

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**  
**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**  
**UNIVERSITE LARBI BEN M'HIDI- OUM EL BOUAGHI**  
**FACULTE DES SCIENCES EXACTES ET DES SCIENCES DE LA NATURE ET DE LA VIE**  
**Département Mathématique et Informatique**

N° D'ordre : .....

Série : .....

Mémoire pour obtenir le diplôme de magistère en informatique

Option : Intelligence Artificielle et Imagerie

**RÉSOLUTION DE PROBLEMES COMPLEXES**  
**AVEC ÉMERGENCE CONTRÔLÉE ET AUTO-ORGANISATION**

Présenté par : **MESSAOUDI FATIMA**

Soutenu le : ...../...../2014

Devant le jury composé de :

**Président : Pr. BENMOHAMMED Mohamed, Prof à l'université Constantine2.**

**Rapporteur : Pr. BATOUCHE Mohamed, Prof à l'université Constantine2.**

**Examineurs : Dr. MOKHATI Farid, MC.A à l'université Oum El Bouaghi.**

**Dr. NINI Brahim, MC.A à l'université Oum El Bouaghi.**

2013/2014

# DÉDICACES

Je dédie ce modeste travail :

A toute ma famille

Pour ses affections, ses conseils, ses aides, ses sacrifices et son soutien moral, qui n'a cessé de me faire afin de m'offrir les conditions favorables à mes études.

A tous mes amis

A tous ceux qui m'ont aidé

# REMERCIEMENTS

Je remercie Mr BATOUCHE Mohamed, Professeur à l'Université de Constantine 2 qui a dirigé et encadré ce mémoire. Par ses conseils, son dévouement constant et ses nombreuses discussions, il a permis à ce travail d'être ce qu'il est aujourd'hui. Je le remercie également pour la liberté et la confiance qu'il m'a toujours accordées.

Je tiens à remercier Mr Adel M. ALIMI, Professeur à l'Université de Sfax, Tunisia, pour son aide et la disponibilité qu'il m'a accordés durant notre communication à travers le net, je tiens à remercier spécialement Amira Hamdi de l'Université de Sfax, Tunisia, à son aide, avec lequel la multitude des échanges et des discussions scientifiques ont permis de donner toute la richesse à ce travail.

Je remercie également Mr Khamer Lazhar, Maître-assistant. A à l'Université de Souk Ahras pour son aide et ses encouragements pour la finalisation de ce travail.

Je tiens aussi à remercier vivement les membres du jury Mr BENMOHAMMED MOHAMED, Professeur à l'Université Constantine 2, Mr. NINI BRAHIM, Maître Conférence. A et Mr. MOKHATI FARID, Maître Conférence. A à l'Université Oum El Bouaghi qu'ont accepté de consacrer une partie de leur temps à l'évaluation de mon travail. Je profite de cette occasion pour exprimer mes sincères remerciements pour qui m'avoit enseigné et soutenu pendant ma première année de magistère.

Je remercie tous ceux qui ont, de près ou de loin, aidé à rendre ce travail possible, que ce soit par des idées ou par des encouragements.

# Table des matières

---

<b>Introduction Générale</b>	
1.Contexte de l'étude : résolution de problèmes complexes .....	1
2.La segmentation d'image .....	3
3.Motivations .....	4
4.Contributions .....	4
5.Structure et contenu du mémoire .....	6

---

<b>Chapitre 1</b>	<b>De la pensée classique à la pensée complexe</b>
Introduction .....	9
1.Système complexe : Science du 21 <sup>ème</sup> siècle .....	10
2.Définition.....	11
3.Exemples de systèmes complexes .....	12
4.Les caractéristiques d'un système complexe .....	13
4.1.Compliqué/Complexe .....	13
4.2.La complexité .....	14
4.3.Les interactions .....	15
4.4.La non-linéarité .....	16
4.5.Boucles de feedback .....	16
4.6.Multi-échelle .....	17
4.7.L'émergence et l'auto-organisation .....	18
5.Système complexe et domaines sous-jacents.....	19
5.1.Système Complexe Adaptatif .....	19
5.2.Théorie de chaos .....	20
5.3.Thermodynamique.....	21
5.4.Physique statistique (Synergetic).....	21
5.5.Science sociale .....	22
5.6.Biologie.....	23
6.Système complexe artificiel : future informatique .....	24
Conclusion.....	25

---

Introduction .....	28
1. Historique et évolution de la notion d'émergence .....	28
1.1. De l'antiquité au 19 <sup>ème</sup> siècle .....	29
1.2. Proto-émergentisme (Emergentisme Britannique) .....	29
1.3. Néo-émergentisme (Théorie de la complexité) .....	31
2. Définitions .....	32
2.1. Définition issue du Proto-émergentisme .....	32
2.2. Définition issue du Néo-émergentisme .....	33
2.3. Définition issue du système artificiel .....	33
3. Les caractéristiques de phénomènes émergents .....	36
3.1. Effet micro-macro .....	36
3.2. Nouveauté radicale .....	36
3.2.1. L'irréductibilité .....	36
3.2.2. L'imprévisibilité .....	37
3.3. La cohérence globale .....	38
3.4. Le contrôle décentralisé .....	39
3.5. La robustesse et la flexibilité .....	39
3.6. La causalité descendante .....	39
3.7. La dynamique .....	39
3.7.1. Les attracteurs .....	39
3.8. L'auto-organisation .....	40
4. Exemples de phénomènes émergents .....	41
4.1. Processus comportementaux et des états particuliers du système .....	41
4.1.1. L'automate cellulaire « Jeu de la vie » .....	41
4.1.2. L'eau .....	42
4.2. Nouvelles structures organisationnelles .....	42
4.2.1. Les cellules de Bénard .....	42
4.2.2. L'expérience du double pont et les fourmis .....	43
5. Qu'est ce qu'il apporte le concept d'émergence à la science .....	44
5.1. Emergence pour comprendre les systèmes complexes naturels .....	44
5.2. L'émergentisme est complémentaire au réductionnisme .....	45
5.3. Emergence pour construire des systèmes complexes artificiels .....	46
5.3.1. Résolution de problèmes par émergence .....	47
6. Contrôle d'émergence .....	47
6.1. L'approche observateur/contrôleur .....	48

6.2. Contrôle par essaim .....	49
Conclusion.....	50

---

<b>Chapitre 3</b>	<b>Auto-organisation</b>
-------------------	--------------------------

---

Introduction .....	52
1. Historique et évolution de la notion d'auto-organisation .....	52
1.1. Les études en thermodynamique : Ilya Prigogine et la notion d'entropie .....	53
1.2. Les études cybernétiques : l'ordre provient du désordre.....	53
1.3. Les études du comportement des sociétés d'insectes : Grassé et lastigmergie.....	54
1.4. Les études d'holon et holarchie : Koestler.....	55
1.5. Les études d'autopoïesis (auto-production) : Maturana et Varela.....	56
1.6. Vers les systèmes informatiques.....	56
2. Définitions .....	56
2.1. Définition en fonction du comportement des insectes sociaux (Swarm Intelligence) .....	56
2.2. Définition en fonction d'autopeïsis.....	57
2.3. Autres définitions.....	58
2.4. Définition d'auto-organisation au sein d'un système artificiel.....	59
3. Les caractéristiques de phénomène d'auto-organisation .....	60
3.1. Incrémentation d'ordre.....	60
3.2. L'autonomie et l'absence du contrôle externe .....	61
3.3. La robustesse et l'adaptabilité .....	61
3.4. Dynamique, loin de l'équilibre .....	62
3.5. L'émergence.....	62
4. Exemples de phénomènes d'auto-organisation .....	63
4.1. L'auto-organisation dans les systèmes physiques .....	63
4.1.1. Les cellules de Bénard .....	63
4.1.2. La magnétisation .....	64
4.2. L'auto-organisation dans les systèmes biologiques.....	64
4.2.1. Le comportement de déplacement collectif.....	65
4.2.2. Comportement des insectes sociaux .....	66
4.3. L'auto-organisation dans les systèmes sociaux –comportement humain.....	69
4.3.1. Le bavardage (Gossip).....	69
4.4. L'auto-organisation dans les systèmes économiques.....	69
5. Des mécanismes d'auto-organisation à la construction des systèmes artificiels.....	70
5.1. Les mécanismes bio-inspirés.....	70
5.1.1. La stigmergie .....	70

5.1.2.Le renforcement.....	72
5.1.3.La coopération .....	73
5.2.Les mécanismes sociaux-inspirés.....	74
5.2.1.Le mécanisme de bavardage.....	74
5.3.Les mécanismes éco-inspirés .....	75
5.4.Les mécanismes entièrement artificiels (basés sur une architecture générique) .....	75
6.Vers une approche prometteuse pour la résolution de problème.....	76
6.1.Similarités.....	76
6.2.Différences .....	77
6.2.1.Auto-organisation sans présence de l'émergence.....	77
6.2.2.Emergence sans présence de l'auto-organisation .....	78
6.3.Approche Prometteuse : combinaison entre les deux phénomènes.....	78
Conclusion.....	79

---

## **Chapitre 4 La contribution Swarm Intelligence à la segmentation d'image par classification**

---

Introduction .....	82
1.Intelligence en essaim (Swarm Intelligence).....	82
2.La segmentation d'image.....	83
2.1.Les méthodes de segmentation par classification .....	84
2.2.Taxonomie des méthodes de classification .....	85
2.3.Le problème de clustering.....	86
3.Les méthodes de clustering basées essaim.....	87
3.1.Clustering basé fourmis.....	88
3.1.1.Directement imité du comportement de clustering observé en véritables colonies de fourmis .....	88
3.1.2.Ant Colony Optimization (ACO).....	93
3.2.Clustering basé flocking .....	94
3.2.1.Directement imité du comportement de flocking .....	95
3.2.2.Particle Swarm Optimization (PSO).....	99
3.3.Autres approches de clustering basées essaim .....	101
Conclusion.....	103

Introduction .....	106
1. La diversité de populations et l'adaptation locale .....	106
2. Modèle de Lumer et Faieta (LF): agrégation des fourmis.....	107
2.1. Ramassage d'objet .....	108
2.2. Dépôt d'objet .....	109
3. SwarmClust.....	109
3.1. Comportement de flocking des oiseaux .....	110
3.2. Comportement de homing des araignées sociales .....	114
3.3. Comportement d'agents anti-clustering.....	116
3.3.1. Ac-ant renversés .....	116
3.3.2. Ac-ant de voisinage inversé .....	117
3.3.3. Ac-ant aléatoire.....	117
3.4. Algorithme proposé : SwarmClust .....	118
4. Etude expérimentale .....	119
4.1. Les images de test .....	119
4.2. Nombre de clusters (K).....	119
4.3. Les mesures d'évaluation.....	120
4.3.1. Coefficient de Silhouette.....	120
4.3.2. Critère inter-intra régions de Rosenberg.....	121
4.4. Comparaison des résultats.....	122
Conclusion.....	123

---

### Conclusion Générale

---

Perspectives .....	127
--------------------	-----

# Table des figures

<b>Figure 1.1.</b> Emergence des traits selon les simulations du modèle de Latané [Lemouari, 2009].	22
<b>Figure 2.1.</b> Processus émergents vus comme une boîte noire par les proto-émergentistes [Moncion, 2008].	30
<b>Figure 2.2.</b> Détermination des mécanismes de transformation des entrées en sortie [Moncion, 2008].	31
<b>Figure 2.3.</b> Evolution du "planeur" sur 5 étapes. On retrouve la même configuration de cellules à l'étape 5 qu'à l'étape 1, mais elles sont décalées vers le bas et vers la droite [Georgé, 2004].	41
<b>Figure 2.4.</b> Réseau de cellules de Bénard vu de dessus [Georgé, 2004].	43
<b>Figure 2.5.</b> Les fourmis vont prendre une décision collective pour emprunter le plus court chemin [Hamdi, 2008].	44
<b>Figure 2.6.</b> Complémentarité entre réductionnisme et émergentisme [Moncion, 2008].	46
<b>Figure 2.7.</b> L'architecture Observateur/Contrôleur [Scheidler, 2010].	48
<b>Figure 2.8.</b> (a) émergence contrôlée par l'introduction des boucles de feedback suivant l'approche observateur/contrôleur; (b) émergence contrôlée en utilisant essaim de contrôle par l'introduction des composants du contrôle [Scheidler, 2010].	50
<b>Figure 3.1.</b> Cristaux de neige [Haken, 2008].	53
<b>Figure 3.2.</b> La construction de termitière [Serugendo, 2011].	55
<b>Figure 3.3.</b> Université : exemple d'une structure holonique [Serugendo, 2011].	56
<b>Figure 3.4.</b> Les cellules de Bénard apparaissent au niveau macro lorsque la température atteint un point critique [Georgé, 2004].	64
<b>Figure 3.5.</b> Arrangements des spins: désordonnés (gauche) et ordonnés (droite) [Parunak, 2002].	64
<b>Figure 3.6.</b> (a) Vol en "V" d'un nuage d'oiseaux, (b) Déplacement collectif d'un banc de poissons [Hamdi, 2008].	66
<b>Figure 3.7.</b> Un exemple d'agrégation des cadavres chez la fourmi "Messor sancta" montrant ainsi quatre répartitions instantanées de la distribution spatiale des cadavres dans une arène, à l'état initial (a), après 3h (b), après 6h (c) et après 36h (d) [Hamdi, 2008].	67
<b>Figure 3.8.</b> Comportement collectif d'agrégation/ségrégation des fourmis envers le couvain [Hamdi, 2008].	67
<b>Figure 3.9.</b> Une réelle toile d'Anelosimus eximius [Serugendo, 2011].	68
<b>Figure 3.10.</b> La stigmergie: communication à travers l'environnement [Hamdi, 2008].	71
<b>Figure 3.11.</b> Différent cas possible d'auto-organisation et d'émergence: (a) auto-organisation sans émergence; (b) émergence sans auto-organisation; (c) combinaison d'émergence et auto-organisation [Wolf, 2004].	77

<b>Figure 4.1.</b> Taxonomie de la classification inspirée de celle de Jain et al [Jain, 1999].....	85
<b>Figure 4.2.</b> (a) Séparation (b) Alignement (c) Cohésion [Hamdi, 2008]. .....	95
<b>Figure 4.3.</b> Collection de boids qui s'organise pour former un nuage [Hamdi, 2008]......	95
<b>Figure 4.4.</b> Comportement théorique de l'algorithme dans le cas de deux insectes en interaction: les insectes ont tendance à maintenir entre eux une distance égale à la distance idéale et à se déplacer dans la même direction [Hamdi, 2008]. .....	98
<b>Figure 4.5.</b> La sélection du site de nidification par les abeilles.....	102
<b>Figure 5.1.</b> Grille LF où les fourmis n'ont conscience de l'existence et du contenu que d'un petit voisinage $R_s$ . Les objets sont représentés dont l'intérieur est invisible pour les fourmis désignant ainsi les classes d'origine pour les objets [Hamdi, 2008]. .....	108
<b>Figure 5.2.</b> Les 8 directions possibles pour chaque fourmi [Hamdi, 2008].....	112
<b>Figure 5.3.</b> La direction de la fourmi A(270) sera influencée par B(45) suivant la similarité entre les pixels portés par ces deux fourmis [Hamdi, 2008]......	113
<b>Figure 5.4.</b> Comportement de homing observé si la nouvelle direction génère un emplacement occupé par une autre fourmi [Hamdi, 2008]......	114
<b>Figure 5.5.</b> Comportement de homing observé si la nouvelle direction génère un emplacement hors grille [Hamdi, 2008]......	114
<b>Figure 5.6.</b> Les différents types d'agents [Scheidler, 10]. .....	118
<b>Figure 5.7.</b> Les images de test.....	119
<b>Figure 5.8.</b> Une illustration des éléments impliqués dans le calcul de $S(i)$ , où l'objet $i$ appartient au cluster A [Rousseeuw, 1987].....	121

# Table des tableaux

<b>Tableau 1.1.</b> Exemples de systèmes complexes à différents niveaux d'échelles. ....	13
<b>Tableau 1.2.</b> Différences entre système compliqué et système complexe .....	14
<b>Tableau 2.1.</b> La définition d'émergence [Georgé, 2004].....	35
<b>Tableau 5.1.</b> Caractéristiques des images de test. ....	119
<b>Tableau 5.2.</b> Paramètres de SwarmClust et de KMEANS. ....	122
<b>Tableau 5.3.</b> Résultats de classification des images par les algorithmes KMEANS et SwarmClust. ....	122
<b>Tableau 5.4.</b> Exemples d'images segmentées par SwarmClust.....	123

# Résumé

Le travail présenté dans ce mémoire décrit une nouvelle approche d'auto-organisation émergente inspirée des colonies des insectes et des animaux pour la segmentation par clustering d'image. Cette approche est une hybridation purement swarm, elle se base sur une population de fourmis artificielles simples capables de s'auto-organiser pour faire émerger une segmentation optimale.

