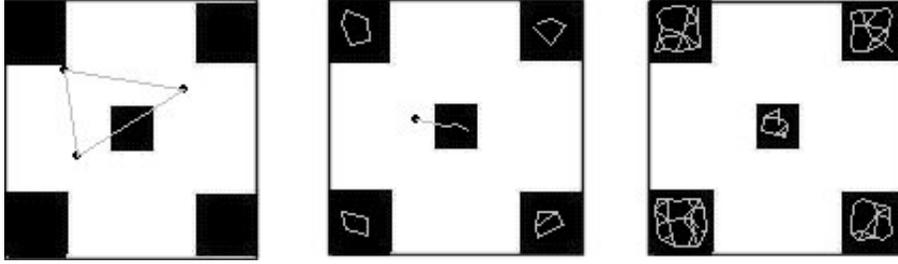


FIG. 10 – Exemple de la topologie extraite de l'ensemble noir

### 7.2.3 Extension pour les images à niveau de gris

Désormais les pixels seront considérées comme des vecteurs d'un espace vectoriel à trois dimensions. Cet espace est constitué par les trois axes suivants : l'abscisse, l'ordonnée et le niveau de gris associé à un pixel. Une image est donc représentée de la même manière qu'une surface discretisée, la hauteur de la surface correspondant au niveau de gris du pixel.

L'objectif est alors de cartographier cette surface par un gaz de neurones. De la même manière que précédemment, il va falloir définir une "distance propre" dans cette espace à trois dimensions. La distance euclidienne paraît adaptée de prime abord mais se serait faire abstraction d'un élément important : le poids relatif des variations de niveau de gris par rapport aux variations de coordonnées.

La norme suivante paraît ainsi plus adéquate :

$$\text{norme} = \alpha((x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2) + \beta(n_i - n_j)^2$$

$\alpha$  et  $\beta$  des coefficients positifs qui restent à définir.

En effet, cela à rapport au compromis qui a été mis en évidence au début de cette partie. Une région est définie par deux critères : elle doit être connexe (ou tout au moins ses points doivent être proche les uns des autres), cette caractéristique va dépendre de la valeur du facteur  $\alpha$  et elle doit avoir une certaine uniformité quant aux niveau de gris des pixels qui la composent, cette dernière caractéristique sera déterminée par la valeur de  $\beta$ . Le rapport  $\frac{\alpha}{\beta}$  correspond au rapport des importances relatives de la connexité et des propriétés radiométriques.

### 7.2.4 Résultats

Avant toute chose, il faut signaler que pour le moment, le résultat observé ne correspond qu'au diagramme de voronoi et que les liens entre les neurones ne sont pas considérés. Mais, néanmoins, cette méthode, comme le montrent les résultats présentés en annexe, est dotée d'une robustesse certaine.

Ainsi, elle permet de s'affranchir facilement du bruit présent dans les images. L'effet du gaz de neurone va être d'effectuer un lissage de la surface que représente l'image et va donc avoir tendance à faire filtrer le bruit présent comme cela apparaît pour les résultats sur l'image "drapeau" (cf figure 18).

De plus, l'avantage des gaz de neurones est de présenter un lissage adaptatif. En effet, si les variations de la surface sont importantes, le gaz de neurone va affiner le lissage en créant un nouveau neurone permettant une cartographie plus précise. Cela explique la présence de dégradés toujours présents dans le diagramme de voronoi, comme cela peut être remarqué sur la figure 20. Un post-traitement permettant la fusion des régions de niveau de gris assez proche et la prise en

compte des liens pourrait permettre d'obtenir de meilleurs résultats.

Pour finir, cette méthode est gouvernée par un grand nombre de paramètres et leurs évolutions qui influent grandement sur le résultat comme le nombre d'itérations avant de générer un nouveau neurone, l'âge maximal d'une connection, l'amplitude de déplacement des neurones vers l'exemple présenté. Un autre critère indépendant du modèle de gaz neuronal reste à être évalué : le rapport  $\frac{\alpha}{\beta}$ . Il faudrait en outre un critère global d'arrêt permettant de déterminer quand stopper l'évolution du système.

## 7.3 Modèle Araignées

### 7.3.1 Présentation du modèle

Cette application développée au cours du stage de DEA à partir des travaux précédents effectués dans l'équipe MAIA est fondée sur le modèle multi-agents d'inspiration biologique propre au LORIA qui a été présenté dans la partie précédente.

Il s'agit d'extraire le modèle du domaine biologique pour l'appliquer au domaine de l'imagerie. L'interface du nouveau modèle est alors la suivante :

- Une image est discrétisée en une grille de piquets. Chaque piquet correspond ainsi à une zone de l'image centrée autour la position du piquet considéré.
- A chacun de ces piquets est associée une hauteur qui correspond au niveau de gris de la zone correspondant au piquet
- La probabilité de pose d'un fil est désormais contextuelle : elle dépend d'un niveau de gris et d'une sélectivité associée à l'araignée et des niveaux de gris de l'image.
- Enfin, un nouvel item comportemental a été ajouté au modèle biologique : le phénomène de retour sur la toile pour empêcher des errances trop importantes.

Ainsi, l'agent araignée virtuelle va être caractérisé par un ensemble de paramètres propres à chaque individu qui vont guider son comportement. Ces paramètres sont :

- pour le déplacement
  - le rayon de son champ de vision
  - la probabilité de suivre un fil de soie.
- pour la pose
  - le niveau de gris associé à l'araignée.
  - la sélectivité de sa pose
- pour le phénomène de retour sur toile
  - la probabilité de revenir en arrière.

L'algorithme régissant le comportement d'une araignée virtuelle pour cette application est désormais le suivant :

- Déplacement au sein de l'environnement : L'araignée dispose d'un rayon de visibilité limitant son univers perceptif à un voisinage centré autour de sa position. Dans l'application considérée, le modèle a été simplifié, désormais, l'araignée virtuelle choisit à partir d'une probabilité constante le type de comportement qu'elle va adopter à savoir "suivre un fil" ou "se déplacer vers une case adjacente". Si elle décide de suivre un fil, elle en sélectionne un de manière aléatoire et le suit pour atteindre le sommet du piquet situé à son extrémité opposée. Si au contraire, elle décide de se déplacer vers une case adjacente, elle choisit sa destination aléatoirement dans le voisinage déterminé par son champ de vision.
- Après s'être déplacé, l'agent doit prendre une nouvelle décision : va-t-il déposer un fil dans l'environnement ? Cette décision est régie à nouveau par une distribution de probabilités. L'araignée évalue le niveau de gris du piquet sur lequel elle se trouve. Chaque araignée est caractérisée par un niveau de gris de référence et la probabilité pour une araignée de poser un fil sur un piquet donné

suit une loi gaussienne centrée sur ce niveau de gris. On introduit en outre la notion de sélectivité qui correspond à l'inverse de la variance de la loi gaussienne suivie. En effet, plus la variance est importante, moins l'araignée est sélective dans sa pose.

L'araignée dans le cas de la figure 11 est chargée de l'extraction des régions dont le niveau de

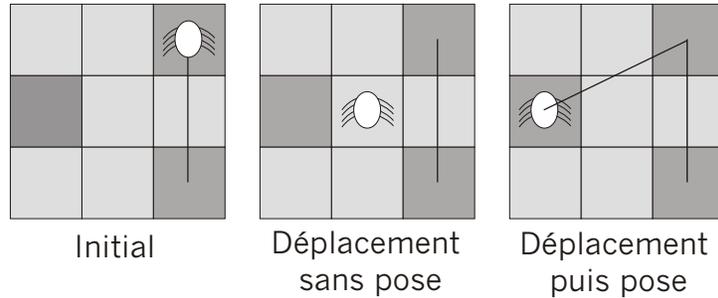


FIG. 11 – Exemple de pose

gris est "sombre". Après son premier déplacement, elle arrive sur un piquet dont le niveau de gris est assez éloigné de son niveau de gris de référence. Sa probabilité de poser un fil sur ce piquet est donc extrêmement réduite. Par contre, à la suite de son deuxième déplacement, elle atteint un piquet proche du niveau de gris qui lui a été associé, la probabilité de poser un fil sur ce piquet est donc assez importante, ce qui explique son comportement de pose effective.

- Enfin, un nouveau comportement a été ajouté au modèle araignée : le comportement de "homing". Une araignée qui ne pose pas de fil aura tendance à retourner à son dernier endroit de pose. Ce comportement stochastique est simplement géré par une probabilité constante. L'inverse de cette probabilité correspond donc à la moyenne de la longueur maximale de parcours sans pose de fil avant un retour sur la toile. Ce comportement adjoint au modèle biologique permet d'empêcher l'araignée de pénétrer et d'explorer une région qui ne correspondrait pas au niveau de gris qu'elle est censée rechercher. Ainsi, il a pour effet d'éviter qu'une araignée puisse lier deux régions non connexes par des fils qu'elle aurait déposés après avoir exploré une autre région.

Dans cet exemple (figure 12), comme dans le précédent, l'araignée virtuelle qui nous intéresse

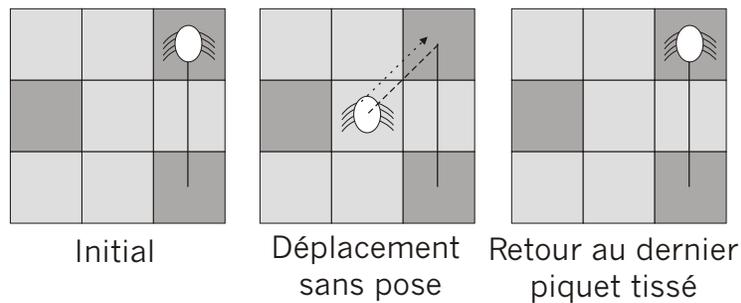


FIG. 12 – Exemple de "homing"

a pour tâche l'extraction de régions "sombres". Lorsqu'elle arrive à la suite de son premier déplacement, sur un piquet correspondant à un niveau de gris "clair", sa probabilité de poser un fil est faible. Elle décide donc de poursuivre son déplacement sans effectuer de pose. Après ce deuxième mouvement, l'araignée se trouve à nouveau sur un piquet caractérisé par un niveau de gris "clair". Elle décide à nouveau de ne pas poser de fil, mais cette fois-ci, l'item comportemental de "homing" est enclenché et l'araignée virtuelle retourne au dernier endroit de pose pour repartir

de la toile qui était en cours de construction. Le piquet de niveau de gris "sombre" situé à gauche dans l'environnement n'a donc pas été atteint et les deux régions, non connexes n'appartiennent donc pas à la même toile.

Les régions extraites par cette méthode sont pour le moment déterminées à partir des toiles tissées par les araignées : une toile correspond à une région et lorsque plusieurs toiles relient les mêmes piquets, si les niveaux de gris associés aux araignées tissant ces toiles sont identiques, ces toiles fusionnent et représentent une seule et même région. L'avantage de cette interprétation de l'organisation structurelle est de pouvoir fournir rapidement des résultats visuels. Cependant, on atténue par cette mesure l'aspect stochastique du modèle qui peut présenter un certain intérêt. Il peut ainsi être envisagé par la suite de s'intéresser aux densités de fils sur un piquet, beaucoup plus représentatives du dépôt de fil de soie. Cette réflexion dévoile un problème que nous n'aborderons plus pas la suite mais qu'il convient de mettre en évidence : le problème de l'observation. Les agents réactifs, n'ayant pas une représentation explicite de l'objectif à atteindre par la colonie, seul un observateur extérieur peut juger du résultat dans un cadre applicatif. Il doit donc choisir arbitrairement un moyen de lier le problème du cadre applicatif à l'organisation structurelle et définir ainsi l'organisation fonctionnelle. Une meilleure connaissance de l'organisation structurelle et du processus d'organisation permettrait de guider ce choix.

Enfin, il reste encore à mettre en évidence les limitations de cette méthode. En effet, les araignées sont placées dans l'environnement par un utilisateur extérieur pour le moment. Cette difficulté de l'initialisation pourrait être contournée par l'utilisation de l'histogramme d'une image permettant ainsi de déterminer les niveaux de gris les plus présents dans l'image donc, correspondant vraisemblablement à des régions. Par exemple, si l'histogramme est composé de pics, il est inutile de déposer dans l'environnement une araignée dont la couleur de référence est trop éloignée de la couleur associée aux pics de l'histogramme. Malheureusement, le manque de temps n'a pas permis la mise en place d'une telle solution qui sera néanmoins envisagée dans le futur. De plus, dans le cas de recherche de régions dans une image totalement inconnue cela est effectivement problématique et réduit considérablement l'intérêt de cette méthode (même si un positionnement automatique est envisagé par la suite). Néanmoins, dans le cadre d'applications particulières, l'intérêt de ce modèle peut ne pas être trop réduit comme pour la détection d'un objet de niveau de gris donné ou pour la détection d'objets dont on connaît en partie la position dans l'image.

### 7.3.2 Résultats

Ce modèle présente de bons résultats si on fait abstraction de la difficulté abordée précédemment : l'initialisation des positions et des niveaux de gris des araignées.

Cette méthode est particulièrement robuste : malgré la présence importante de bruit, elle parvient à extraire correctement les régions (cf figure 24) grâce à la stochasticité des items comportementaux.

Pour ce qui est des dégradés, l'application basée sur le modèle araignée parvient à extraire des régions dont les niveaux de gris restent centrés par rapport au niveau de gris associé à l'araignée (cf figure 26). Lorsque le dégradé est trop important, des frontières artificielles entre régions vont apparaître.

Enfin dans le cadre de la détection de régions d'une image réelle, les résultats sont particulièrement biaisés par le positionnement manuel des araignées, mais semblent néanmoins prometteurs.

## 7.4 Tri de couvains

Cette dernière méthode, elle aussi originale, est basée sur un autre modèle multi-agents d'inspiration biologique présenté précédemment ([LF94]) : le tri de couvains effectué par les sociétés de fourmis.

### 7.4.1 Présentation du modèle

Le modèle développé pour la simulation du phénomène biologique reposait sur un environnement composés d'objets identiques que les fourmis déplaçaient pour les regrouper en monticules. Lumer et Faieta [LF94] ont amélioré ce modèle pour en faire un modèle permettant d'effectuer la classification d'un ensemble de données.

Désormais, les objets disposés sont des éléments d'un espace vectoriel de dimension  $n$ . Le principe consiste à projeter cet ensemble de données sur un espace de dimension réduite (de dimension 2 par exemple). Dans ce sous-espace, les objets sont situés en fonction des coordonnées de leur projeté (par exemple pour un sous espace de dimension 2 sur un plan). Le vecteur obtenu par la projection orthogonale à la première projection caractérise le type d'objet auquel on a à faire.

Si on considère qu'une image correspond à un ensemble de données (les pixels) dans un espace vectoriel de dimension 3 défini par les axes abscisse, ordonnées et niveau de gris, et que l'on se fixe pour direction de projection, l'axe "niveau de gris", on obtient un ensemble d'objets : les pixels situés dans l'environnement par leur abscisse et leur ordonnée et caractérisés par leur niveau de gris.

Nous sommes donc en présence d'un ensemble d'objets de types différents qu'il s'agit alors de déplacer pour constituer des monticules homogènes. La construction de ces amas, comme dans le cas de la simulation biologique, va être effectuée par des fourmis "porteuses". Désormais, pour prendre un objet, au lieu d'évaluer la concentration d'objets de même type dans l'environnement, notre agent évalue l'adéquation de types qu'il y a entre l'objet considéré et les objets contenus dans son voisinage à l'aide d'un critère de dissimilarité. Plus ce critère de dissimilarité sera important, plus la fourmi aura de chance de prendre cet objet. La pose d'un objet répond au comportement inverse : la fourmi porteuse évalue la dissimilarité entre l'objet qu'elle transporte et le voisinage centré autour de la position où elle voudrait le déposer. Plus le critère de dissimilarité sera faible, plus la probabilité de déposer l'objet sera importante. De cette manière, les fourmis génèrent des amas homogènes.