Le comportement proposé commence par le comportement de tri collectif des fourmis comme proposé initialement par Lumer et Faieta [Lumer,1994]. Les pixels de l'image sont initialement placés d'une façon aléatoire sur une grille représentant l'environnement des fourmis. Selon une fonction de similarité locale, les fourmis vont déplacer les pixels d'une case à une autre dans le but d'obtenir des classes homogènes et bien séparées. Ce modèle de base est rectifié avec des comportements supplémentaires inspirés de comportement de déplacement collectif des oiseaux et pour contrôler les emplacements prochains relatifs d'une fourmi et le comportement de homing des araignées pour gérer les mouvements des fourmis lorsque des situations conflictuelles surviennent. Pour la possibilité de prévoir l'émergence négative. Cette prévision s'appuie sur l'injection des fourmis préventivesqu'offre une meilleure adaptabilité. Notre algorithme est alors basé sur le travail actuel de [Hamdi, 2008] et [Scheidler, 2010].

L'approche proposée, appelée SwarmClust, offre un bon domaine dans lequel à quantifier l'impact de la diversité au niveau macroscopique d'une population. SwarmClust surpasse les méthodes de classification basées fourmis précédentes et résout tous ses inconvénients par l'introduction de techniques d'essaims simples et sans la nécessité de la configuration des paramètres complexes et l'information préalable sur la partition et de la distribution de classes.

La méthode testée sur des images réelles a montré son efficacité et sa capacité à extraire un nombre correct de classes avec une partition de bonne qualité en comparaison à l'algorithme classique Kmeans.

**Mots clés** : Segmentation, Classification non supervisée, Emergence, Auto-organisation, Intelligence en Essaim, Fourmis Artificielles.

# Abstract

The work presented in this paper describes a new emergent self-organizing approach inspired by colonies of insects and animals for clustering based image segmentation. This approach is purely swarm hybridization, it is based on a population of artificial and simple ants which can self-organize in order to emerge an optimal segmentation.

The proposed behavior starts with the ants' collective sorting behavior as initially proposed by Lumer and Faieta [Lumer, 1994]. The image pixels are initially placed randomly on a grid representing the environment of ants. According to a function of local similarity, the ants will move pixels from one box to another in order to obtain homogeneous and well-separated classes. This basic model is dressed with additional behaviors inspired by birds' collective behavior and movement to control next relative locations of an ant and spider homing behavior to manage the ants' movements when conflicting situations occur. For the ability to predict the negative emergence. This forecast is based on the injection ants' preventive offered better adaptability. Our algorithm is then based on the current work of [Hamdi, 2008] and [Scheidler, 2010].

The proposed approach, called SwarmClust offered a good area in which to quantify the impact of diversity on the macroscopic level of a population. SwarmClust outperforms previous swarm-based clustering methods and resolves all its drawbacks by the introduction of simple swarm techniques and without the need of complex parameters configuration and prior information on classes' partition and distribution. Experimental results on real images demonstrate the ability of the method to extract the correct number of clusters with good clustering quality compared to the results obtained by the classical clustering algorithm Kmeans.

**Keywords:** Emergence, Self-organization, Swarm Intelligence, Segmentation, Unsupervised Classification, Artificial Ants.

# ملخص

يصف العمل المقدم في هذه المذكرة مقارنة جديدة للتنظيم الذاتي والسلوك الجماعي مستوحاة من مستعمرات الحشرات والحيوانات لتجزئة الصورة الرقمية عن طريق التصنيف. هذه المقاربة هي تهجين لتقنيات سرب مختلفة من خلال اعتمادها على مجموعة بسيطة من النمل الاصطناعي وبفضل تنظيمها الذاتي والعمل الجماعي لتجزئة الأمثل لهذه الصورة الرقمية والتي لم تكن متوقعة مقارنة مع السلوكيات البسيطة الانفرادية للنمل.

بصفة خاصة فقد تم مستوحاة السلوك الجماعي لفرز الحضنة الملاحظ عند النمل وتجميع الأشياء المتشابهة معا، بحيث توضع بكسلات الصورة في البداية بشكل عشوائي على شبكة ثنائية البعد والتي تمثل الوسط البيئي للنمل ووفقا لتطبيق خاصية تشابه محلي بين هاته الأخيرة، يحرك النمل البكسلات من خانة إلى أخرى ويجمع المتشابهة منها وفق تحركات ذكية تسمح بالحصول على أقسام متجانسة وجيدة الفصل. إضافة سلوك حركة الطيور الجماعية كان بهدف السيطرة على المواقع النسبية المقبلة للنمل، أما سلوك العزل لدى العنكبوت فقد استخدم لحل مشكل تداخل تحركات النمل. ولتفادي سوء التجزئة ومراقبة نتيجة التجميع تم استخدام عملاء مضادين للعمل في صورة نمل بسلوك معاكس لعمل النمل الطبيعي.

إن الطريقة المقترحة SwarmClust تفوق الطرق السابقة لتجزئة الصورة بالتصنيف والمعتمدة أساسا على التنوع من خلال إدخال تقنيات السرب البسيطة فلا نحتاج لإعداد وتجهيز معطيات معقدة ولا المعرفة المسبقة للتقسيم وتوزيعات الأقسام فالتصنيف يتم بطريقة آلية من غير إشراف.

طريقة الاختبار على الصور الحقيقية أظهرت فعالية الطريقة المقترحة وقدرتها على استخراج العدد الصحيح من

الأقسام بنوعية جيدة مقارنة مع الخوارزمية الكلاسيكية Kmeans

**الكلمات المفتاحية:** الانبثاق، التنظيم الذاتي، ذكاء السرب، تجزئة الصورة الرقمية، التصنيف دون إشراف، النمل الاصطناعي.

---

# Introduction

## Générale

---

"Tendencies tend to change....."

### 1. Contexte de l'étude : résolution de problèmes complexes

Les méthodes classiques de résolution de problèmes consistent à décomposer le problème en sous-problèmes et à définir dès le départ les étapes de résolution. Si auparavant, cette méthode de résolution a donné de bons résultats, son efficacité a été remise en cause ces dernières années avec la complexité croissante des problèmes à résoudre et l'apparition de nouveaux besoins reflétant la nécessité de disposer de systèmes robustes et fiables dans des domaines dynamiques et incertains. Les systèmes complexes étant une nouvelle science basée sur les notions de chaos, de non-linéarité, d'auto-organisation et de propriétés émergentes, ouvre des nouveaux horizons pour la recherche de nouveaux paradigmes que ceux habituellement utilisés.

En fait, les propriétés et les caractéristiques des systèmes complexes sont simulées, analysées et démontrées à travers des approches telles que la vie artificielle, les réseaux de neurones, les automates cellulaires et les réseaux booléens. Les chercheurs dans ce domaine ont constaté que des changements apparaissent naturellement et automatiquement dans ce genre de systèmes de manière à augmenter leur efficacité : auto-organisation. Un autre processus inhérent à ce type de systèmes est l'émergence.

Nous qualifions de phénomènes émergents l'apparition, au niveau macroscopique, de phénomènes issus de l'ensemble des interactions se produisant au niveau microscopique. Ces phénomènes ne peuvent être déduits de façon évidente du comportement individuel des différentes entités du système et se produisent sans qu'aucun élément extérieur n'intervienne.

L'approche par émergence, appelée aussi la résolution des problèmes par émergence a prouvé son efficacité pour les problèmes dits complexes tant pour le domaine de l'intelligence artificielle que pour le domaine d'optimisation. Le contrôle est décentralisé et la totalité des individus participent ensemble au processus de résolution du problème. Cela a conduit à rechercher des principes organisateurs qui gouvernent les comportements collectifs émergents et à fournir des outils pour les mettre en œuvre.

L'auto-organisation peut être considérée comme étant un processus dynamique et adaptatif qui permet l'apparition d'une structure de plus haut niveau sans la nécessité d'un principe organisateur et faisant preuve d'une certaine autonomie et robustesse.

Les logiciels d'applications actuels sont entraînés par les interactions sociales (des négociations, des transactions), basés sur des entités ou des agents autonomes, et se fonctionnent dans des environnements très dynamiques. La question de concevoir des applications basées sur l'étude des principes d'auto-organisation comme mécanisme de conception de systèmes afin d'atteindre une robustesse et une adaptabilité intéresse fortement la communauté informatique.

En biologie, de nombreux systèmes naturels composés d'individus autonomes exhibent des aptitudes à effectuer des tâches qualifiées de complexes sans contrôle global. De plus, ils peuvent s'adapter à leur milieu soit pour y survivre, soit pour améliorer le fonctionnement du collectif. C'est le cas des colonies d'insectes sociaux [Camazine, 2003] tels que les termites, les

fourmis [Bonabeau, 1997], ou les araignées [Bourjot, 1999] qui font effectivement preuve de remarquables capacités pour effectuer des tâches complexes tels que la construction de nids complexes, la construction du pont, le rangement des larves, le rassemblement des cadavres et l'organisation des cimetières, la recherche efficace de ressources. L'étude des déplacements collectifs de vols d'oiseaux migrateurs ou de bancs de poissons montre également le fait que la tâche collective est le résultat des interactions des individus autonomes [Theraulaz, 1997].

Tous ces systèmes naturels présentent un point commun : l'émergence d'un comportement global collectif et complexe à partir des interactions simples entre des insectes simples dotés d'une intelligence très réduite et ne possédant qu'une vision très partielle de leur environnement [Bonabeau, 1999]. Ces résultats émergents peuvent être perçus après l'auto-organisation a eu lieu. L'organisation qui en résulte peut donner lieu à des constructions organisationnelles particulières, comme des structures, des patterns ou des propriétés du système qui ne peuvent pas être réduits à des propriétés de ses éléments.

Tels systèmes modifient leur structure et des fonctionnalités pour s'adapter aux modifications apportées aux exigences et à l'environnement en se basant sur le mécanisme d'auto-organisation « la stigmergie » inventé par le biologiste français Pierre-Paul Grassé [Grassé, 1959]. Ce mécanisme est un principe puissant du « mode d'organisation » des insectes sociaux. Il est basé sur l'utilisation de l'environnement comme support d'inscription des effets des comportements passés, à influencer les futures. Grassé résume la théorie de stigmergie dans l'expression « le travail excite les travailleurs » : les membres d'une société ont attiré vers les lieux dans le système où la plupart des activités ont eu lieu récemment. En conséquence, l'activité à ces points sera encore augmentée jusqu'à que l'objectif de l'activité soit atteint.

Il n'est donc pas surprenant que ce qui a attiré beaucoup d'attention en tant que modèle pour appliquer l'émergence et l'auto-organisation de la nature aux systèmes informatiques. Les chercheurs ont commencé à partir de la perspective de nombreuses entités simples qui s'apparentent aux insectes sociaux travailleurs, chacune avec une intelligence limitée, et ont développé des algorithmes qui peuvent résoudre des problèmes complexes. Ce champ est devenu connu : *l'intelligence en essaim « Swarm Intelligence »*, car il s'appuie sur le comportement d'un essaim (intelligence collective).

L'approche Swarm, a prouvé son efficacité pour les problèmes dits complexes. Parmi ces systèmes, on trouve les méthodes d'optimisation par essaim particulière inspirées de l'étude de l'organisation de groupes d'animaux [Kennedy, 1995], les algorithmes inspirés des essais d'insectes volants [Aupetit, 2003], et les systèmes de fourmis artificielles largement utilisés ces dernières années pour résoudre des problèmes de classification ou d'optimisation [Dorigo, 1996].

Cette approche constitue une révolution plus qu'une évolution dans la manière de traiter la résolution de problèmes puisqu'il y a changement de paradigme qui modifie profondément la manière de penser et d'utiliser l'intelligence, elle fournit des solutions dont les caractéristiques essentielles sont des systèmes auto-organisés émergents.

Le problème de segmentation étant par sa nature un problème complexe difficile à résoudre, nous nous proposons dans ce travail de puiser dans l'étude de swarm : des comportements auto-organisés, à travers lesquels des interactions simples au niveau local permettent l'émergence d'une segmentation plus optimale.

### 2. La segmentation d'image

Depuis très longtemps, les chercheurs ont été fascinés par la capacité du système de vision humaine à percevoir l'espace qui l'entoure sans aucune difficulté. Avec la naissance de machines de plus en plus puissantes et les progrès techniques au niveau du traitement automatique des images, une nouvelle discipline est apparue sous le nom: «vision par ordinateur». Ce nouveau paradigme avait pour ambition de réaliser un système de vision artificielle capable de reproduire certaines fonctionnalités de la vision humaine à travers l'analyse des images de la scène captées par un dispositif d'acquisition.

La segmentation d'image constitue le cœur de tout système de vision artificiel et une étape importante dans le processus d'analyse des images [Cheng, 2001]. Elle a pour objectif de fournir une description des objets contenus dans l'image par l'extraction de différents indices visuels tels que les contours, les objets, les régions homogènes, les objets 3D. Ces indices visuels représentent des phénomènes photométriques et/ou géométriques présents dans l'image. Ils seront exploités ensuite par les traitements placés en aval pour une description symbolique de la scène permettant une interprétation et éventuellement une prise de décision.

Formellement [Zucker, 1976], la segmentation d'une image numérique  $I$  consiste à chercher une partition de  $I$  en un sous-ensemble  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$  telle que:

$$\forall i, R_i \neq \emptyset$$

$$\forall i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset$$

$$I = \cup_i R_i$$

Le problème de la segmentation d'image est alors caractérisé par :

- un ensemble de critères d'homogénéités des régions que l'on cherche.
- un algorithme permettant l'obtention de régions optimisant au mieux ces critères.