De plus, ces amas conservent les relations de voisinage. En effet, les objets sont transportés par des agents situés qui se déplacent de proche en proche. Ils vont donc être déposés sur un amas d'objets de même type dont on peut supposer qu'il sera relativement proche du lieu d'origine des objets portés.

Dans le cadre applicatif que nous nous sommes fixés, les fourmis virtuelles vont donc déplacer les pixels pour en faire des amas homogènes, c'est à dire constitué de pixels de niveau de gris analogues, assurés par les probabilités de pose et de préhension tout en conservant les relations de voisinage entre pixels donc la connexité des régions à extraire. Chaque amas va ainsi correspondre à une région de l'image. Il ne reste plus alors qu'à retrouver les positions initiales des pixels pour avoir une segmentation de l'image en plusieurs régions.

Il convient maintenant d'explicitier ce critère de dissimilarité entre une région et un objet d'un certain type. Pour cela, nous avons besoin d'évaluer une distance entre 2 types d'objets. Il nous faut donc une norme  $d(o_i, o_j)$  ( $o_i$  et  $o_j$  étant deux objets donnés) dans l'espace généré par les directions de projection. Pour notre application, cet espace correspond à l'axe des niveaux de gris et la norme que nous avons adoptée est la norme euclidienne comprise entre 0 et 1 qui dans cet espace est tout simplement la valeur absolue de la différence de niveau de gris sur 255.

Le critère d'inadéquation entre une région  $S$  carrée de côté  $s$  et un objet de type  $o_i$  donné est alors défini par l'équation suivante :

$$f(o_i) = \frac{1}{s^2} \sum_{o_j \in \text{voisinage}} \left(1 - \frac{d(o_i, o_j)}{\alpha}\right)$$

Plus les objets  $o_j$  du voisinage sont proches de  $o_i$ , plus la distance entre  $o_i$  et  $o_j$  sera faible et donc plus la valeur de  $f$  sera importante.  $\alpha$  correspond à l'incapacité de nos agents à discerner des objets dissemblables.  $f$  est alors utilisée comme une "concentration" d'objets de même type que  $o_i$ , les item comportementaux de préhension et de pose de l'objet  $o_i$  sont donc guidés par les probabilités suivantes, identiques au modèle pour la simulation des comportements biologique : à savoir pour la préhension

$$p_p = \left(\frac{k_1}{k_1 + f}\right)^2$$

et pour le dépôt

$$p_d = \left(\frac{f}{k_2 + f}\right)^2$$

#### 7.4.2 Algorithme

- 1. Déposer les objets correspondant à l'image dans l'environnement
- 2. placer agents aléatoirement dans l'environnement
- 3. Pour tous les agents faire
  - 4. si l'agent ne porte rien et que le site est occupé, calculer probabilité de préhension et faire un tirage aléatoire.
  - 5. si agent porte un objet, calculer probabilité de pose et faire un tirage aléatoire.
  - 6. l'agent se déplace aléatoirement dans l'environnement.

#### 7.4.3 Résultats

Au vu des différents résultats, le modèle ne semble pas adapté à la recherche de régions dans une image et ce pour plusieurs raisons. Tout d'abord à cause de la vitesse de convergence extrêmement lente. On obtient rapidement de petits amas mais le temps nécessaire pour qu'un amas soit ajouté à un monticule de taille plus importante est élevé. Cette particularité peut s'expliquer par le fait que lorsqu'une fourmi arrive près d'un amas même petit, la probabilité pour qu'elle prenne la décision de porter un pixel est particulièrement faible. Une solution serait éventuellement d'augmenter la taille du voisinage considéré pour les critères de dissimilarité, dès lors les fourmis pourraient distinguer un amas de quelques pixels d'un amas plus important et le prendre en considération.

En outre, la contrainte de voisinage n'est pas autant conservée que ce que l'on aurait souhaité ce qui résulte en des régions diffuses. Le modèle ne correspond alors pas à ce à quoi on pouvait s'attendre. Simplement, le problème ne provient pas forcément du modèle mais éventuellement de son interface avec le problème posé et de la manière dont on interprète l'organisation structurale en terme d'organisation fonctionnelle.

## Quatrième partie

# Évaluation des systèmes

Cette dernière partie va se focaliser sur la manière dont il est possible d'évaluer un système multi-agents d'inspiration biologique. Il faut garder à l'esprit que le produit d'un système multi-agents est multiple. Il peut s'agir soit du résultat de l'application en terme de qualité ou de temps, soit de la manière dont la société d'agents se structure ou soit de l'organisation structurelle qui résulte de ce processus.

En nous tenant à la démarche que nous avons suivie, nous présenterons dans un premier temps les résultats qualitatifs obtenus par l'application araignée sur laquelle nous avons fait converger nos efforts par rapport à d'autres applications afin de pouvoir évaluer la faisabilité d'une application basée sur le modèle araignée. Puis, le résultat étant particulièrement sensible aux paramètres du modèle, nous nous intéresserons à l'influence de ces paramètres sur la solution fournie par notre méthode et sur le processus d'organisation mis en oeuvre. Enfin, le lien entre organisation fonctionnelle et organisation structurelle étant important, afin d'avoir des données plus précises sur cette influence, nous nous intéresserons aux pistes et aux formalismes existant qui seront explorées par la suite pour obtenir des résultats quantitatifs sur le processus d'organisation de ces systèmes.

## 8 Résultat expérimentaux

### 8.1 Comparaison en terme de résultats

Pour faire une synthèse des résultats présentés, nous allons utiliser un tableau qui permettra de mettre en évidence la qualité des résultats.

Méthode	Qualité	Bruit	Dégradé	Initialisation	Arrêt	Paramètres
Fusion de régions	+	-	+	++	-	+
gaz de neurones	+	++	++	++	+	-
Modèle araignée	++	+	++	-	-	-
Tri de couvains	-	-	-	++	-	-

Des études sur la complexité des algorithmes peuvent aussi être révélatrices. Simplement, définir la notion de complexité dans le cadre de systèmes multi-agents n'est pas forcément évident du fait du parallélisme inhérent au modèle. En outre, la coopération entre agents laisse présager que cette complexité dépend de la quantité d'individus dans le système. Celle-ci mérite alors une redéfinition adaptée aux systèmes multi-agents. C'est une question ouverte qui mérite réflexion mais qui ne sera pas approfondie dans le cadre de ce document.

A partir de ces considérations, l'application nouvelle inspirée des sociétés d'araignées semble viable et même prometteuse. Cependant, une question reste ouverte et explique en partie l'absence de résultat quantitatif sur les régions extraites. En effet, on peut se demander ce que signifie un résultat pour le cas d'un système multi-agents d'inspiration biologique régi par des processus non linéaires et fortement dépendant des conditions initiales et des valeurs des différents paramètres. Ne serait-il pas, par exemple, possible d'obtenir de meilleurs résultats en modifiant simplement ces valeurs? La partie suivante va donc se focaliser sur les différents résultats qualitatifs du modèle araignée en fonction des paramètres passés en entrée.

## 8.2 Étude du processus d'organisation

### 8.2.1 Influence de la sélectivité

La sélectivité, tous paramètres égaux par ailleurs, à une influence importante sur la variance des niveaux de gris des pixels appartenant à la toile construite. En effet, la probabilité de pose étant régie par une gaussienne de variance inverse de la sélectivité, plus la sélectivité sera faible, plus la variance sera importante et plus l'araignée aura tendance à déposer un fil de soie sur un piquet dont le niveau de gris est éloigné du niveau de gris qui lui a été associé.

En outre, ce phénomène est renforcé par l'attraction exercée par la soie. En effet, supposons que la sélectivité soit faible et qu'à un instant donné l'araignée dépose un fil de soie sur un piquet dont le niveau de gris est assez éloigné du sien, du fait de la présence du fil de soie, l'araignée aura une probabilité plus importante de revenir sur cette case et donc, par conséquent, une probabilité plus importante de poser un fil sur cette case et sur les cases avoisinantes (après un déplacement vers une case adjacente) dans le futur. C'est la conséquence du phénomène d'amplification mis en évidence dans la seconde partie de ce document. Ainsi, même cette influence de prime abord relativement simple, est altérée par un renforcement qu'il peut être difficile d'évaluer. Des résultats quantitatifs sont donc nécessaires pour mettre en évidence l'influence réelle des paramètres.

### 8.2.2 Influence de la probabilité de retour sur toile

La probabilité de retour sur la toile a elle aussi une grande importance sur les résultats du processus. Par exemple, lorsqu'une araignée s'échappe de la toile qu'elle est en train de construire et pénètre dans une zone qui ne correspond pas au niveau de gris qui lui est associé, elle suit une marche totalement aléatoire puisqu'aucun fil n'est présent pour la guider et que la probabilité de pose de fil est extrêmement réduite et ce jusqu'à ce qu'elle pénètre dans une région dans laquelle elle aura la possibilité de déposer un fil. Il est donc possible que l'araignée effectue une longue distance entre deux poses de fil consécutives, reliant ainsi deux régions non connexes. Au contraire une probabilité de retour sur toile de 1 empêchera l'araignée de sortir de la toile qu'elle construit.

De plus, la dernière pose de fil jouant le rôle de point d'appui pour se déplacer vers des régions où il est difficile d'effectuer une pose, l'influence de la probabilité de retour sur toile ne peut être estimée de manière précise sans prendre en compte les autres paramètres.

### 8.2.3 Influence de la probabilité de suivre un fil

Enfin, la taille de la région construite est fortement corrélée à la probabilité de suivre un fil. Par exemple, l'expérience consistant à faire évoluer une araignée dans un environnement uniforme est concluante (cf figures 28, 29, 30 et 31 en annexes). Lorsque la probabilité de suivre un fil est importante, l'araignée va être captée par sa propre toile et l'exploration du monde dans lequel elle évolue sera fortement réduite. Par contre, la densité de fils sur un piquet sera importante puisque l'araignée effectue beaucoup de passages sur les mêmes piquets. Au contraire lorsque celle-ci est faible, l'araignée va avoir tendance à explorer l'environnement mais les densités de fils sur les piquets seront plus faibles. Ces résultats étaient déjà observables dans les bases de tests que nous avons utilisés, en particulier pour l'image drapeau (cf figures 24 et 25).

### 8.2.4 Conséquences

La question qui se pose dans un cadre applicatif serait de savoir par exemple si l'on souhaite beaucoup d'araignées dotées de probabilités de suivre un fil importantes, auquel cas on disposerait de toiles réduites particulièrement denses et les régions proviendraient de recouvrement de toiles ou si l'on souhaite peu d'araignées qui explorent énormément l'environnement ce qui aurait comme

résultat des toiles peu denses mais au contraire étendues (autant que le permette l'environnement). Cela remet aussi en question l'interprétation que l'on fait de la toile qui est construite : si l'on considère qu'une région extraite de l'image correspond à une toile de densité importante, il peut être intéressant d'avoir des probabilités de suivre un fil élevées. Pour le moment, nous ne nous intéressons qu'à la toile construite sans prendre en compte la notion de densité, nous faisons donc abstraction d'une partie de l'intérêt des comportements stochastiques mis en oeuvre et des processus de renforcement.

Enfin, d'autres cas sont envisageables, Il est possible de disposer dans l'environnement plusieurs groupes d'araignées, chaque groupe possède alors une probabilité de suivre un fil propre. Pour certains groupes, elle serait faible : ce groupe constituerait des éclaireurs qui exploreraient l'environnement, pour d'autres groupes elle serait plus importante, les araignées d'un tel groupe seraient chargées de renforcer une région après avoir suivi le fil posé par un éclaireur. On pourrait ainsi envisager des phénomènes de spécialisation qui pourraient même s'effectuer en cours d'exécution, la spécialisation ferait alors partie du processus d'auto-organisation qui deviendrait alors encore plus complexe. De telles considérations ont par exemple déjà guidé dans le passé des améliorations de systèmes multi-agents d'inspiration biologique comme les modèles liés au tri de couvain ([LF94]).

Ce simple exemple sur une application concrète met en évidence tout l'enjeu de l'étude de l'organisation : peut-on à partir des paramètres du modèle évaluer l'organisation qui pourrait résulter afin de pouvoir mieux appliquer notre modèle au problème que l'on souhaite résoudre.

### 8.2.5 Conclusion

Comme il apparaît dans cette partie, les résultats organisationnels et donc fonctionnels (qui en sont l'interprétation par un observateur extérieur) dépendent fortement des paramètres mis en entrée de notre modèle. De plus ces paramètres peuvent être différents en fonction de l'environnement dans lequel le système évoluera. La notion de sélectivité peut par exemple être une variable intéressante à manipuler en fonction du type d'images auxquelles l'algorithme va être confronté. De même, la liberté de déplacement qui est une propriété de l'organisation structurelle liée aux probabilités de suivre un fil et aux probabilités de retour sur toile est particulièrement intéressante dans le cas de détection de régions dans une image. Elle permettrait de nous donner l'étendue de la zone couverte et nous fournirait alors des indications sur le nombre d'araignées à placer dans l'environnement.

De la même manière, les problèmes liés à la mise en place d'une méthode de type Lumer et Faieta avaient déjà été mis en évidence dans le modèle biologique ([EB99]). On peut ainsi se demander si une étude plus poussée du modèle et de l'organisation générée en dehors de tout champ d'application aurait permis de prévoir les performances de l'application qui a été développée ou nous aurait donné les moyens d'améliorer les résultats et de contourner les écueils observés.

Maintenant que l'étude prospective a abouti, nous sommes en possession de pistes à creuser qui permettraient d'améliorer les résultats obtenus. Il s'agit d'évaluer les propriétés organisationnelles hors champ du système. Or quelques études ont été faites sur l'évaluation et la formalisation d'organisations existantes de systèmes multi-agents. Il convient alors de prendre en considération la maigre littérature développée sur ce sujet pour proposer, à long terme, notre propre vision de l'organisation et les outils pour la quantifier.

## 9 Une voie pour évaluer l'organisation : l'entropie

### 9.1 Présentation

La notion d'entropie est fortement liée à la notion d'organisation. Elle a été introduite par le physicien Clausius en 1854 dans le cadre de la thermodynamique. La notion d'entropie correspond initialement à une mesure de la diffusion d'énergie de systèmes physiques. Cette notion d'entropie a ensuite été reliée à la notion d'entropie microscopique introduite par Boltzman dans le cadre de la physique statistique.

C'est cette dernière entropie qui nous intéresse. En effet, en physique statistique, l'entropie est une mesure du manque d'information que l'on possède sur un système macroscopique composé d'éléments microscopiques impossible à distinguer. Elle est évaluée à partir des différents états atteignables par l'ensemble des systèmes microscopiques.

### 9.2 Dans le cadre multi-agents

Il existe dans la littérature plusieurs approches liant entropie et systèmes multi-agents. La première approche développée par Balch ([Bal97]) sur laquelle nous ne nous attarderons pas considère l'entropie comme une mesure de l'hétérogénéité d'un groupe d'agents. La seconde approche, par contre nous concerne directement, il s'agit d'évaluer le processus d'organisation d'un système multi-agents et l'organisation structurelle générée. Ainsi Parunak ([PB01]) se fonde sur la notion d'entropie de la mécanique statistique pour présenter une mesure du processus d'organisation d'un système.