Beaucoup de méthodes de segmentation existent dans la littérature et peuvent être séparées en trois grandes familles [Tseng, 2001] [Turi, 2001].

1. Les méthodes de segmentation par *contours* basées sur la recherche des discontinuités locales présentes dans l'image.
2. Les méthodes de segmentation en *région homogène* cherchent à regrouper des pixels qui présentent une similarité et une uniformité.
3. Les méthodes de *classification* qui fournissent une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des propriétés similaires dans une même classe de pixels. Les régions sont définies par les ensembles maximaux de pixels connexes appartenant à la même classe.

Notre travail est consacré aux méthodes de classification.

### 3. Motivations

La segmentation est un problème mal posé au sens d'Hadamard[Tikhonov, 1974], comme est le cas pour de nombreuses tâches de vision artificielle, à cause de non-unicité de l'incertitude et de l'instabilité des solutions par rapport aux données d'entrée. C'est aussi un problème complexe, tant du point de vue de la formulation du problème que de point de vue de choix de la technique de résolution et est confrontée au problème d'ambiguïté et de bruit qui affecte certains pixels. Ces difficultés expliquent le fait qu'il soit donc difficile de définir une bonne segmentation d'une image et que le problème de segmentation reste ouvert jusqu'à ce jour.

Ce travail est consacré aux méthodes de classification qui considèrent une classe comme un ensemble de pixels connexes ou non, possédant des intensités similaires. Le problème du partitionnement revient à chercher une partition qui regroupe d'une manière optimale les  $N$  pixels de l'image en  $K$  classes de telle sorte que les pixels d'une même classe soient plus proches entre eux en terme d'un (ou plusieurs) critère, qu'avec les pixels des autres classes. On peut essayer de résoudre ce problème par une méthode brute en engendrant toutes les partitions possibles et à retenir celle qui minimise au mieux le critère de partitionnement. Malheureusement, la taille de l'espace des partitions possibles est de l'ordre de  $O\left(\frac{N^k}{K!}\right)$ . La classification se ramène alors à un problème d'optimisation complexe NP-difficile pour lequel les méthodes locales s'avèrent très vite impraticables même pour une image de petite taille.

Les méthodes de partitionnement sont dites *supervisées* lorsque des informations à priori sont introduites dans le processus de construction de classes, et *non supervisées* « **clustering** » quand aucune connaissance n'est disponible. L'inconvénient majeur des méthodes de partitionnement supervisé classiques est qu'elles exigent de connaître au préalable le nombre possible de classes de pixels ainsi qu'une bonne partition de départ dont dépend le résultat final de classification. Ces contraintes rendent l'utilisation de ces algorithmes peu intéressante quand on veut segmenter automatiquement une image.

### 4. Contributions

Ce mémoire part du constat simple que les capacités d'auto-organisations émergentes inspirées des colonies des insectes et des animaux et en particulier les fourmis résolvent des problèmes complexes, bien que l'intelligence d'une fourmi soit limitée. Les travaux menés dans le cadre de ce mémoire portent sur différents aspects :

- L'idée d'intelligence en essaim correspond au comportement "intelligent" dont chaque organisme ne serait pas individuellement qualifié d'intelligent, et l'efficacité du mécanisme d'auto-organisation de stigmergie.
- Explorer le rôle de la diversité des comportements observés dans la nature et le comportement local adaptatif dans la formation de phénotype collectif de l'essaim par une hybridation purement swarm.

- Concevoir de nouvelles méthodes de segmentation basées sur une population de fourmis autonomes non intelligentes en s'inspirant des comportements supplémentaires des oiseaux et des araignées, capables de s'auto-organiser pour créer un comportement global complexe et faire émerger collectivement une segmentation optimale de l'image par l'intermédiaire des interactions qu'ils entretiennent avec leur environnement.
- L'intégration de plusieurs types de fourmis, les fourmis de clustering et les fourmis anti clustering. Ces derniers agissent de façon inverse par rapport au comportement de fourmis artificielles standards, dont le but de contrôler l'émergence négative de clustering.

L'approche proposée pour développer de nouvelles méthodes basées sur le comportement des fourmis comme on le verra dans ce mémoire à trier collectivement leur couvain ou de construire des cimetières. Ce comportement est relativement simple et est très stimulant pour résoudre le problème du partitionnement. Les algorithmes à base de ce comportement ont été proposés pour la première fois par Deneubourg et son équipe [Deneubourg, 1990] et ont été adaptés par la suite au problème de la classification non supervisée par d'autres chercheurs dans différents domaines.

Nous proposons dans le cinquième chapitre SwarmClust, un nouvel algorithme de classification non supervisée. Dans SwarmClust, on cherche à déterminer automatiquement les classes présentes dans l'image sans connaissance a priori leur nombre et sans qu'il soit nécessaire d'effectuer des paramétrages complexes. SwarmClust est une hybridation de différents comportements swarm. Les pixels sont placés aléatoirement sur une grille représentant l'environnement des fourmis artificielles. Chaque fourmi peut déplacer d'une manière probabiliste les pixels d'une case à une autre en utilisant une fonction de similarité locale, de manière à regrouper les pixels d'intensités similaires dans une même case représentant une seule classe. Nous avons modifié le comportement de déplacement des différents types de fourmis (de clustering et anti) en s'inspirant de comportement de déplacement collectif des oiseaux pour contrôler leurs positions relatives prochaines et pour gérer les situations conflictuelles, les fourmis s'inspirent du comportement de homing des araignées.

Les principales caractéristiques de notre approche sont:

- **la distribution** : elle offre intrinsèquement des algorithmes distribués qui peuvent employer le calcul parallèle tout à fait facilement.
- **la robustesse** : les algorithmes développés montrent un niveau élevé de la robustesse au changement en permettant aux fourmis de s'adapter dynamiquement aux changements globaux. D'un autre côté, la stochasticité des items comportementaux permet d'explorer différentes pistes qui peuvent être meilleurs voire optimaux.
- **l'adaptabilité** : étant donné qu'il n'y a aucun contrôle central dans nos algorithmes de segmentation, les interactions locales des entités individuelles permettent une grande

adaptabilité du système global. Cette propriété permet à l'ensemble sans explicitation du but ni des mécanismes de communication, de s'adapter globalement à des configurations différentes grâce à la combinaison des adaptations locales effectuées en parallèle.

- **la simplicité:** comme on le verra dans la suite de ce mémoire, on peut concevoir un système collectif au fonctionnement complexe à partir d'individus très simples et donnant de très bons résultats.

### 5. Structure et contenu du mémoire

Ce mémoire est divisé en trois grandes parties:

- Introduction générale: le but est d'expliciter la problématique au cœur de ce mémoire, de définir le contexte scientifique sous lequel nos travaux ont été menés et de faire la synthèse de nos contributions.
- Chapitres 1, 2, 3 et 4 dédiés aux éléments d'état de l'art : ils ont pour but de présenter une tentative de synthèse des différents domaines auxquels nous avons touché dans le cadre de ce mémoire, à savoir l'émergence contrôlée et l'auto-organisation et leur application, l'intelligence en essaim et la segmentation d'image.
- Chapitre 5: dévoué aux développements effectués dans ce travail. Il a pour objectif de montrer comment certains comportements coopératifs des insectes sociaux réels ont pu être exploités pour la résolution collective du problème de la segmentation d'images.

D'une manière plus détaillée l'organisation du mémoire est comme suit :

**Le premier chapitre** est consacré aux différents concepts de base de systèmes complexes. Après une introduction générale qui nous motivons à élaborer un nouveau paradigme pour soutenir une nouvelle démarche de la pensée, à savoir «pensée complexe» ou «pensée globale». C'est une science d'avenir étudie si les comportements globaux d'apparences similaires, issus de systèmes complexes différents, sont le résultat de mécanismes identique ou non. Nous nommons souvent "phénomènes émergents" ces comportements globaux.

**Le deuxième chapitre** est consacré à l'étude du phénomène émergent qui est une des bases de notre travail. Pour comprendre ce concept, une présentation générale des différentes définitions compatibles avec son historique tout en focalisant sur la définition d'émergence au sein du système artificiel. Cette étude pourrait mener à l'apport de nouvelles techniques en informatique tout en tenant compte de la préoccupation "le contrôle", ainsi que la recherche des principes organisateurs qui gouvernent les comportements collectifs émergents.

**Le troisième chapitre** est consacré à l'étude du concept d'auto-organisation, le chapitre se focalise d'une part sur les différents mécanismes d'auto-organisation en s'inspirant du monde naturel (Bio, Sociaux et Eco-inspiré) et ses domaines d'application informatique. La question de

## Introduction Générale

---

concevoir ces applications est basée sur les principes d'auto-organisation afin d'atteindre une robustesse et une adaptabilité, gagne plus en plus d'intérêt pour la communauté de recherche du logiciel. D'autre part sur la grande importance d'étudier les comportements des insectes sociaux en tant que modèle pour appliquer l'émergence et de l'auto-organisation aux systèmes informatiques. Intelligence en essaim.

**Le quatrième chapitre** représente le contexte du problème que nous voulons démontrer l'efficacité de l'approche émergente auto-organisée, à savoir la segmentation d'image en niveau de gris par clustering. Un tour d'horizon des méthodes de segmentation d'images en classes homogènes à la base d'intelligence en essaim.

**Le cinquième chapitre** est consacré au vif du sujet à savoir la proposition d'une nouvelle approche pour la segmentation des images appelée SwarmClust. La nouvelle approche est une hybridation des différents comportements collectifs des insectes sociaux et des animaux. Des résultats expérimentaux ainsi qu'une étude comparative avec les algorithmes classiques de segmentation sont décrits.

Une conclusion sur l'ensemble de nos travaux ainsi qu'aux améliorations qui pourrait être apporté et aux perspectives qu'elle offre.

---

# Chapitre I

## De la pensée classique à la pensée complexe

---

"Simplicity is no reason, difficulty is no excuse"

—Bruce Edmonds

**Complexité** : du mot latin "Complexus", entrelacé ou embrassé; deux ou plus parties distinctes, qui sont reliées de telle sorte qu'il est difficile de les séparer.

## Introduction

La majorité des modèles scientifiques -ainsi que la plupart de nos compréhensions intuitives- reposent implicitement sur un mode de pensée «classique» ou cartésien, ce qui est exprimé plus explicitement dans les mécaniques classiques ou newtoniennes qui ont dominé la vision scientifique du monde jusqu'au début du 20<sup>ème</sup> siècle. Il est basé entre autres sur les hypothèses suivantes [Gershenson, 2007]:

- **Réductionnisme** ou **l'analyse**: pour bien comprendre un système, vous devez le décomposer en ses éléments constitutifs et leurs propriétés fondamentales.
- **Déterminisme**: chaque changement peut être représenté par une trajectoire du système à travers l'espace (d'état), c'est-à-dire, une séquence d'états, à la suite des lois fixes de la nature. Ces lois déterminent complètement la trajectoire vers le futur *prévisibilité* ainsi que vers le passé *réversibilité*.
- **Rationalité**: étant donné une telle connaissance complète, dans son interaction avec le système, un agent va toujours choisir l'option qui maximise sa fonction d'utilité. Ainsi, les actions de l'esprit ne deviennent comme déterminées ou prévisibles que les mouvements de la matière.

Nous sommes dans un principe absolu de causalité. L'autonomie, la liberté, l'événement sont éliminés de la démarche scientifique ainsi que le sens et la finalité. Nous devons donc envisager l'état présent de l'univers comme l'effet de son état antérieur, et comme la cause de celui qui va suivre.

Que se passe-t-il aujourd'hui où nous voyons que nous entrons dans une période d'accélération et d'amplification du changement? Nous le voyons bien dans le domaine politique, économique, social. Mais ce que nous voyons peut-être moins bien, c'est que nous entrons dans un temps de modification de notre système de pensée, de notre système de connaissances, de notre relation au réel. Que se passe-t-il?

La *relativité* a tué l'idée d'un temps et d'un espace absolus. La *mécanique quantique* a réintroduit l'observateur dans son observation, éliminant l'espoir d'une connaissance absolue. Les théories du *chaos* ont fait voler en éclats le principe de prédictibilité.

Nous sommes obligés aujourd'hui d'élaborer un nouveau paradigme pour soutenir une nouvelle démarche de la pensée, pour jalonner un nouveau chemin de la connaissance. Qu'on l'appelle « **Pensée Complexe** » ou « **Pensée Globale** ».

- le monde apparaît comme universellement et irrémédiablement complexe. Le hasard et le désordre y sont irréductibles.
- l'homme par sa raison, peut cependant élaborer des modèles momentanément avantageux, toujours à remettre en question.
- de façon encore mystérieuse, la complexité, (mélange d'ordre et de désordre) peut donner naissance à une « auto-organisation » et une « émergence » de propriétés nouvelles.

La complexité n'est pas définie en opposition à la simplification. Les notions d'incertitude et d'indécidabilité sont des concepts étant étroitement liés à la pensée complexe. Ainsi la complexité s'articule autour des relations qu'entretiennent quatre principes qui caractérisent cette pensée qui sont : *l'ordre, le désordre, l'organisation et l'interaction*.

Les approches "classiques" sont encore très utiles, mais seulement dans les domaines de problème qui sont stationnaires et compréhensibles. Une solution exacte peut être trouvée, et cette solution peut être à la main. Mais avec l'augmentation de la complexité, les domaines problématiques deviennent nonstationnaires, ce qui nécessite des solutions dynamiques qui seront en mesure de s'adapter aux changements dans le domaine du problème [Ashby, 1947].

Même si la pensée complexe n'est pas totalement aboutie, c'est un élément et une approche fondamentale dans la réflexion actuelle sur nos systèmes de penser. De plus elle permet de comprendre de nombreux phénomènes physiques et biologiques [Lesage, 1993]. Il apparaît maintenant que l'étude des systèmes complexes constitue un domaine scientifique à part entière.

Cette section tente d'apporter différents éléments d'information pour comprendre ce que représente un système complexe. Même s'il s'agit d'énoncer des définitions, cette tâche ne se révèle pas si simple dans le cas présent. La première raison à cela est qu'il n'existe pas de définition formelle de ce qu'est un système complexe. Chaque domaine scientifique, que ce soit la biologie, la physique ou bien encore la sociologie, à apporter sa propre pierre à l'édification d'une définition globale mais cela ne permet pas encore d'avoir un socle commun solide nous permettant de définir exactement ce qu'est un système complexe. Une autre raison expliquant la difficulté de définir un système complexe est le fait qu'il faille, non pas seulement définir ce dernier, mais expliquer également toutes les notions qui gravitent autour de ce concept tel que la complexité, les interactions ou encore les dynamiques non linéaires.

### **1. Système complexe : Science du 21<sup>ème</sup> siècle**

L'étude des systèmes complexes et l'analyse de leur complexité apporteront des réponses à certaines questions posées depuis des siècles, surtout avec la disposition des moyens techniques pour y répondre.

C'est une science d'avenir; elle essaie d'étudier si les comportements globaux d'apparences similaires, issus de systèmes complexes différents, sont le résultat de mécanismes identiques ou non. L'étude et la caractérisation de mécanismes d'interaction entre les éléments des systèmes conduisant à un comportement global donné non prévisible. Quand nous étudions le fonctionnement d'un cerveau humain ou d'une colonie de fourmis, nous pensons qu'il n'existe aucun lien entre ces deux systèmes mais il peut toujours se révéler possible de retrouver certains mécanismes d'interactions identiques. C'est également une science d'avenir car elle permettrait une réelle interdisciplinarité entre les différents domaines scientifiques. En effet l'étude et l'analyse des systèmes complexes nécessitent l'utilisation de l'ensemble des techniques développées dans chacune des disciplines.

Le domaine de recherche des systèmes complexes est considéré comme une science à part entière que certains nomment *science de la complexité*. La figure illustrative de l'émergence de cette science est la fondation, en 1984 de SFI<sup>1</sup>. Cet institut regroupe des chercheurs venus de tous horizons (physique, chimie, biologie, mathématiques, informatique...) afin d'établir des techniques d'analyse permettant de mieux comprendre et prédire le comportement des systèmes complexes.

La science de la complexité présente de nombreux aspects. Nous pouvons tenter de comprendre les éléments qui composent un système complexe ou bien encore reproduire par la modélisation les évolutions de ces systèmes. Leur point commun est l'existence d'un comportement global difficilement explicable à partir des propriétés inhérentes aux éléments qui les composent. Nous nommons souvent *phénomènes émergents* ces comportements globaux. En effet, certains éléments sont capables de s'organiser eux-mêmes en structures plus complexes, et à des niveaux d'échelles différents [Wolf, 2003]: *auto-organisation*.

## 2. Définition

Un système complexe est un sous-domaine de l'approche systémique ou la science des systèmes, qui s'intéresse à l'étude des propriétés du système considérées comme complexes à la nature, à la société et pour la science. Le système complexe parfois est nommé, *théorie de la complexité* ou *science de la complexité* [Serugendo, 2011].

Il n'existe pas de définition formelle de ce qu'est un système complexe. Chaque domaine scientifique, que ce soit la biologie, la physique ou bien encore la science sociale, à apporter sa propre pierre à l'édification d'une définition globale.

Un système est un ensemble cohérent de composants en interaction qui poursuivent un but commun. Le terme complexe indique que plusieurs éléments sont impliqués dans un système, qui le rend *difficile à comprendre*. Ces systèmes sont constitués d'un grand nombre d'entités en interaction, on les qualifie de complexe lorsqu'un *observateur ne peut prévoir leur comportement ou leur évolution par un calcul simple*. Pour connaître l'évolution du système, on doit faire l'expérience, éventuellement sur un modèle réduit.

L'idée d'un système complexe est d'avoir un système régi par une *dynamique* liée à de nombreuses *interactions* entre composants, décrits eux-mêmes selon plusieurs *niveaux d'organisation*, et dont la sémantique des interactions diffère d'un niveau à un autre. Les relations qui unissent les composants doivent privilégier plutôt l'aspect dynamique que l'aspect statique du système interactif.

D'après Ottino [Ottino, 2004], un système complexe est un système contenant un grand nombre d'éléments identiques et/ou différents. Ces éléments génèrent des blocs capables d'échanger des stimuli les uns avec les autres mais également avec l'environnement. Les interactions entre les éléments peuvent avoir lieu avec des voisins proches ou lointains. Ces éléments se meuvent dans un espace ou occupent une position fixée et peuvent être dans un seul état ou dans des états multiples. Pour Ottino, la caractéristique commune des systèmes

---

<sup>1</sup>SFI : Institut de Santa Fe au Nouveau Mexique.

complexes est que ceux-ci présentent *une organisation sans aucune application d'un principe organisateur central*.

Fromm dans «The Emergence of Complexity» [Fromm, 2004], définit succinctement un système complexe comme étant un système composé d'un grand nombre d'éléments interagissant et interconnectés. Nous retrouvons l'importance de ce terme « interconnecté » dans le livre « Dynamics of Complex Systems » de Bar-Yam [Bar-Yam, 2003]. Pour ce dernier, l'interaction entre les éléments est ce qui distingue les systèmes simples des systèmes complexes.

À la vue de ces éléments, nous pouvons fournir la définition suivante:

«Un système complexe est un système composé d'entités homogènes ou hétérogènes, interagissant les unes avec les autres générant ainsi un ensemble d'interconnexions. L'ensemble de ces interactions génère, sans aucune application d'un principe organisateur central, des phénomènes globaux difficiles à prédire et à expliquer».

### 3. Exemples de systèmes complexes

On présente ici quelques exemples de systèmes complexes, pour illustrer les définitions précédentes. Pour chaque système, nous allons présenter :

- les éléments qui le constituent.
- les interactions entre ses éléments.
- le comportement global du système.

Si nous considérons une protéine comme étant un système, celui-ci est en majorité constitué d'acides aminés. Ces derniers interagissent par un ensemble de liaisons, que celles-ci soient fortes ou faibles. Plusieurs mécanismes de repliement permettent aux protéines d'adopter une ou plusieurs configurations. Le comportement global de ce système est une fonction biologique (fonction enzymatique, structurale.....).

Les cellules sont constituées, hormis les protéines, d'acides nucléiques et de lipides. Nous pouvons toutefois considérer une cellule, non pas comme un système à part entière, mais plutôt comme un élément constitutif d'un système (par exemple un organe). Les interactions entre les cellules sont relativement nombreuses mais nous pouvons citer comme exemple les signaux chimiques, les liaisons physiques, etc. le développement d'un organe au cours de la morphogenèse s'effectue grâce à l'ensemble de ces interactions et aboutit à une structure possédant une ou plusieurs activités physiologiques.

Nous pouvons continuer de gravir les niveaux d'organisation et considérer cette fois un organisme comme un élément d'un système que nous appellerons une société. Prenons un exemple très courant dans le domaine : une colonie de fourmis. Toutes les fourmis vont particulièrement interagir par un ensemble de communications chimiques (phéromones<sup>2</sup>) et

---

<sup>2</sup> **Phéromone** : un terme provient des mots grecs (phero) «transférer» et (hormon) «excitation» : un mélange des substances chimiques qui est libéré par un organisme dans son environnement et cause des réactions spécifiques comportementales ou physiologiques à d'autres organismes des mêmes espèces qui le reçoivent [Farland, 1987].

tactiles. Ces communications vont permettre à la colonie de posséder certaines facultés que les fourmis, prises isolément, ne possèdent pas, parmi lesquelles :

- la recherche rapide de nourriture dans l'environnement.
- la construction d'une fourmilière élaborée.

L'ensemble de ces exemples (voir les résumés dans le tableau 1.2) permet de constater qu'un grand nombre de systèmes peuvent être considérés comme complexes [Moncion, 2008].

Systeme	Eléments	Interactions	Comportements
Protéines	Acides animés	Liaisons fortes et faibles	Activités enzymatiques ou structurales
Organes	Cellules	Signaux chimiques, liaisons physiques	Activités physiologiques
Colonies de fourmis	Fourmis	Phéromones, communications tactiles	Sociétés élaborées

**Tableau 1.1.** Exemples de systèmes complexes à différents niveaux d'échelles.

#### 4. Les caractéristiques d'un système complexe

Un système complexe possède en général plusieurs caractéristiques importantes. Quand nous étudions les systèmes complexes, il est important de bien s'approprier la notion de complexité, en expliquant la différence entre compliqué et complexe afin de préciser ce que nous comprenons en écrivant qu'il s'agit de la «difficulté à prévoir et à comprendre les systèmes complexes». Nous discuterons ainsi de la dynamique non linéaire et les interactions qui sont des notions liées à la complexité.

##### 4.1. Compliqué/Complexe

Une certaine confusion peut apparaître dans le langage courant entre *complexe* et *compliqué*. Moncion [Moncion, 2008] a bien résumé la différence entre un système compliqué et complexe. « Une voiture » est un système constitué d'un grand nombre d'éléments présentant un très grand degré d'imbrication. Ce système est entièrement spécifié dans ses moindres détails et son organisation est clairement le résultat d'un processus centralisé. Ce système, dès lorsqu'il est établi, est complètement *figé*.

Lorsqu'une voiture roule (la fonction rouler), de nombreux mécanismes sont en marche (moteur, direction, roues,...etc) rendant le système difficile à cerner. Dans un système compliqué, une fonction donnée résulte d'une *chaîne de relations causales et d'effets*. L'appui sur l'accélérateur de la voiture, déclenche toute une suite de mécanismes bien déterminés menant en toute fin à la fonction permettant à la voiture de rouler.

Les systèmes complexes possèdent également des fonctions dont il est difficile d'en cerner les mécanismes. La principale différence résulte du fait que ces fonctions ne sont pas prédéterminées dans le système à l'inverse de celles des systèmes compliqués. Dans les systèmes complexes, les fonctions résultent de l'ensemble des *interactions* et des

*comportements variables* et difficiles à saisir des éléments. Pour les systèmes compliqués, *l'ensemble est bien égal à la somme des parties*, à la différence des systèmes complexes où *l'émergence de nouvelles fonctionsest* se produit. La conscience née de l'interaction des différents éléments du cerveau dont les neurones.

Dans les systèmes compliqués, souvent *des effets linéaires* par rapport aux causes. La dynamique de tel système est bien définie et se caractérise par une évolution linéaire et prédictible. Smith [Smith, 2006] parle de sorties proportionnelles aux entrées. Toujours en prenant l'exemple de l'accélération de la voiture, dès lors que l'accélérateur est pressé, l'augmentation de la vitesse en est proportionnelle. Pas forcément cette proportionnalité des sorties par rapport aux entrées sera trouvée dans les systèmes complexes et la présence alors des comportements *non linéaires*. Les interactions produisent une dynamique non linéaire et les modifications continues de ses éléments, ainsi que ses interactions rendent son évolution difficile à prédire et à expliquer.

Enfin, une caractéristique importante des systèmes complexes que ne possèdent pas les systèmes compliqués à savoir *l'adaptabilité*. Le dysfonctionnement d'une seule pièce dans une voiture empêche celle-ci de rouler. En revanche, dans le cas d'une colonie de fourmis ayant créé un chemin entre une zone de nourriture et la fourmilière, si un obstacle est disposé en travers de ce dernier, un nouveau chemin sera créé afin de permettre à nouveau la récupération de la nourriture.

Un résumé des différences entre systèmes compliqués et complexes, est présenté dans le tableau:

Systeme compliqué	Systeme complexe
Chaines prédictibles de causes et d'effets	Comportement non prédictible
Comportement linéaire	Comportement non linéaire
L'ensemble est égal à la somme des parties	L'ensemble est différent de la somme des parties
Non-adaptabilité	Adaptabilité

**Tableau 1.2.** Différences entre système compliqué et système complexe

Les systèmes complexes sont généralement compliqués, mais le contraire n'est pas toujours vrai. Plus de détaille dans les sections suivantes.

#### 4.2. La complexité

Revenons à la racine latine *complexus*, qui signifie «entrelacé» ou «embrassé». Cela peut être interprété dans ce qui suit : afin d'avoir un complexe vous avez besoin:

- deux ou plus parties distinctes
- qui sont reliées de telle sorte qu'il est difficile de les séparer.

Ici nous trouvons la dualité fondamentale entre les parties qui sont en même temps distinctes et reliées. Par conséquent, la méthode d'analyse ne suffira pas à permettre de comprendre un complexe, comme en s'émiettant les composants, il sera détruit leurs

connexions. Les éléments sont mutuellement enchevêtrés, de sorte qu'une modification dans un élément se propage à travers un tissu d'interactions avec d'autres éléments, qui à leur tour affectent même les autres éléments, y compris celui qui a initialement démarré le processus. Cela rend le comportement global du système très difficile à suivre en termes de ses éléments.

La complexité est en soi un concept complexe, que nous ne pouvons pas faire une distinction claire entre les systèmes simples et complexes. Plusieurs mesures de complexité ont été proposées pour différents contextes, tels que le calcul, en informatique par exemple, le nombre d'opérations effectuées par un programme correspondant à la complexité algorithmique. La thèse écrite par Edmonds en 1999[Edmonds, 1999] offre un très bon aperçu de l'ensemble des concepts liés à la complexité. Bien plus, il n'existe pas de définition générale de la complexité, puisque le concept réalise des significations différentes dans des contextes différents. Pourtant, un système est considéré comme complexe s'il se compose de l'interaction de plusieurs éléments de sorte que le comportement du système sera difficile en déduire le comportement des parties. Par exemple, une cellule est considérée comme un système vivant, mais les éléments qui la conforment ne sont pas vivants [Moncion, 2008].

### 4.3. Les interactions

Quand nous étudions des systèmes complexes, nous cherchons à analyser les comportements de leurs différents éléments. Nous avons tendance, non pas à oublier, mais à mettre de côté les interactions produisant entre les éléments.

L'étude des interactions entre les éléments se révèle être un sujet difficile. En effet, il faut, avant toute chose, définir ce qu'est une interaction. Les interactions peuvent prendre un certain nombre de formes (directes, indirectes avec ou sans boucles de feedback,...) rendant ainsi difficile leur définition. L'autre difficulté réside dans la multitude d'interactions présentées au sein d'un système. En effet, si nous considérons seulement les interactions directes, il semble déjà très difficile de suivre l'enchaînement des interactions se produisant au cours du temps entre tous les éléments du système. Avec l'ajout des interactions indirectes et les changements que cela entraîne au niveau de l'environnement, cela devient un travail titanesque[Moncion, 2008].

L'un des facteurs qualifiant un système comme complexe, est que l'interaction entre ses entités à un niveau inférieur afin de participer à un processus auto-organisé [Serugendo, 2011] «la création d'une certaine forme d'organisation» et la survenue de phénomènes émergents surprenant «la création d'une société ne peut s'expliquer sans l'existence d'interactions entre les membres de celle-ci». Ceci peut s'expliquer par le caractère non additif (pas la somme) des interactions fournissant au système son caractère non linéaire. Un complexe enzymatique réalisant la réplication de l'ADN est constitué de plusieurs enzymes :

- une enzyme permettant la séparation des brins d'ADN.
- une enzyme permettant au complexe de se mouvoir.
- une enzyme permettant la réplication de l'ADN.

Ces enzymes n'exercent pleinement leur activité que lorsqu'elles sont imbriquées sous la forme d'un complexe. Ce dernier effectue alors la réplication de l'ADN à une vitesse largement supérieure à celle que nous aurions par la simple addition des activités de chacune des enzymes.

#### 4.4. La non-linéarité

Le caractère linéaire d'un système se traduit, par une suite de causes et d'effets fournissant ainsi des sorties proportionnelles aux entrées. Cela donne au système un caractère prédictible puisqu'il est possible de calculer le résultat de la suite des interactions ayant lieu. Si les effets produits par les modifications d'une cause quelconque ne reflètent pas une proportionnalité, le système possède alors un caractère nonlinéaire.

Ces résultats sont principalement dus aux interactions multiples et surtout changeantes entre les éléments. En effet, il se peut qu'un petit changement au niveau d'un élément modifie le comportement d'autres éléments qui vont à leur tour, avoir une influence sur le système; une petite perturbation peut provoquer un effet important « l'effet papillon », un effet proportionnel, ou même aucun effet du tout [Thi, 2012].