#### 9.2.1 Le processus d'organisation

Cette méthode consiste à évaluer l'ensemble de états atteignables par les agents. A partir du nombre de ces états, l'entropie du système est évaluée par la formule suivante directement inspirée de la mécanique statistique :

$$S = \ln(\Omega)$$

$\Omega$  étant le nombre d'états atteignables.

Ainsi plus l'entropie est élevée, plus le nombre d'états accessibles par les agents est important. Un processus d'auto-organisation est caractérisé par une courbe  $S(t)$  croissante puis décroissante. En effet, au départ, l'état est supposé connu, l'entropie est donc nulle. Ensuite, au fur et à mesure du déplacement des agents, l'entropie croît puisque les agents ne sont pas encore organisés et s'éloignent de leur positions d'origine avec un comportement stochastique. Enfin, pour finir, lorsque qu'une organisation structurelle commence à émerger, le nombre d'états atteignables par le système diminue à cause de l'influence et des contraintes que l'organisation structurelle exerce sur le comportement des agents.

Pour le modèle araignée par exemple, cette méthode permettrait d'évaluer la manière dont se fait le processus d'organisation et de voir par exemple la liberté de déplacement accordée aux différents agents. Pour cela, il faudrait de se fixer à l'itération  $t$ , un nombre  $n$  d'itérations pendant lesquelles on suppose que l'organisation structurelle est fixe et d'évaluer l'ensemble des états atteignables par la communauté d'agents. Cette mesure nous fournirait l'entropie du système à l'instant  $t$ . On obtiendrait ainsi une courbe  $S(t)$  censée représenter l'évolution du processus d'organisation.

#### 9.2.2 L'organisation structurelle

Sur le même principe, il est aussi possible d'évaluer l'entropie d'une organisation structurelle donnée. Il suffit pour cela de bloquer l'évolution de l'organisation structurelle (en d'autres termes

cela revient à empêcher la modification de l'environnement qui conditionne la coordination entre agents). Pour nos araignées, cela consiste à ne pas tenir compte de l'item comportemental de pose de fil dans l'environnement.

Il est alors possible d'évaluer à l'aide d'une méthode de Monté Carlo l'ensemble des états atteignables par les agents et de calculer l'entropie associée. Cette entropie est alors représentative des contraintes exercées sur l'ensemble des agents.

Une autre piste envisagée serait d'utiliser l'entropie de chaîne de markov. En effet, si l'on bloque les processus de construction de toile dans l'environnement à un instant  $t$ , le comportement d'un agent peut être représenté par une chaîne de markov. L'ensemble des comportements étant stochastiques, il est théoriquement possible de calculer pour une organisation structurelle fixe donnée, les matrices de transition entre les positions des agents. L'objectif serait alors d'évaluer l'entropie associée à cette chaîne de Markov qui correspond à la diffusion de la densités de probabilités de présence dans un état.

## Cinquième partie

# Conclusions et perspectives

Ce document a tenté de mettre en avant l'intérêt des systèmes multi-agents d'inspiration biologique pour la résolution collective de problèmes, la bibliographie ayant mis en évidence les performances de tels systèmes dans certains cas. Le travail a aussi permis de présenter une première étape de formalisation des différents types d'organisation : l'organisation structurelle, l'organisation fonctionnelle et le processus d'organisation qui transparaissent dans la littérature.

Pour cela, il a fallu développer au cours du DEA des applications parfois originales pour tenter d'évaluer les résultats qualitatifs obtenus par des méthodes fondées sur des systèmes multi-agents réactifs et la faisabilité d'une telle approche. Ces méthodes souvent embryonnaires ont présentées pour la plupart des propriétés intéressantes qui nous laissent penser qu'elles peuvent s'avérer prometteuses par la suite.

L'étude qualitative a permis en outre de mettre en évidence sur une application concrète la sensibilité des résultats aux paramètres et la nécessité d'une étude quantitative de l'organisation hors-champ d'application pour guider ensuite le processus et tenter d'obtenir de meilleurs résultats basés sur des connaissances du processus d'organisation et de l'organisation résultante.

Une fois, ces méthodes quantitatives établies, la suite de la démarche consistera à partir des propriétés organisationnelles qui auraient pu être établies, de tenter d'améliorer l'application d'extraction de régions dans une image à niveau de gris.

Bien plus encore, la connaissance organisationnelle d'un modèle permettrait l'utilisation d'un tel système pour d'autres domaines d'applications qui restent à découvrir. C'est tout l'enjeu des systèmes multi-agents d'inspiration biologique : prendre comme exemple un système existant, observable dans la nature et permettant à un ensemble d'individus de réaliser collectivement une tâche et extraire les caractéristiques du processus et de l'organisation. Ensuite, une fois que ces propriétés ont pu être quantifiées et validées, le modèle peut être appliqué à d'autres domaines sous réserve d'établir un lien entre organisation fonctionnelle et organisation structurelle. Ainsi, résoudre le problème reviendrait alors à s'assurer grâce aux propriétés organisationnelles extraites d'obtenir l'émergence d'une organisation structurelle. Ces modèles seraient alors des métaphores permettant de guider une résolution collective de problème en possédant des gardes-fous liés aux propriétés organisationnelles qui ont été établies.

## Références

- [Atl92] Atlan. *L'organisation biologique et la théorie de l'information*. Hermann, 1992.
- [Bal97] Balch. Social entropy : a new metric for learning multi-robot teams. In *Proc. 10th International FLAIRS Conference*, 1997.
- [BT94] E. Bonabeau and G. Theraulaz. *Intelligence collective*. Hermes Sciences Publications, 1994.
- [CB01] V. Chevrier C. Bourjot. Mutli-agent simulation in biology : application to social spider case. In *Proc. Of Agent Based Simulation Workshop II, Passau*, 2001.
- [CD98] G. Di Caro and M. Dorigo. Antnet : Distributed stigmergetic control for communications networks. *Technical Report 98-01, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, 1998, (Accepted for publication in the Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)) p 317-365*, 1998.
- [EB99] G. Theraulaz E. Bonabeau, M. Dorigo. *Swarm intelligence*. Oxford university presses, 1999.
- [Fer97] Jacques Ferber. Les systèmes multi-agents : un aperçu général. *TSI, Vol. 16 n° 8/1997 pages 979-1012.*, 1997.
- [FLB98] V. Chevrier F Le Ber, A. Dury. Un modèle multi-agents pour la simulation en agronomie : usages et comparaisons. *Systèmes multi-agents, de l'interaction à la socialité, p 11-25*, 1998.
- [Foi98] R. Foisel. These : Modèle de réorganisation de systèmes multi-agents : une approche descriptive et opérationnelle, 1998.
- [Fri95] B. Fritzke. A growing neural gas network learns topologies. In G. Tesauro, D. S. Touretzky, and T. K. Leen, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 7*, pages 625–632. MIT Press, Cambridge MA, 1995.
- [Gra59] P.P. Grassé. La reconstruction du nid et les coordinations interindividuelles chez bellicositermes natalensis et cubitermes. la théorie de la stigmergie : Essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs. *Insect.Soc. 6 : 41-80*, 1959.
- [GT97] F. Spitz G. Theraulaz. *Auto-organisation et comportement*. Hermes Sciences Publications, 1997.
- [Heu98] J.C. Heudin. *L'évolution au bord du chaos*. Hermes, 1998.
- [Hey99] Heylighen. The science of self-organization and adaptivity. *The Encyclopedia of Life Support Systems*, 1999.
- [LF94] E. Lumer and B. Faieta. Diversity and adaptation in populations of clustering ants. *Proceedings of the Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior, 1994. pp. 501-508.*, 1994.
- [MAR96] Groupe MARCIA. Auto-organisation := evolution de structures;. In *Journées systèmes multi-agents Toulouse*, pages 139,151, 1996.
- [MD96] L.M. Gambardella M. Dorigo. Ant colonies for the traveling salesman problem. *BioSystems*, 1996.
- [MSB98] Vaclav Hlavac Milan Sonka and Roger Boyle. *Image Processing, Analysis, and Machine Vision (chapter 5)*. Brooks and Cole Publishing, 1998.
- [NRP93] Sankar K.Pal Nikhil R. Pal. A review on image segmentation techniques. *Pattern recognition, Vol.26, No 9*, pages 1277–1294, 1993.
- [PB01] H. Parunak and S. Brueckner. Entropy and selforganization in multi-agent systems. In *Proceedings of International Conference on Autonomous Agents, pages (forthcoming), 2001.*, 2001.
- [SF96] A. Graesser S. Franklin. Is it an agent or just a program ? a taxonomy for autonomous agents. In *Proceedings of the third International workshop on agents theory, architectures and languages*, 1996.