La non-linéarité génère donc une certaine forme d'instabilité impossible à prédire, et également d'autres caractéristiques plus intéressantes comme *la nouveauté* et *l'adaptabilité*.

Arshinov [Arshinov, 2003] a essayé d'imaginer un monde linéaire et en déduit un monde ennuyeux où rien ne pourrait se passer. Les atomes ne perdraient jamais leurs électrons et les réactions chimiques ne pourraient se faire. Les personnes n'éprouveraient aucune émotion et il serait impossible de créer quelque chose de nouveau. Il résume cela en disant qu'il n'y aurait rien à faire dans ce monde.

#### 4.5. Boucles de feedback

La dynamique d'un système complexe est généralement non linéaire, en raison des relations circulaires ou de feedback entre les composants. Le feedback est catégorisé en deux types : positif ou négatif:

- **Feedback positif**

Un feedback est dit positif si l'influence récurrente renforce les changements initiaux, c'est-à-dire, si les changements s'orientent vers une direction quelconque, la réaction par la suite doit prendre place dans cette nouvelle orientation. Le feedback positif permet l'amplification des déviations d'une manière explosive, et conduit au développement et l'accélération des configurations radicalement différentes.

Un feedback positif implique de comportements simples "règles d'or" qui favorisent la création de structures. Des exemples de feedback positifs incluent le recrutement d'une source de nourriture et l'enforcement à adopter un rôle particulier observé dans les systèmes naturels.

- **Feedback négatif**

Un feedback est dit négatif si la réaction est opposée aux actions initiales. Il permet la stabilisation du système, par rapport aux déviations amplifiées dans le temps.

Le feedback négatif contrebalance le feedback positif et a contribué à la stabilisation de pattern collectif globale. Des exemples de feedback négatif incluent la satiété, l'épuisement ou l'achèvement. Dans l'exemple de recherche de nourriture chez les fourmis en particulier, le feedback négatif pourrait résulter par un nombre limité de fourmis disponibles, l'épuisement des sources de nourriture, l'éviction à la source de nourriture, ou la concurrence entre les sources de nourriture, respectivement.

Le feedback positif conduit à une croissance explosive, qui se termine lorsque tous les composants auront été absorbés dans une nouvelle configuration, laissant le système dans un état stable, état de feedback négatif.

Pour un système complexe, la non-linéarité permet des effets secondaires au niveau macro. Cette non-linéarité est souvent accomplie à travers le feedback qui permet d'amplifier le changement initial. Le résultat de la première amplification déclenche encore un feedback positif, qui permet d'amplifier l'effet de changement. Après un moment, un nombre de composants s'alignent avec la configuration et la configuration s'arrête de s'augmenter, et le système a épuisé ces ressources disponibles. Cet alignement est souvent une propriété émergente pour le système: dans ce cas *l'émergence est auto-organisée*.

Lorsqu'il y a un alignement non linéaire à travers le feedback positif, la seule possibilité pour s'échapper de cette situation et finissait dans un autre contexte s'adaptant mieux avec la nouvelle situation, est l'utilisation de feedback négatif. Dans le plus part des systèmes complexes auto-organisés, il y aura plusieurs boucles enclenchées de feedback positif et négatif. Ce qui amplifiera les changements dans des directions et les supprime dans d'autres. Ceci conduit à des cas compliqués, où on ne peut pas prédire de comportements. Camazine affirme que la présence de feedback positif et négatif est considérée comme un comportement d'adaptation importante [Camazine, 2003].

#### **4.6. Multi-échelle**

Dès que le nombre et la complexité des interactions augmentent, les systèmes deviennent plus difficiles à réduire et à séparer. Car le comportement du système repose sur les interactions des éléments, une approche intégrative semble plus prometteuse qu'une approche réductionniste. Pour mieux appréhender le monde qui nous entoure, nous avons besoin d'échelles. Il s'agit ici de niveaux de description plutôt que d'échelles dans le sens où nous l'entendons.

Le problème du niveau de description se pose dès lors que nous souhaitons modéliser, par exemple, des systèmes complexes biologiques, nous pouvons nous demander quel niveau

choisi. En effet, si nous souhaitons modéliser une cellule, nous pouvons choisir plusieurs niveaux :

- le niveau des atomes.
- le niveau des molécules, c'est-à-dire modéliser les protéines, l'ADN, l'ARN.....
- le niveau des organites, c'est-à-dire considérer les différents organites comme des entités à part entiers.

Il semble en effet très difficile, voire irréalisable, de modéliser l'ensemble d'un organisme de l'échelle moléculaire jusqu'à l'échelle d'un organe, c'est-à-dire de modéliser en même temps les éléments d'une cellule mais également des cellules entières et leurs interactions. Il est donc nécessaire d'effectuer un choix.

Ce qui nous intéresse dans l'étude des différentes échelles d'organisation que peuvent présenter les systèmes, ce sont à la fois l'évolution des éléments au sein de chaque niveau, et également les rapports qu'entretiennent les différents niveaux entre eux. Si nous reprenons l'exemple de la cellule, nous pouvons nous poser les questions suivantes:

- comment se comportent les molécules au sein du niveau cellule ?
- comment les cellules et les tissus (d'un niveau supérieur) peuvent-ils échanger des informations?

Dans le cadre de l'étude des systèmes complexes, la notion de multi-échelle est souvent liée à celle d'émergence. En effet, [Moncion, 2008] parle souvent d'une organisation (d'une échelle) possédant des propriétés que ne possède pas chacun des éléments qui la constituent.

#### **4.7.L'émergence et l'auto-organisation**

Le système complexe possède, en général, une organisation floue. Il n'est ni strictement organisé, ni totalement désorganisé. Un système complexe possède une histoire. Son état actuel dépend de ses états antérieurs, présente en général, des effets non-linéaires conduisant à des phénomènes émergents [Serugendo, 2011].

La théorie de la complexité cherche à comprendre, modéliser et simuler les comportements manifestés au niveau global du système, en se basant sur les deux propriétés, l'émergence et l'auto-organisation.

Nous qualifions de phénomènes émergents l'apparition, au niveau macro, de phénomènes issus de l'ensemble des interactions se produisant au niveau micro. Ces phénomènes ne peuvent être déduits de façon évidente du comportement individuel des différentes entités du système et se produisent sans qu'aucun élément extérieur n'intervienne.

L'auto-organisation peut être considérée comme étant un processus qui permet l'apparition d'une structure de plus haut niveau sans la nécessité d'un principe organisateur et faisant preuve d'une certaine autonomie et robustesse.

Ces deux termes sont souvent considérés comme étant des synonymes ; il est classique également, que l'auto-organisation soit jugée comme étant une émergence de structure (voir le

chapitre 3, la section 6). Un exemple courant de phénomène émergent est le comportement des fourmis lorsqu'elles sont à la recherche de nourriture. Les fourmis indiquent à leurs congénères la direction à suivre à l'aide de phéromones<sup>3</sup> déposées dans l'environnement. Nous constatons alors l'apparition d'un chemin entre la zone de nourriture et la fourmilière. Une première observation de ce comportement collectif révèle l'existence d'une structure auto-organisée : une colonie de fourmis. Cette colonie survient sans aucun principe organisateur et fait preuve d'une certaine adaptabilité lors de la présence d'un obstacle par exemple. En dehors de ce phénomène d'auto-organisation, nous pouvons constater que ce comportement collectif fait émerger comme propriété de la création du plus court chemin entre la zone de nourriture et la fourmilière.

Longtemps ces phénomènes étaient observés à partir de systèmes réels. Presque tous les systèmes qui nous entourent, sont auto-organisés et exhibent des comportements émergents. Des travaux de recherche et de débats scientifiques visent à améliorer divers outils mathématiques et informatiques dont nous disposons, pour que nous serons capables de créer des modèles reproduisant ces phénomènes, pour nous permettre d'améliorer la compréhension des mécanismes à la base de tels phénomènes [Moncion, 2008]. En informatique et en particulier dans la branche de l'intelligence artificielle les chercheurs tentent d'utiliser ces deux concepts afin d'automatiser les tâches les plus délicates. Les automates cellulaires (AC), les réseaux de neurones (ANN) et l'approche multi agents (MAS) ne sont que des instances d'un modèle global, qui vise à représenter le comportement du système.

Nous venons de définir à la fois les concepts d'émergence et d'auto-organisation et montrer leurs similarités ainsi que leurs différences. La question à se poser est alors : en quoi l'étude de ces concepts peut nous apporter de nouvelles voies dans la compréhension des systèmes complexes? Est-ce que les travaux portant sur ces phénomènes pourront nous permettre de résoudre certains problèmes non résolus par la voie du réductionnisme?

Plusieurs travaux portant sur la compréhension des mécanismes menant à ces phénomènes ont pour objectif de nouvelles techniques informatiques basées sur ces mécanismes, qui seront détaillés dans les deux prochains chapitres.

## 5. Système complexe et domaines sous-jacents

Pour bien comprendre un système complexe, voici des exemples de disciplines proches.

### 5.1. Système Complexe Adaptatif

Un système complexe Adaptatif noté (CAS) est un cas spécial du système complexe. Par complexe on entend les divers et les multiples interconnexions d'éléments, et par *adaptatif* chaque élément possède une capacité de changement et d'apprentissage à partir de son expérience. Le terme CAS était inventé à SFI, par J. H. Holland et d'autres, couvre à la fois les systèmes vivants et non vivants qui présentent des propriétés de complexité, à la fois naturels et artificiels [Serugendo, 2011].

Différentes définitions ont été données par différents chercheurs pour CAS. Holland [Holland, 1992] a montré quelques exemples de systèmes nommés désormais des systèmes complexes adaptatifs. Selon Holland, un cerveau, un système immunitaire, une colonie de fourmis, les partis politiques ou bien encore les communautés scientifiques partagent des propriétés cruciales:

- une organisation, sans contrôle central, d'un «réseau» dynamique d'éléments, qui peuvent représenter des cellules, des espèces, des individus, interagissant en parallèle les uns avec les autres.
- il existe plusieurs niveaux d'organisation où les éléments d'un certain niveau servent à la construction de structure de plus haut niveau. De plus, et c'est ce que Holland considère comme étant importants, les systèmes complexes adaptatifs révisent et réarrangent constamment leurs structures. Un des mécanismes fondamentaux de l'adaptation dans un système donné est la révision et la recombinaison des structures construites.

## 5.2. Théorie de chaos

La théorie de la complexité prend ses racines dans la théorie de chaos, et qui fut ses origines il y a plus d'un siècle dans les travaux de mathématicien *Henri Poincaré*. Récemment la théorie de chaos était liée aux travaux de [Holland, 1992; Kauffman, 1993], et autres de SFI.

L'étude de la complexité est *l'opposée* de l'étude du chaos. La complexité nous informe comment un grand nombre extrêmement compliqué et dynamique d'ensemble de relations ou liens peut générer des formes simples. Alors que le comportement chaotique, est le résultat d'un petit nombre d'interactions non linéaires. L'essence est que le chaos reste déterministe. En effet avec des connaissances parfaites des conditions initiales et de contexte de l'action, la trace du chemin de l'action peut être prédite dans la théorie de chaos. L'exemple courant de chaos déterministe, dans le plan logistique, il y a seulement une variable considérée, mais l'interaction avec elle-même à travers le feedback non linéaire provoque une sensibilité aux conditions initiales et une imprévisibilité dans la pratique. Par conséquent, la différence principale entre un système chaotique et un système complexe est leur histoire [Lemouari, 2009]. En effet un système chaotique ne donne pas l'importance à la notion de *l'histoire* comme le système complexe. Le comportement chaotique pousse le système vers un équilibre d'ordre chaotique, qui peut être un désordre dans un autre contexte. Le chaos est parfois vu comme un processus extrêmement compliqué, plutôt qu'une absence dans l'ordre. En outre, les systèmes complexes évoluent proche de l'équilibre et au bord du chaos<sup>4</sup>. Le bord au chaos était reconnu comme un régime entre l'ordre et le chaos.

Dans la théorie du chaos, l'étude est centrée sur le comportement aléatoire, et la sensibilité aux conditions initiales. Impossible de modéliser le système complexe par des équations solvables et prédictives, contrairement à un système chaotique, où les paramètres jouent un

---

<sup>4</sup>Le bord au chaos été découvert par C. Langton à travers ces travaux sur l'auto reproduction à l'aide des automates cellulaires.

rôle important. En d'autres termes, lorsqu'on veut modéliser ce système «on conçoit un certain nombre de règles d'évolution, puis on simule le système en itérant ces règles jusqu'à obtenir un résultat structuré». Ce qui est primordial est le nombre de paramètres, et le fait que chacun d'entre eux peut avoir une influence essentielle sur le comportement du modèle.

### 5.3. Thermodynamique

Dans la thermodynamique, l'étude est centrée sur les changements qui peuvent surgir dans la température, la pression, et le volume dans les systèmes physiques au niveau macro et par l'analyse des mouvements collectifs des particules avec l'utilisation des méthodes statistiques. Le changement en entropie était toujours défini comme étant le changement dans le désordre au niveau moléculaire.

La deuxième loi de la thermodynamique affirme que si une réaction se produit spontanément, celle-ci converge vers un état irréversible d'équilibre et le processus devient désordonné et aléatoire. C'est cette incrémentation de désordre ou entropique du système qui force la réaction à persister, mais dès que le système atteint une entropie maximum, la réaction cesse de continuer.

Un *système dissipatif* est un système qui opère dans un environnement en échangeant de l'énergie, de la matière ou de l'entropie. C'est donc un système ouvert qui opère loin de l'équilibre thermodynamique. Le terme « systèmes dissipatifs » fut créé par Ilya Prigogine pour contraster ces systèmes de ceux en équilibre. Les systèmes (structures) dissipatifs fournissent un meilleur exemple de non-équilibre comme étant une source d'ordre. De plus le mécanisme de formation des structures dissipatives a été en contraste, avec les structures en équilibre basées sur le premier principe de Boltzmann<sup>5</sup>.

L'apparition des structures dissipatives à travers l'amplification des fluctuations appropriés était connu sous le nom « auto-organisation » dans les systèmes non équilibrés. Le domaine entoure une vaste gamme de problèmes, de la chimie à la biologie et même à la dynamique des populations. Un détail intéressant est présenté dans le pionnier livre de Prigogine « Self organization in non equilibrium systems » [Prigogine, 1977].

### 5.4. Physique statistique (Synergetic)

En physique, les interactions entre des éléments simples donnent naissance à des structures complexes dotées de propriétés totalement nouvelles. Par exemple, l'eau composée d'atomes d'oxygène et d'hydrogène peut être considéré comme un phénomène émergent.

Dans la physique, l'émergence des différents niveaux de système complexe concerne le domaine de l'équilibre en physique statistique [Lemouari, 2009]. Les entités dans le système sont des objets physiques simples, souvent appelés des particules. Les lois locales déterministes sont imposées avec certains bruits probabilistes spécifiant les interactions entre les particules.

---

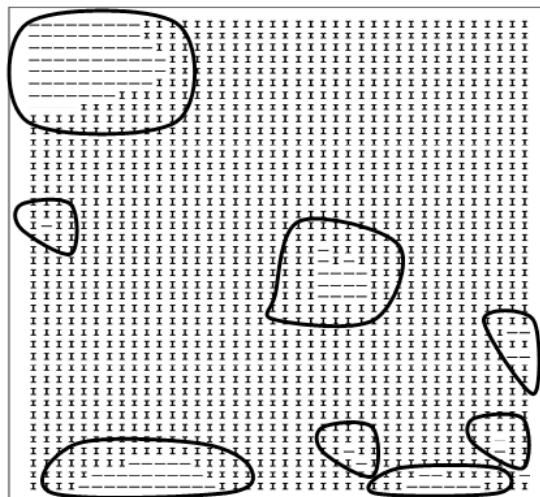
<sup>5</sup>**Premier Principe de Boltzmann** : le premier principe postule que la quantité totale d'énergie de l'univers reste constante (principe de conservation de l'énergie). Il permet d'établir l'équivalence des différentes formes d'énergie et la possibilité de transformation d'une forme dans une autre forme (par exemple, l'énergie mécanique en énergie thermique).

L'analyse d'un tel système est centrée sur la recherche du caractère de stabilité du système. La totalité des particules spécifiant le comportement du système converge vers un état stable. Le fait de trouver un état stable est imposé par les caractéristiques des interactions locales. La physique statistique à l'équilibre a développé un nombre de techniques mathématiques, comme l'auto-approximation, les techniques de Monte-Carlo, l'analyse des phases de transition et des outils d'analyse de la thermodynamique, là où ces techniques sont limitées, lorsque par exemple le nombre de particules s'approche à l'infini [Haken, 1983].

Les réactions chimiques que l'on apprend jusqu'en licence ne sont pas complexes malgré le grand nombre de molécules et d'interactions en jeu, car elles sont parfaitement prédites par quelques équations. La taille du système n'est donc pas un critère de complexité. Cependant, il existe aujourd'hui des systèmes complexes en chimie, par exemple dans les travaux de [Lehn, 1999; Lehn, 2000].

### 5.5. Science sociale

Avec l'interaction, les personnes se convainquent, s'observent, s'impressionnent, s'imitent les uns les autres et comme résultat, ils deviennent similaires. Les simulations effectuées sur le modèle de Latané [Latané, 1981] avaient conduit à l'émergence des traits et des régions à travers l'interaction des individus (figure 1.1). Selon Kennedy [Kennedy, 2001], ces simulations montrent des caractéristiques importantes d'adaptation collectives, et elles démontrent une convergence vers l'idée de **l'intelligence en essaims** comme un phénomène humain.



**Figure 1.1.** Emergence des traits selon les simulations du modèle de Latané [Lemouari, 2009].

L'approche de Latané était basée sur le fait que les comportements individuels peuvent s'exprimer en fonction des propriétés auto-organisées du système social en question. Dans un espace des normes, les individus peuvent être vus comme une fonction de ces normes. L'interaction entre individus donne naissance à des comportements au niveau de population, des groupes d'individus commencent à se rassembler, tandis que d'autres commencent à se diverger l'un de l'autre.

Les résultats de la théorie sociale dynamique obtenus soit par simulations soit par d'autres méthodes, possèdent quatre caractéristiques décrites par Latané dans plusieurs publications [Latané, 1970; Latané, 1981; Latané, 1996].

- **la consolidation**: la diversité de l'opinion se réduit, si les individus ont une prépondérance dans la majorité des arguments.
- **le regroupement (clustering)**: dans un espace social, les individus deviennent similaires à leurs voisinages.
- **la corrélation** : les attitudes qui sont originellement indépendantes tendent à être associées.
- **la diversité continue** : le groupage des individus (clustering) protège les vues minoritaires de la consolidation.

Le modèle de Latané est approximativement le même à découvrir dans les domaines de la psychologie sociale, la sociologie, l'économie et aussi l'anthropologie.

Les individus utilisent des stratégies qui permettent de comprendre et d'échanger l'information entre les autres individus de la population. Ils s'adaptent aux changements survenus dans l'environnement, avec la sélection des informations pertinentes, et l'interaction avec les autres individus de la population dont le but est d'apporter de l'ordre à leurs situations.

## 5.6. Biologie

Les définitions qu'ont été fournies concernant les systèmes complexes s'appliquent parfaitement aux systèmes biologiques, à savoir des systèmes constitués d'éléments en interaction dont le comportement collectif global ne peut être prédit à partir des comportements individuels [Moncion, 2008]. De nombreux systèmes naturels composés d'individus autonomes exhibent des aptitudes à effectuer des tâches qualifiées de complexes sans contrôle global. De plus, ils peuvent s'adapter à leur milieu soit pour y survivre, soit pour améliorer le fonctionnement du collectif.

C'est le cas des colonies d'insectes sociaux [Camazine, 2003] tels que les termites, les fourmis [Bonabeau, 1997] ou les araignées [Bourjot, 1999] qui font effectivement preuve de remarquables capacités pour effectuer des tâches telles que la construction de nids complexes, la construction du pont, la recherche efficace de ressources, la capture de proies...etc. Les colonies d'insectes sociaux présentent des caractéristiques évidentes de complexité, elles en contiennent tous les « ingrédients »: grand nombre d'entités autonomes, nombreuses interactions, fonctionnement simple des entités, capacités proprioceptives<sup>6</sup> et cognitives limitées, système confronté à un environnement dynamique, fonctionnement de haut niveau remarquable.

L'un des domaines florissants, qui intéresse les chercheurs à travers l'ensemble des techniques et fonctions inspirées est le domaine de la biologie. Le système biologique peut servir

---

<sup>6</sup>**Proprioceptif** : qui reçoit de son environnement, des informations sur sa position et sa direction, par des capteurs sensoriels.

comme une preuve de performance et que les comportements désirés sont possibles. En effet si le système biologique était capable de réaliser des tâches qualifiées d'intelligence, pourquoi un système artificiel n'est-il pas capable de les faire? Plusieurs fonctions et comportements biologiques pourront être importants et utiles dans le contexte informatique. Les systèmes biologiques exhibant ces comportements, démontrent qu'ils sont possibles.

## 6. Système complexe artificiel : future informatique

Nous considérons que les grands systèmes logiciels à base de composants ou de services, les logiciels sociaux pour le web, les systèmes de supervision de dispositifs physiques, les systèmes d'informatique ambiante peuvent être vus comme des systèmes complexes de nature artificielle. L'Internet a été considérée comme un « exemple fondamental d'un système complexe d'une grande échelle, de haute technicité, et encore très complexe ». Le web relie toutes les données pour constituer un réseau global d'informations [Thi, 2012].

La puissance croissante des ordinateurs a permis de traiter des applications de plus en plus complexes, la complexité provenant des nombreuses entités en interaction qui sont autonomes, hétérogènes, évolutives [Gleizes, 2004].

Que des systèmes artificiels puissent faire face à des situations réellement imprévues implique un axe de recherche aboutissant à une méthode de conception de systèmes différente de l'approche globale descendante traditionnelle. Le défi est de trouver de nouvelles approches, techniques et théories pour concevoir de nouveaux systèmes informatiques et pour mettre en œuvre ces nouvelles applications sans se heurter aux difficultés que l'on rencontre déjà telles que la prise en compte d'une complexité croissante et la réalisation de systèmes robustes et autonomes.

La vie artificielle fait jonction entre la biologie et le domaine informatique. Elle s'inspire beaucoup de la physique, la chimie, l'économie, ...etc. Chris Langton qui est un de ces principaux partisans la définit : « c'est un domaine d'étude destiné à abstraire les principes sous-jacents à l'organisation du vivant et de les implanter dans un ordinateur afin de pouvoir les étudier et les tester » [Langton, 1992].

La recherche dans le domaine de la vie artificielle a donc, deux objectifs principaux. D'abord, chercher à comprendre le fonctionnement et l'origine de la vie, et puis essayer de produire des modèles informatiques (des systèmes complexes artificiels) pour résoudre les problèmes du type complexes. Le développement de ces modèles s'appuie sur les concepts d'autonomie, de comportement individuel répondant à des stimuli de l'environnement, de viabilité, d'adaptation et de reproduction. Il n'y a pas de processus de réflexion symbolique comme en intelligence artificielle. Les composants n'ont pas de capacités cognitives évoluées mais obéissent à des règles de comportements simples. Il est ainsi possible d'obtenir un comportement collectif complexe par l'interaction de plusieurs éléments relativement simples.

**L'intelligence en essaim (Swarm Intelligence)** offre un moyen de concevoir des systèmes capables de s'adapter rapidement à des conditions changeantes. L'intelligence en essaim est une

forme particulière d'intelligence collective qui se base sur un essaim (groupe) d'individus pourvus d'un intellect minimal mais totalement autonome. Elle est largement définie comme : « n'importe quelle tentative de concevoir des algorithmes de résolution de problèmes distribués inspirés par le comportement collectif de colonies d'insectes sociales et d'autres sociétés animales » [Bonabeau, 1999].

L'approche est motivée par le fait que la richesse en comportements dans les insectes sociaux, émerge, non pas des entités prises séparément, mais à travers les interactions entre elles. Il a été proposé que même avec des sociétés plus complexes, les individus sont moins compliqués et plus simples [Delgado, 1997]. Cette proposition s'inscrit bien dans l'approche par auto-organisation «mécanisme de stigmergie», citée dans le troisième chapitre.

Les caractéristiques de la logique fonctionnelle de l'essaim peuvent être résumées dans les points suivants:

- le fonctionnement de l'essaim se caractérise par une gestion locale des informations. Chaque agent (à travers une boucle réactive comportementale) exploite la physique des signaux perçus localement dans l'environnement pour opérer une action sur celui-ci.
- le fonctionnement de l'essaim est hautement décentralisé. Il n'y a pas de contrôleur central des activités individuelles qui, en intégrant l'ensemble des informations, dirigeraient les actions des autres individus.
- le fonctionnement de l'essaim n'implique, ni représentation globale de la tâche à accomplir, ni la planification de celle-ci, ni la représentation codée de l'environnement sous forme de carte.

Cette approche constitue une révolution plus qu'une évolution dans la manière de traiter la résolution de problèmes puisqu'il y a changement de paradigme qui modifie profondément la manière de penser et d'utiliser l'intelligence. Plus de détails trouveront dans le chapitre 4.

## Conclusion

Lorsqu'un système réunit toutes les caractéristiques nécessaires, pour qu'il soit qualifié de complexe (composants simples et en nombre important, interactions locales et nonlinéaires), il peut fournir un comportement de haut niveau pertinent et adaptatif, face aux problématiques qu'il rencontre.

L'utilisation de cette capacité à fournir un comportement global complexe, à partir de règles d'interaction locales simples, fait des systèmes complexes un modèle à suivre pour la conception de systèmes artificiels (logiciels en particulier). De cette façon on pourra résoudre des problématiques concrètes et difficiles, simplement en exploitant la dynamique induite par un ensemble d'éléments simples, qu'on met en interaction, pour faire émerger le fonctionnement requis du système.

Le maintien de l'organisation dans la nature ne peut être réalisé que par une gestion décentralisée. Les systèmes complexes permettent l'adaptation aux circonstances

environnementales; ils s'adaptent dynamiquement aux modifications de l'environnement, ce qui les rend extraordinairement flexibles et robustes face aux perturbations externes.

Nous soulignons donc la supériorité des systèmes naturels par rapport à la technologie humaine classique, qui évite la complexité et gère de manière décentralisée la grande majorité des systèmes techniques. Une technologie entièrement nouvelle devra être développée pour exploiter le grand potentiel d'idées et de règles du système complexe.

Comme on a pu observer dans ce chapitre, l'avenir appartient sans conteste aux systèmes complexes. Mais, leurs applications réelles, sont pour ainsi dire balbutiantes. Il n'y a que récemment, que l'ordinateur nous a permis de commencer à les exploiter plus profondément.

On parlera dans le chapitre suivant de l'émergence, une caractéristique primordiale des systèmes complexes, que l'on veut utiliser pour résoudre des problématiques concrètes. C'est l'émergence donc, qui nous fournira le moyen de résoudre des tâches complexes sans pour autant répercuter cette complexité sur le processus de conception: faire émerger un comportement complexe à partir d'ingrédients simples.

---

# Chapitre II

## Emergence

---

"...the totality is not, as it were, a mere heap, but the whole is something besides the parts..."

—Aristotle, *Metaphysics*, Book

**Emergence** : du latin "emerge", action d'émerger ; état de ce qui émerge. Apparition plus ou moins soudaine d'une idée, arrivée au premier plan de quelqu'un.

## Introduction

Ce chapitre est une suite conséquente du premier chapitre. L'émergence est l'une des caractéristiques fondamentales des systèmes complexes. C'est un phénomène qui peut exister à travers les différents niveaux de l'organisation; du niveau microscopique comme les atomes et les molécules, jusqu'au niveau macroscopique, tels que les espèces et les écosystèmes.

Les propriétés émergentes sont intrinsèques pour un système donné, et elles existent soit qu'on les observe, ou qu'elles passent inaperçues. Cependant il est juste de dire que le fonctionnement des processus biochimiques au niveau de notre cerveau, par exemple, engendre des propriétés émergentes avec/sans la conscience de l'observateur. Searle avait énoncé que «la conscience est une propriété du cerveau de niveau supérieur ou émergente» [Searle, 1992].

En sciences, l'émergence sert souvent à décrire comment une multitude d'entités prises collectivement forment un tout cohérent. Cette cohérence signifie principalement qu'alors, le tout peut être étudié indépendamment de ses fragments, formant ainsi une nouvelle entité pour laquelle des lois, des propriétés et d'autres éléments d'une théorie peuvent être édictés. C'est dans ce sens que l'émergence peut permettre une progression entre les différents domaines scientifiques en partant de la physique vers la biologie puis la sociologie : les sociétés sont constituées d'individus, eux-mêmes constitués d'organes constitués de cellules constituées d'atomes, mais toutes ces entités sont étudiées plus ou moins indépendamment, sans prendre en compte l'intégralité des lois connues pour le comportement de leurs constituants.

Afin d'atteindre les buts que se fixe l'informatique moderne dans le domaine de systèmes complexes, la *maîtrise* des phénomènes émergents semble, sinon une nécessité, du moins une voie prometteuse. Cela nécessite l'élaboration de théories de l'émergence qui posent à la fois un cadre scientifique rigoureux quant à la définition de l'émergence, et fournissent à travers une certaine compréhension de l'émergence, les moyens techniques pour effectivement construire des systèmes artificiels correspondant à la définition.

Le concept d'émergence a été évolué au cours de l'histoire, il est utile d'effectuer, au préalable, un bref historique de ses évolutions pour mieux en apprécier les définitions actuelles et en particulier sa définition au sein du système artificiel. À partir d'un ensemble de définitions, nous avons listé un ensemble de propriétés pour ce concept. Nous verrons par la suite en quoi l'étude de ce phénomène est importante, une partie est consacrée à ce qui apporte l'émergence aux sciences et plus particulièrement en tant qu'approche de résolution de problèmes complexes. La dernière section traite le problème du contrôle d'émergence.

### 1. Historique et évolution de la notion d'émergence

L'étude de l'histoire des sciences se révèle rapidement être un domaine vraiment passionnant mais elle se révèle également, dans le cas présent, très utile pour comprendre l'évolution du concept d'émergence qui a amené aux théories actuelles.