## Sixième partie

# Annexes

## 10 Résultats

### 10.1 Segmentation par fusion de régions

Les résultats de cette méthodes sont présentés dans les figures suivantes.

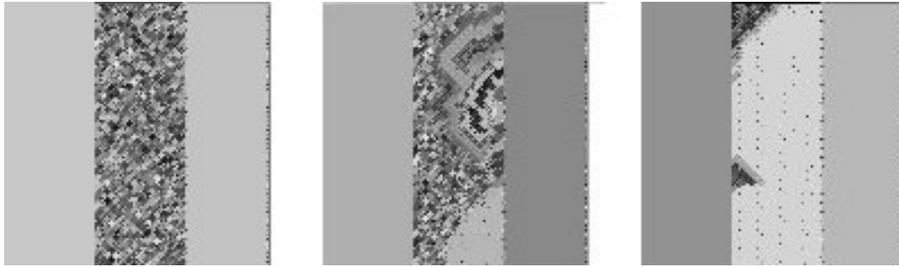


FIG. 13 – Détermination des régions pour l'image drapeau

Pour l'image "drapeau", les résultats sont présentés en fausses couleurs afin d'observer la qualité des résultats (à chaque région détectée est attribué un niveau de gris aléatoire) dans la figure 13. La première image correspond à l'initialisation après des étapes d'expansion détectant les régions connexes de niveau de gris uniforme : 2304 régions ont été détectées. Les deux autres images correspondent respectivement aux itérations 15 et 55 où 1311 et 249 régions ont été extraites.

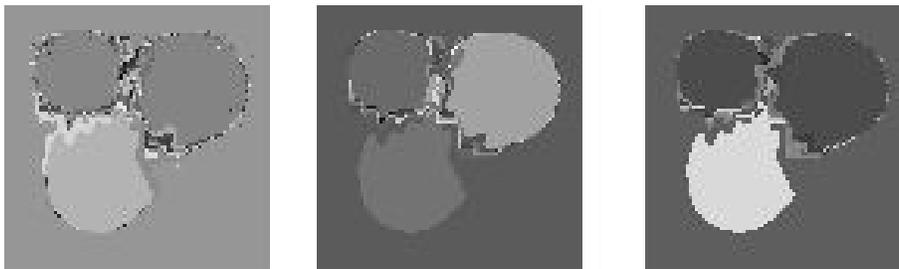


FIG. 14 – Régions obtenues pour l'image oeuf en fausse couleur

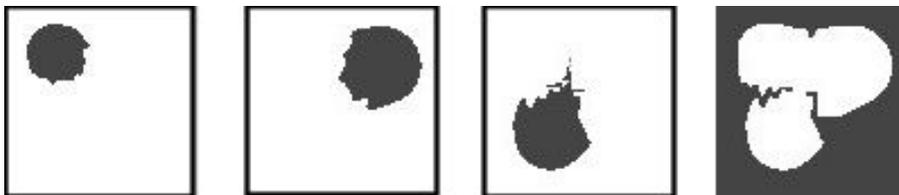


FIG. 15 – Régions extraites de l'image oeuf

Pour l'image "oeuf", les résultats sont présentés dans les figures 14 et 15. La première figure

présente en fausses couleurs les régions détectées. La première image correspond à l'initialisation après expansion et est composée de 367 régions différentes. La seconde est l'image obtenue après 2 itérations et comprend 167 régions extraites. Enfin, la troisième est obtenue après trois itérations et est constituée de 150 régions. La figure 15 présente les régions dont la taille est supérieure à 100 pixels après 2 itérations.



FIG. 16 – Régions obtenues pour l'image alain en fausses couleurs

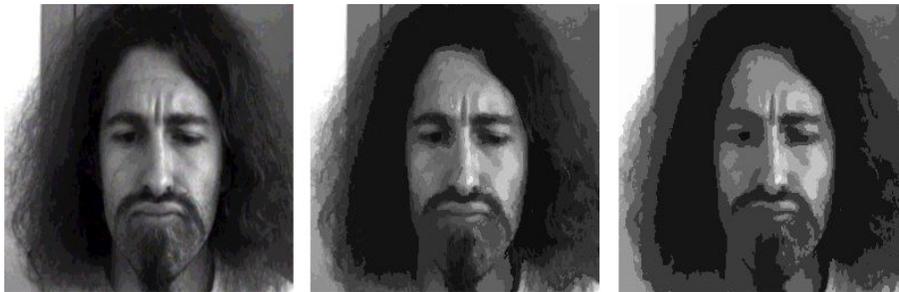


FIG. 17 – Régions obtenues pour l'image alain en vraie couleur

Enfin les résultats de l'image alain sont présentées dans les figures 16 et 17. Les résultats sont identiques si ce n'est que la figure 16 présente les résultats en "fausse couleur". La première image correspond à l'initialisation après les phases d'expansions. Le nombre de régions est de 8113 régions. La seconde image présente les résultats après 50 itérations, le nombre de régions extraites est alors de 738. Enfin, la dernière image constituée de 165 régions est obtenue après 200 itérations.

## 10.2 Gaz de neurones

L'ensemble de ces expériences a été effectué avec les mêmes paramètres du modèle de gaz de neurones. Ces paramètres sont les suivants : l'âge maximale d'une connection dépend du nombre de neurones présents et est égal à 100 fois le nombre de neurones, un neurone est ajouté toutes les 100 itérations, le coefficient  $\alpha$  vaut 1 et le coefficient  $\beta$  est de 5.

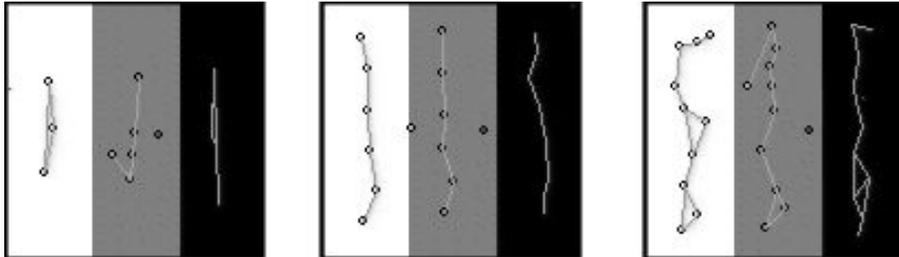


FIG. 18 – Growing Neural Gas appliqué au drapeau



FIG. 19 – Diagramme de voronoi extrait du drapeau

Les figures 18 et 19 présentent les mêmes résultats sous deux formes différentes. La figure 18 présente le gaz de neurones aux différents instants. La figure 19 correspond au diagramme de voronoi associé. la couleur d'une région du diagramme correspond à la couleur du neurone correspondant. La première image correspond au gaz après 1000 itérations, il compte alors 14 neurones. La seconde correspond au gaz après 2000 itérations et compte 24 neurones. Enfin, la dernière image a été prise après 3000 itérations et contient 34 neurones.