Même si le terme "émergence" date seulement d'un peu plus d'une centaine d'années, le concept et l'intuition que l'existence d'un phénomène global ne peut se réduire aux fonctionnements simples des éléments d'un système, remonte à la Grèce antique [Moncion, 2008].

### 1.1. De l'antiquité au 19<sup>ème</sup> siècle

Comme le résumant Ali et Zimmer[Ali, 1998] dans «The question concerning Emergence», l'origine de l'émergence pourrait bien être le postulat datant de la Grèce antique: «*le tout est plus que la somme de ses parties*». On retrouve des traces du concept d'émergence dans les écrits de philosophes pré-socratiques comme Thalès et Anaximandre.

Dans les travaux d'Aristote (384-322 av J.C), nous retrouvons également des écrits dans cet ordre d'idées sur la signification des «ensembles-wholes» dans la nature (tout avant les parties). Il réfère à l'explication admise de la précedence de l'entité représentant le tout par rapport aux parties sur lesquelles le tout est construit. Il se sert de cette notion pour expliquer certains phénomènes que l'on n'arrive pas à décomposer.

Plus tard, J. W. Von Goethe (1749-1832) élabore la théorie de la «*Gestalt*» (silhouette, forme) qui fait référence à une entité naturelle qui est le point final d'un développement à partir d'un chaos primordial[Georgé, 2003]. Cela a eu quelques similarités avec les notions actuelles de l'émergence, par exemple avec celle adoptée dans les systèmes complexes, où il est considéré que l'ordre émerge du chaos.

Que ce soit dans les écrits grecs "*tout avant les parties*" ou dans la théorie de la *Gestalt*, on suppose qu'une entité cohérente est «prédéterminée» et par conséquent on capture l'émergence que dans un sens statique alors que l'émergence est une construction dynamique non préconçue apparaissant au cours du temps[Wolf, 2004].

Avant l'émergentisme britannique, plusieurs philosophes ont élaboré des théories contenant des éléments émergentistes: Johann Christian Reil (1759-1813), Hermann Lotze (1817- 1881), Gustav Theodor Fechner (1801-1887) et Wilhelm Wundt (1832-1920) [Moncion, 2008].

### 1.2. Proto-émergentisme (émergentisme britannique)

À partir du milieu du 19<sup>ème</sup> siècle va vraiment apparaître un courant philosophique autour du concept d'émergence nommé *proto-émergentisme* ou *émergentisme britannique*<sup>1</sup>.

Ce courant philosophique perdura jusqu'aux années 30 et se caractérise principalement par deux périodes :

- une période d'apparition à partir du milieu du 19<sup>ème</sup> siècle.
- une période d'apogée dans les années 20 du 20<sup>ème</sup> siècle.

Les principaux auteurs du 19<sup>ème</sup> siècle, Mill et Lewes, reprendront les arguments qu'Aristote a eu posés 2000 ans plus tôt [Corning, 2002].

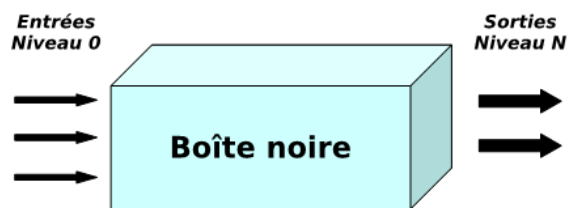
<sup>1</sup>**émergentisme britannique** : terme inventé par McLaughlin [McLaughlin, 1992].

De nombreux articles considèrent Mill comme le père fondateur de cette pensée philosophique [McLaughlin, 1997; Eronen, 2004]. Dans «The system of logic» en 1843, il distingue deux types de modes organisant la nature [Jean, 1997]:

- le mode *homopathique* qui peut être expliqué par des lois causales ou par une composition des causes.
- le mode *hétéropathique* que ne peut pas être expliqué par des lois causales. Ne peut pas voir dans le produit, le mode d'opération de chaque facteur, comme l'acquisition des propriétés de l'eau à partir des propriétés de l'oxygène et de l'hydrogène.

Lewes, qui fut l'étudiant de Mill, est le premier à avoir utilisé le terme *émergent*. Dans «Problems of Life and Mind» en 1875, il qualifie de *résultant* ce que Mill nomme les lois homopathiques et *émergents* ce que Mill nomme les lois hétéropathiques [Moncion, 2008]. L'aspect dynamique d'émergence est pris en compte.

Les proto-émergentistes cherchaient surtout à définir l'émergence afin de reconnaître un phénomène émergent et le différencier de phénomènes explicables grâce à d'autres théories ou modèles. Ils considèrent le processus émergent comme une boîte noire (figure 2.1). On ne peut discerner que les entrées de plus bas niveaux et les sorties de plus hauts niveaux. On ne sait pas comment les entrées sont transformées en sorties.



**Figure 2.1.** Processus émergents vus comme une boîte noire par les proto-émergentistes [Moncion, 2008].

Dans les années 20 du 20<sup>ème</sup> siècle, trois auteurs de la philosophie proto-émergentiste se sont particulièrement distingués : Samuel Alexander, Llyod Morgan et C.D. Broad.

Alexander dans «Space Time and Complexity» en 1920, explique que le concept d'émergence joue un rôle important dans la compréhension des systèmes. Selon lui, les clés caractéristiques des qualités émergentes sont la nouveauté et la non-prédictibilité.

Le biologiste Llyod Morgan dans «Emergent Evolution» en 1923, considère comme Alexander, que les principales caractéristiques des processus émergents sont la *nouveauté* et la *non-prédictibilité*. Morgan a combiné les idées émergentistes et les théories de Darwin afin d'expliquer les processus d'évolution.

L'auteur le plus significatif de cette époque est Broad grâce à son ouvrage «The Mind and its Place in Nature» en 1925. On y trouve ce qu'il appelle «la théorie de l'émergence». Cette théorie explique que la propriété d'un ensemble est émergente si elle ne peut être déduite à

partir de la plus complète des connaissances des propriétés de ses composants. Cette propriété est unique, ultime et irréductible.

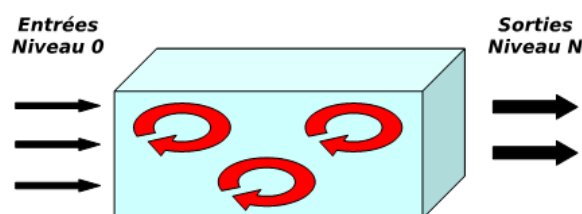
Les théories émergentistes ont été discutées et très critiquées dans les années 20, mais il ne semble pas que cela soit la raison de la chute de cette théorie. La principale raison de cette chute est l'avancée technologique des sciences[Eronen, 2004]. Peu après l'ouvrage de Broad, la mécanique quantique fut découverte. De même, en biologie, on assista au développement de la biologie moléculaire et à la découverte de l'ADN. Ces avancées ont rendu l'existence de lois ou de propriétés émergentes non plausible et ont permis d'explorer cette boîte noire.

### 1.3. Néo-émergentisme (Théorie de la complexité)

Il est indéniable que le 20<sup>ème</sup> siècle fut le siècle le plus prolifique en termes d'évolutions technologiques. Même si les avantages technologiques ont été la principale cause de la mise en parenthèse des théories émergentistes, elles ont également permis à celles-ci de revenir à nouveau au premier plan sous une autre forme.

Ces évolutions ont permis notamment d'étudier de plus en plus profondément l'ensemble des systèmes, qu'ils soient physiques ou biologiques. La théorie du réductionnisme consistait en la croyance qu'en analysant en détail tous les éléments d'un système, ce dernier deviendrait ainsi compréhensible dans sa globalité. Selon cette théorie, il suffisait, par exemple, pour comprendre les systèmes cellulaires, d'étudier l'ensemble de ses gènes.

Il semble désormais que cela ne soit pas suffisant et qu'il faille étudier sous un autre angle ces systèmes. La technologie actuelle nous permet désormais d'étudier les mécanismes que les proto-émergentistes comme étant une boîte noire (figure 2.2).



**Figure 2.2.** Détermination des mécanismes de transformation des entrées en sortie [Moncion, 2008].

Cette nouvelle théorie nommée néo-émergentiste, liée à la théorie de la complexité, tente de développer des outils et des méthodes permettant de mieux comprendre et de reproduire les processus émergents afin de les rendre moins miraculeux [Serugendo, 2006]. Les caractéristiques uniques de l'émergence peuvent être mieux appréhendées en esquissant ses sources scientifiques et mathématiques.

Ce nouveau concept est étudié dans divers domaines scientifiques (mathématiques, physique, chimie, biologie, informatique...). Nous considérons qu'il y a, actuellement, principalement quatre écoles de recherche [Georgé, 2003; Wolf, 2004] qui ont influencé la

manière dont l'émergence est étudiée dans les systèmes complexes, conformément aux domaines connexes vus au chapitre précédent:

- **la théorie des systèmes complexes adaptatifs** : l'émergence fait référence aux patterns apparaissant au niveau macro grâce aux interactions dans les systèmes à base d'agents. Quelques auteurs principaux sont Holland, Kauffman et Langton.
- **la théorie des systèmes dynamiques non linéaires** issue de la théorie du chaos: le travail porte en grande partie sur les attracteurs (c'est-à-dire, un comportement spécifique auquel le système évolue; voire la section 3.7.1). Un type d'attracteur est *l'attracteur étrange* que le philosophe de la science David Newman le classifie comme un phénomène authentiquement émergent.
- **la thermodynamique loin/proche de l'équilibre** introduite par Ilya Prigogine qui considère les phénomènes émergents comme des structures dissipatives apparaissant à partir de conditions *loin de l'équilibre*.
- **l'école synergétique** (physique statistique) : l'émergence aux différents niveaux de système complexe concerne le domaine de l'équilibre en physique statistique. Cette école est fondée par Hermann Haken en 1981, qui étudie l'auto-organisation dans les systèmes physiques.

## 2. Définitions

Dans la langue de tous les jours, l'émergence correspond à une apparition qui surprend par son importance ou son caractère soudain : un sous-marin émerge s'il fait surface de manière soudaine, un pays émergent bénéficie d'une croissance importante qui augmente son envergure internationale, une technologie est émergente si elle se répand très rapidement tout en changeant de manière importante nos habitudes.

Dans de nombreuses publications, les auteurs travaillant sur les systèmes complexes ou les systèmes multi-agent définissent très rapidement l'émergence en rappelant la définition issue de la Grèce antique (le tout est plus que la somme des parties).

Même si cette définition n'est pas fautive, loin de là, elle n'en reste pas moins un peu primaire et nécessite quelques précisions. Nous verrons comment les proto-émergentistes ont posé les bases d'une nouvelle définition de l'émergence avant de nous attarder sur les définitions actuelles.

### 2.1. Définition issue du Proto-émergentisme

Les proto-émergentistes ont été les premiers à vraiment poser une définition un peu moins vague de ce qu'est l'émergence. L'article d'Eronen [Eronen, 2004] liste bien les propriétés définissant l'émergence à l'époque du proto-émergentisme (seront bien détaillées dans la section 3):

- 1- **Naturalisme**: les propriétés globales sont générées par des structures composées par des éléments naturels.
- 2- **Propriétés systémiques et nouveauté**: au cours du temps, des propriétés radicalement nouvelles apparaissent au sein des systèmes.
- 3- **Hiérarchie dans les niveaux d'existence**: toute chose, dans la nature, appartient à un certain niveau caractérisé par des propriétés caractéristiques. Ces niveaux d'existence constituent une hiérarchie dans l'augmentation de la complexité.
- 4- **Irréductibilité**: signifie de manière un peu simple, qu'une propriété globale ne peut être analysée par l'étude des éléments la générant.
- 5- **Non-prédictibilité** : le caractère imprédictible est divisé en deux catégories :
  - imprédictible avant sa première occurrence.
  - imprédictible à cause du caractère irréductible.
- 6- **Causalité descendante**: dans les systèmes émergents il y a un lien bidirectionnel entre le niveau macro et le niveau micro. Du niveau micro au niveau macro, les parties donnent lieu une structure émergente. Dans l'autre direction, la structure émergente influence ses parties.

## 2.2. Définition issue du Néo-émergentisme

Les théories proto-émergentistes ont posé les bases d'une définition du concept d'émergence. Cette définition évoquait principalement «l'existence d'une propriété globale du système ainsi que ses conséquences», mais n'expliquait en rien les mécanismes générant ces phénomènes. Les théories néo-émergentistes ont tenté d'ajouter cela aux propriétés issues du proto-émergentisme.

Dans la majorité des approches néo-émergentistes, l'émergence désigne «le processus qui donne lieu à des phénomènes qui sont nouveaux et imprévisibles». Par exemple, Goldstein dans [Goldstein, 1999] définit l'émergence comme: «la production des structures, patterns et des propriétés nouvelles et cohérentes durant le processus d'auto-organisation dans les systèmes complexes». Goldstein considère les phénomènes émergents d'être conceptualisés, au niveau macro systémique, contrairement aux composants du niveau micro et les processus sur lesquels ils se produisent. Dans la même ligne, Johnson dans [Johnson, 2006] définit les propriétés émergentes comme «des comportements inattendus qui proviennent des interactions entre les composants d'une application et l'environnement».

## 2.3. Définition issue du système artificiel

Les définitions précédentes sont des notions d'ordre systémique, et ne sont pas par conséquent liées à aucune discipline particulière. Depuis près de quinze ans, tout un champ de recherche s'est peu à peu créé autour de l'émergence afin d'en exploiter les caractéristiques si particulières au sein des systèmes informatiques [Holland, 1997]. **Emergent Computation** [Forrest, 1991] est le terme employé en général pour désigner cet axe dans lequel se situent nos travaux. Ce terme regroupe en fait des approches très diverses car le principe de l'émergence est absolument abstrait et générique, et semble donc applicable quelle que soit la technique utilisée, à partir du moment où celle-ci permet de se positionner dans le cadre de la

définition de l'émergence. Le terme emergent computation n'a donc finalement été que peu utilisé, les communautés scientifiques préfèrent se regrouper par thématique consacrée à une technique précise et ses variantes[Georgé, 2004].

- **Définition de Forrest**

Forrest[Forrest, 1991]définit un phénomène Emergent Computation comme ayant trois propriétés fondamentales:

- 1- le comportement du système doit être déterminé par *un processus dynamique* au micro-niveau résultant de l'interaction d'un ensemble d'agents individuels.
- 2- un *épiphénomène*, comme un état particulier du système, devrait être produit par le processus ci-dessus au niveau macro.
- 3- le phénomène devrait être une *interprétation naturelle de l'épiphénomène* produit soit en tant que processus de calcul ou résultats de calcul.

- **Définition de Muller**

De même, Muller[Thi, 2012]considère un phénomène comme émergent si et seulement si:

- 1-il se produit dans un *système d'entités en interaction*, dont l'expression des états et la dynamique se fait dans une ontologie ou d'une théorie D.
- 2-la dynamique du système produit un *épiphénomène*, comme un processus, un état stable, ou un invariant, qui est nécessairement global en ce qui concerne le système d'entités.
- 3- le même phénomène émergent est identifié par *l'interprétation de l'épiphénomène globale* ci-dessus, que ce soit par un observateur extérieur ou par les entités elles-mêmes, via un mécanisme d'inscription dans une autre ontologie ou théorie D'.