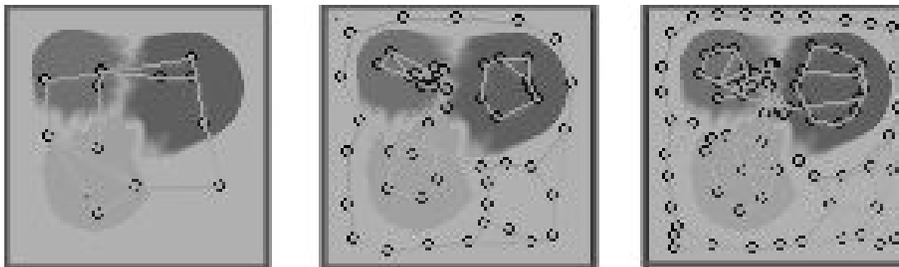


FIG. 20 – Growing Neural Gas appliqué à l'oeuf

Les figures 20 et 21 présentent les résultats obtenus avec un gaz de neurones sur l'image "oeuf". La première image présente sur ces figures est obtenue après 1000 itérations et le gaz de neurones contient alors 12 neurones. La seconde image correspond à l'itération 5000 et le gaz contient 52 neurones. Enfin, la dernière image représente le gaz de neurones et le diagramme associé à

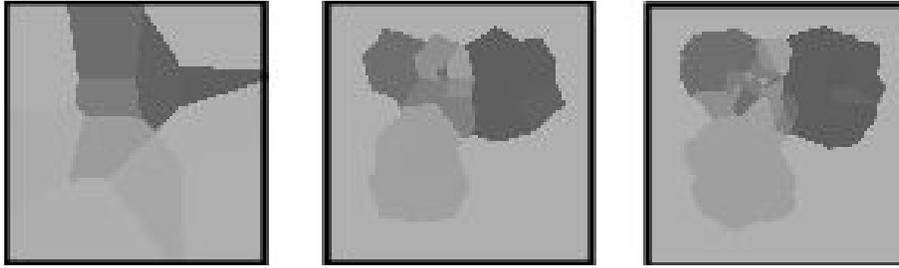


FIG. 21 – Diagramme de voronoi extrait de l'oeuf

l'itération 8000, ce dernier contient alors 82 neurones.

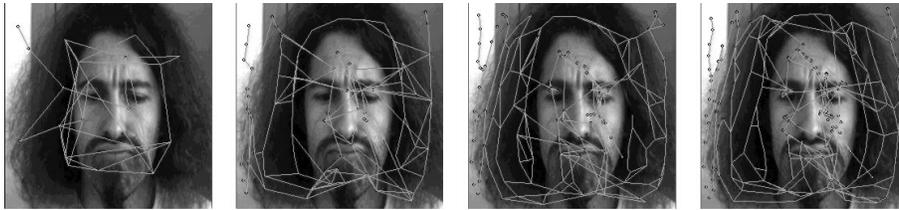


FIG. 22 – Growing Neural Gas appliqué à "Alain"

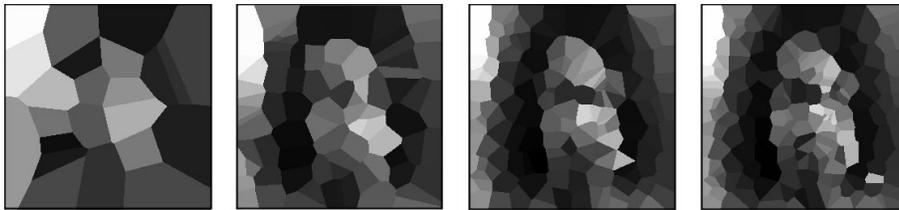


FIG. 23 – Diagramme de voronoi extrait de "Alain"

Pour finir avec les résultats de cette méthode, les figures 22 et 23 présentent le gaz de neurone obtenu à partir de l'image "Alain". La première image de ces deux série représente le gaz à l'itération 2000. Celui-ci est constitué par 23 neurones. La second image correspond à l'itération 8000 et le gaz comprend 83 neurones. La troisième image est obtenue à la 14000eme itération et le gaz contient 143 neurones. Enfin, la dernière image a été prise après 19000 itérations et contient 193 neurones.

### 10.3 Modèle Araignée

Voici les résultats obtenus avec le modèle araignée décrit dans ce document. Pour chaque série, les différents paramètres qui ont été pris seront mis en évidence.

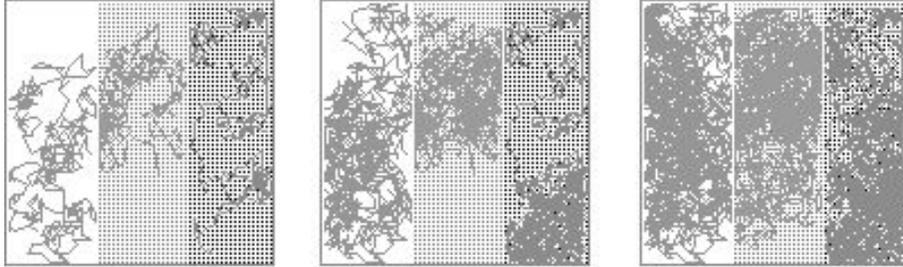


FIG. 24 – Toiles tissées pour l'image drapeau

La figure 24 présente les toiles tissées sur l'image drapeau. Initialement trois araignées ont été placées dans l'environnement, chacune d'entre elles sur une des régions du drapeau. Le niveau de gris associé aux araignées correspond au niveau de gris du piquet sur lequel elles ont été posées et la variance associée à la gaussienne est de 10. La probabilité de suivre un fil est de 0.1 pour chacune des araignées et la probabilité de retour sur toile de 0.2. La première image a été prise à après 1000 itérations, la seconde après 2000 itérations et la troisième après 3000 itérations.

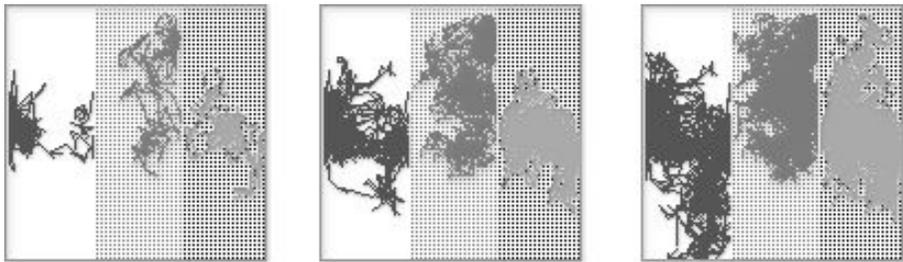


FIG. 25 – Toiles tissées pour l'image drapeau

La figure 25 présente les toiles tissées sur la même image dans les mêmes conditions sauf que désormais, la probabilité de suivre un fil est de 0.5. La première image a été prise à après 1000 itérations, la seconde après 5000 itérations et la troisième après 10000 itérations.

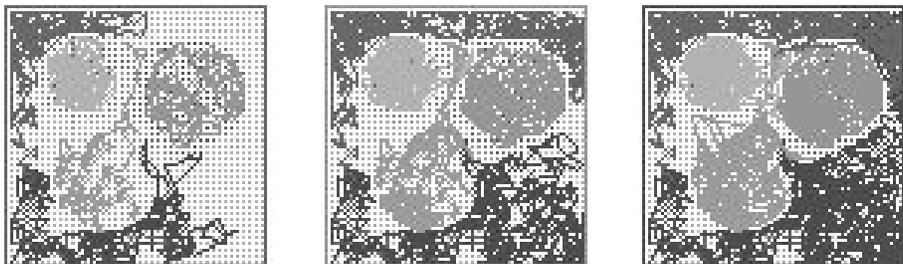


FIG. 26 – Toiles tissées pour l'image oeuf

La figure 26 présente les toiles tissées sur l'image Oeuf. Initialement 5 araignées ont été placées dans l'environnement, trois d'entre elles sur un des disques chacune et les deux autres sur la région externe aux cercles. Le niveau de gris associé aux araignées correspond au niveau de gris du piquet sur lequel elles ont été posées et la variance associée à la gaussienne est de 10. La probabilité de suivre un fil est de 0.1 pour chacune des araignées et la probabilité de retour sur toile de 0.2. la première image a été prise à après 1000 itérations, la seconde après 2000 itérations et la troisième après 3000 itérations.

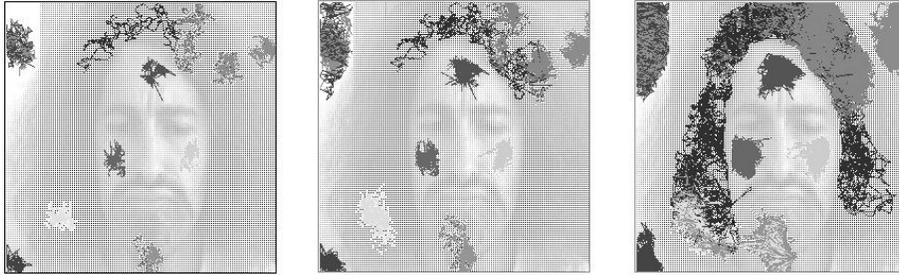


FIG. 27 – Détermination des régions pour l'image alain

La figure 27 présente les toiles tissées sur l'image Alain. Initialement 11 araignées ont été placées dans l'environnement, trois d'entre elles sur la chevelure, deux sur la zone blanche dans le coin supérieur gauche, une sur chaque joue, une sur le front, une dans le coin supérieur droit, une sur la barbe et une dans le coin inférieur gauche. Le niveau de gris associé aux araignées correspond au niveau de gris du piquet sur lequel elles ont été posées et la variance associée à la gaussienne est de 10. La probabilité de suivre un fil est de 0.1 pour chacune des araignées et la probabilité de retour sur toile de 0.2. la première image a été prise à après 1000 itérations, la seconde après 5000 itérations et la troisième après 25000 itérations.

## 10.4 Influence de la probabilité de suivre un fil

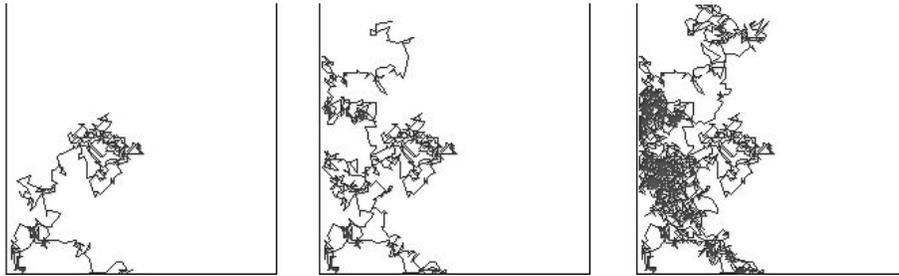


FIG. 28 – Toiles tissées pour une probabilité de suivre un fil nulle



FIG. 29 – Densité correspondante

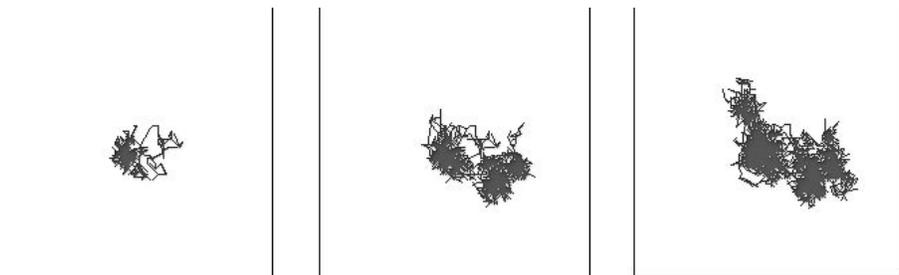


FIG. 30 – Toiles tissées pour une probabilité de suivre un fil de 0.5

Les figures 28, 29, 30, 31 sont obtenues à partir du même environnement : un environnement vide de dimensions  $200 \times 200$ . Une araignée est placée au centre de l'environnement, la probabilité de retour sur toile est de 0.2, et la probabilité de suivre un fil est variable selon l'expérimentation soit de valeur 0 soit de valeur 0.5. Les différentes images sont prises après 1000, 5000 et 10000 itérations.

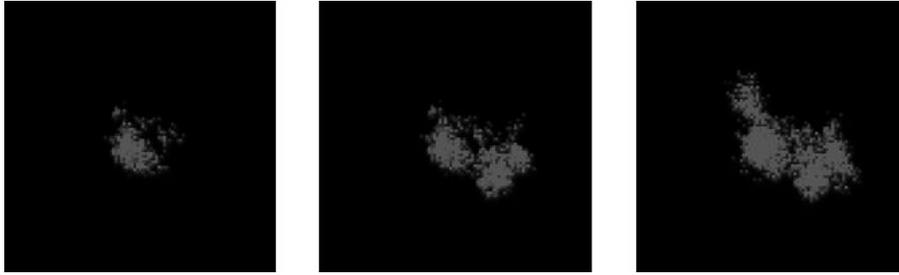


FIG. 31 – Densité correspondante

## 10.5 Modèle de tri de couvains

L'ensemble de ces résultats ont été obtenus avec les mêmes paramètres du modèle. Ces paramètres sont : nombre de fourmis virtuelles : 100, coefficient  $k_1$  : 0.1, coefficient  $k_2$  : 0.15, coefficient alpha : 0.5 , voisinage : carré de côté 5.

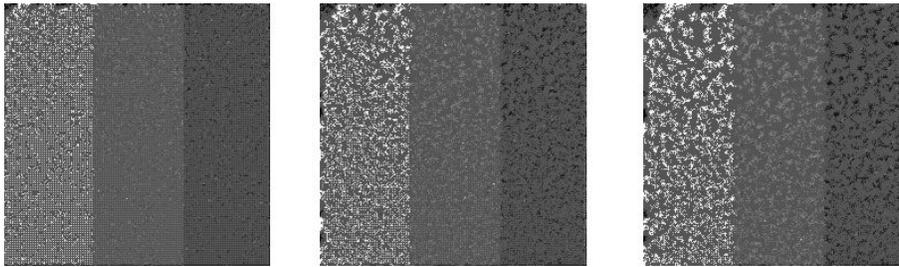


FIG. 32 – Agrégation des pixels en amas pour l'image "drapeau"

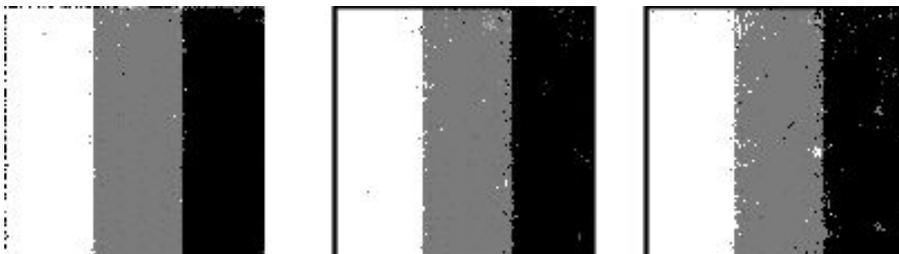


FIG. 33 – Image reconstruite à partir des amas

La figure 32 présente les amas de pixels que les fourmis virtuelle ont obtenus sur l'image "drapeau". Les trois images présentées ont été obtenues après 4000, 15000, 30000 itérations et contiennent respectivement 10096, 7104 et 5081 monticules. La figure 33 présente l'image reconstruite en tenant compte des régions. Chaque image correspond aux mêmes itérations, on associe à un monticule le niveau de gris moyen des pixels qui le composent.

La figure 34 présente les amas de pixels que les fourmis virtuelle ont obtenus sur l'image "Alain". Les trois images présentées ont été obtenue après 10000, 20000 et 30000 itérations et contiennent respectivement 52194, 45603 et 40130 monticules. La figure 35 présente une partie de l'image reconstruite en tenant compte des régions.



FIG. 34 – Agrégation des pixels en amas pour l'image "drapeau"



FIG. 35 – Image reconstruite à partir des amas