Muller affirme que la non-linéarité des interactions des composants garantit l'irréductibilité de D' à D, et il considère deux types d'émergence: (a) *une émergence forte* qui est observée par un observateur interne, par exemple une structure sociale dans un système social et (b) *l'émergence faible* que l'on observe seulement par un observateur extérieur, par exemple le chemin formé par les fourmis.

- **Définition de Georgé**

Georgé [Georgé, 2003; Capera, 2003a]a proposé une définition d'ordre pragmatique pour les systèmes artificiels avec une coloration fortement informatique en trois points: ce que l'on veut faire émerger (ce qui émerge), à quelle condition il y a émergence et comment nous nous en servons.

<b>Objet</b>	Un système informatique a pour finalité de réaliser une fonction adéquate à ce que l'on attend du système. C'est cette fonction, pouvant évoluer au cours du temps, que nous voulons faire émerger.
<b>Condition</b>	Cette fonction est émergente si le codage du système ne dépend aucunement de la manière d'obtenir ou de la connaissance de cette fonction. Ce codage doit contenir des mécanismes permettant l'adaptation du système au cours de ses échanges avec l'environnement afin de tendre à tout instant vers la fonction adéquate.
<b>Méthode</b>	Pour changer la fonction il suffit de changer l'organisation des composants du système. Ces mécanismes sont spécifiés par des règles régissant l'auto-organisation entre les composants et ne dépendant pas de la connaissance de la fonction collective.

**Tableau 2.1.** La définition d'émergence [Georgé, 2004].

Cette définition est beaucoup plus reliée à la théorie AMAS<sup>2</sup> (voir le chapitre 3, la section 5.1.3). Elle propose de voir l'auto-organisation comme un moyen d'obtenir des phénomènes émergents. En effet, pour modifier la fonction, le système ne dispose que de modifier l'organisation de ses composants. Les mécanismes qui permettent les changements sont spécifiés par les règles d'auto-organisation coopératives fournissant des orientations autonomes du comportement des composants sans aucune connaissance de la fonction collective.

- **Définition du groupe SMAC<sup>3</sup> d'IRIT<sup>4</sup>**

Enfin, une définition technique de l'émergence est donnée par le groupe SMAC à IRIT [Capera, 2003b] comme ayant deux propriétés fondamentales:

### 1-L'objectif

Le but d'un système informatique est de réaliser une fonction adéquate, telle que la résolution de problèmes spécifiques ou de fournir un particulier, les fonctionnalités qui doivent être confirmées par les utilisateurs pertinents du système. C'est cette fonction qui doit-être évoluée au fil du temps à émerger.

### 2-La condition

Cette fonction, telle que la solution donnée ou la fonctionnalité produite est émergente, si le codage du système ne dépend pas de la connaissance en aucune façon de cette fonction, en d'autres termes, n'aurait pas dû être exactement préconçue à l'avance par les concepteurs de systèmes. Ce codage doit contenir le mécanisme permet l'adaptation du système durant le couplage avec l'environnement et à la suite de la dynamique du système, de telle sorte qu'il tend vers la fonction adéquate à tout moment.

<sup>2</sup>AMAS: Adaptatif Multi-Agent System.

<sup>3</sup>SMAC : Systèmes Multi-Agents Coopératifs. Ce groupe est dirigé par Pierre Glize.

<sup>4</sup>IRIT :Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, France

### 3. Les caractéristiques des phénomènes émergents

Pour être en mesure de concevoir un système artificiel émergent afin d'atteindre les résultats prévus, plusieurs questions doivent être clairement comprises, compte tenu des définitions discutées ci-dessus et l'ensemble des caractéristiques de l'émergence.

L'article de Wolf et Holvoet [Wolf, 2004] a parfaitement présenté l'ensemble des propriétés fondamentales caractérisant un phénomène émergent.

#### 3.1. Effet micro-macro

C'est la caractéristique la plus importante. Un effet micro-macro se réfère à des propriétés, structures ou fonctions situées à un niveau macro et produites par les interactions du niveau micro inférieur.

#### 3.2. Nouveauté radicale

Le comportement global doit être radicalement différent par rapport aux comportements individuels au niveau micro, c'est-à-dire que les individus au niveau micro n'ont pas de représentation explicite du comportement global et il ne peut pas être estimé directement à partir d'eux.

D'après [Bar-Yam, 1997], a déclaré que l'émergence n'est pas capturée du comportement des parties, est un malentendu sérieux. La nouveauté radicale surgit parce que le comportement collectif n'est pas aisément compris du comportement des parties. Le comportement collectif, cependant, est implicitement contenu dans le comportement des parties si elles sont étudiées dans le contexte dans lequel elles sont trouvées. Des propriétés émergentes ne peuvent pas être étudiées en démontant physiquement un système et en regardant les parties (= réductionnisme). Elles peuvent, cependant, être étudiées en regardant chacune des parties dans le contexte du système dans l'ensemble.

En particulier, certains auteurs considèrent les phénomènes émergents comme radicalement nouveaux, mais cela ne peut généralement pas être le cas [Serugendo, 2011]. Les phénomènes émergents sont dans la plupart des cas, seulement nouveaux pratiquement puisque, compte tenu de la dynamique du système, il n'est pas facile de les prédire avec précision à l'avance. Par exemple, il n'est pas facile de prévoir exactement un ouragan et ses caractéristiques avant sa mise en forme. Cependant, la survenance d'un ouragan n'est pas quelque chose de nouveau radicalement, il est tout simplement impossible pratiquement de déterminer exactement à l'avance les caractéristiques détaillées de l'ouragan particulier qui a finalement eu lieu.

En termes de réductionnisme ceci est formulé comme suit: les émergents du niveau macro ne sont pas réductibles aux parties de niveau micro du système (= non-réductionnisme).

##### 3.2.1. L'irréductibilité

Dans la littérature il y a diverses formulations: «pas directement décrit par» [Crutchfield, 1993; Crutchfield, 1994], «sans référence au modèle global» [Camazine, 2003], «le tout est plus

grand que la somme de ses parties»[Odell, 2002], «ne peut pas être réduit à»[Heyligen, 1989], «ni prévisible ni déductible à»[Goldstein, 1999].

Dupoint de vue méthodologique, vouloir construire un système par émergence, c'est-à-dire spécifier les entités du niveau micro en donnant les caractéristiques du niveau macro, devient chose difficile. Le principe de dérivabilité ou réductibilité d'un phénomène émergent est un sujet de préoccupation [Serugendo, 2011].

En particulier, en plus d'offrir un moyen de lier conceptuellement la cause et les effets dans un phénomène émergent qui, autrement, n'aurait aucune explication concrète, l'irréductibilité n'aide pas notre compréhension de l'émergence. Par exemple, Bedau [Bedau, 1997; Bedau, 2002] considère l'émergence *forte* comme pertinente scientifiquement pour l'étude de phénomène naturel en étant qu'elle est irréductible aux propriétés des composants. Cet aspect de l'émergence forte est la source de la controverse autour de la notion d'émergence en philosophie et pousse Bedau à envisager une autre position qu'il considère moins fragile (émergence *faible*). Tandis que, Chalmers [Chalmers, 2002; 2006] accepte un seul cas de phénomène émergent fort (irréductible), la conscience et tout autre phénomène peuvent être en principe dérivé compte tenu des conditions initiales et la puissance du calcul.

Il n'y a pas de référence aux mécanismes qui produisent les phénomènes émergents dans les définitions où les phénomènes émergents sont considérés comme au principe irréductible aux propriétés et comportements des composants du système.

Dans de nombreuses définitions, l'irréductibilité caractérise les formes fortes de l'émergence, tandis que l'imprévisibilité est suffisante pour justifier ceux faibles. Cependant, l'irréductibilité dans de nombreux cas, est considéré comme un manque de connaissances, qui est une théorie appropriée expliquant comment un phénomène émergent irréductible est actuellement produit sera couvert. «L'opérationnalisation de tous les cas d'émergence dans les systèmes informatiques est réductible »[Serugendo, 2011].

### 3.2.2. L'imprévisibilité

La prévisibilité des phénomènes émergents est un autre sujet de préoccupation. En fait, dans de nombreuses définitions d'émergence, tout phénomène imprévisible est considéré comme émergent. Dans le premier regard, cela semble en contradiction avec le point de vue que l'émergence pourrait être exploitée et utilisée dans des systèmes artificiels à des fins spécifiques.

La question évidente survenue serait que si un résultat est en effet imprévisible, alors comment pouvons-nous être certains que cela va se produire du tout. Suivant cette ligne de pensée, nous pouvons conclure que nous ne pouvons pas espérer concevoir l'émergence comme une solution à un problème donné. Toutefois, ce problème est atténué par la clarification que « l'imprévisibilité des phénomènes émergents signifie réellement l'imprévisibilité dans la pratique ». En d'autres termes, les phénomènes émergents peuvent être considérés comme totalement imprévisibles que la première fois qu'ils sont perçus, car ils ne pouvaient pas être prédits à l'avance. Cependant, après la découverte initiale de

phénomènes émergents, les modèles de cause et d'effet (à la fois les statistiques et la simulation) peuvent être établis entre le comportement des composants et les résultats émergents, et par conséquent les phénomènes émergents peuvent devenir prévisibles dans le principe (les résultats émergents qui apparaissent dans les systèmes informatiques sont dérivables en principe). Par exemple si les procédures de consommation de ressources et de temps tels que les simulations sont appliquées, dans la pratique, il n'est pas évident quand ils se produiront.

Johnson [Johnson, 2006] souligne que les propriétés émergentes peuvent être *bénéfiques*, par exemple, si les utilisateurs adaptent les produits à supporter les tâches que les concepteurs jamais eurent l'intention (jamais prévues par les concepteurs). Cependant, elles peuvent aussi être *nuisibles*, par exemple si elles ébranlent les exigences de sécurité importantes.

En fait, de nombreux phénomènes émergents sont découverts par des simulations, étant donné que le phénomène exact n'est pas connu à l'avance, l'utilisateur peut réellement «anticiper une classe de phénomènes émergents», notamment une instanciation de ce qui se produira avec une probabilité donnée en fonction des conditions initiales, des processus de niveau micro et des facteurs environnementaux [Serugendo, 2011]. Par conséquent dans une perspective de respect des exigences telles que la résolution de problèmes, le concepteur du système doit tenter à concevoir une classe générique de phénomènes qui pourraient fournir la solution du problème, ou de répondre aux exigences particulières et anticiper probablement, compte tenu de l'expérience passée, qu'un membre de cette classe va instancier et fournit le résultat souhaité. Cependant, la survenue exacte de ce cas particulier n'est pas connue à l'avance, car il dépend de nombreux facteurs allant de la dynamique inhérente du système aux dynamiques stochastiques de l'environnement. En effet des solutions de contrôle sont proposées dans la section 6.

### 3.3. La cohérence globale

La cohérence signifie principalement qu'alors, le tout peut être étudié indépendamment de ses fragments, formant ainsi une nouvelle entité (un comportement et/ou une structure qui lui est propre) pour laquelle des lois, des propriétés et d'autres éléments d'une théorie peuvent être édictés. En dépendant étroitement de la fonctionnalité des composants du système qui le produit tout en étant en même temps séparée clairement des propriétés de tels composants constitutifs du système. Les corrélations entre les composants sont nécessaires pour atteindre un entier cohérent. Cette cohérence s'appelle également « la fermeture organisationnelle » [Heylighen, 2001].

### 3.4. Le contrôle décentralisé

Seuls des mécanismes locaux influencent les comportements globaux. Il n'y a aucun contrôle central, c'est-à-dire, aucune partie du système ne dirige le comportement du niveau macro. Les actions des parties sont contrôlables. Le tout n'est pas directement contrôlable. Cette caractéristique est une conséquence directe de la nouveauté radicale qui est nécessaire pour l'émergence. Le contrôle centralisé est seulement possible que si une partie centrale du système a une représentation du comportement global (par exemple un plan).

### 3.5. La robustesse et la flexibilité

Le besoin du contrôle décentralisé et le fait qu'aucune entité ne peut avoir une représentation de l'émergent global, implique que cette entité simple ne peut pas être un seul point d'échec. Les émergents sont relativement insensible aux perturbations ou aux erreurs. Les dommages croissants diminueront la performance, mais la dégradation sera *gracieuse* : la qualité du sortite diminuera progressivement, sans perte soudaine de la fonction. L'échec ou le remplacement d'une entité simple ne causera pas un échec complet de l'émergent. Cette flexibilité fait que les entités individuelles peuvent être remplacées, mais encore la structure émergente peut rester. Par exemple, des oiseaux dans une bande peuvent être remplacés par d'autres oiseaux, mais encore le phénomène de la bande reste.

### 3.6. La causalité descendante

Lecomportement des éléments du niveau micro est déterminé par le comportement des structures de plus haut niveau. Par exemple, la formation du chemin avec des fourmis : le chemin émergent influence le mouvement des fourmis de niveau micro parce qu'elles suivent les phéromones.

Dans d'autres cas, il est suggéré que l'émergence peut aussi avoir lieu au niveau micro donnant lieu à des propriétés émergentes de composant qui évoluent en parallèle avec le phénomène émergent global. Un exemple de double émergence tel est *le conjugué* proposé par Haan[Haan, 2007].

Selon que le phénomène émergent est visible par les composants du système ou non, ses effets descendants sont directs ou indirects, respectivement. Par exemple, une fois un chemin de fourmi ou une bande d'oiseaux a été formée, alors les mouvements individuels des fourmis ou des oiseaux sont alignés à suivre le chemin ou de ne pas entrer en collision les uns avec les autres, respectivement. Cela se fait indirectement puisque ni les oiseaux, ni les fourmis sont au courant de l'existence de toutelabande ou tout le chemin, respectivement. En revanche, une fois le chef est émergent dans une société, comme c'est le cas d'un chef émergent en quatuor musical par exemple, tous les membres de la société ont pris conscience du chef et ont reçu une influence directe [Serugendo, 2011].

### 3.7. La dynamique

Les phénomènes surviennent et évoluent dans le temps. Un tel émergent est un nouveau type de comportement qui ne survienne qu'à un certain moment. Par conséquent, comme une construction dynamique nous pouvons relier l'apparition des émergents à l'apparition de nouveaux attracteurs dans les systèmes dynamiques, c'est-à-dire *les bifurcations*[Goldstein, 1999; Heyligen, 2002].

#### 3.7.1. Les attracteurs

Un attracteur représente pour un processus un modèle de fermeture causale construit avec des états du système. À l'atteint de l'attracteur, le processus « se ferme » et ne peut pas

tendre, sauf lorsque des perturbations importantes sont appliquées au système. Les attracteurs peuvent avoir beaucoup de formes différentes, tailles et dimensions. Le plus simple est un attracteur de *point*, 0-dimension qui se compose d'un seul état. Ceci décrit la situation dans laquelle un système est en équilibre qui est utilisé dans la théorie des premiers systèmes. Le fait d'utiliser un seul type d'attracteur simple avec comme finalité un état d'équilibre conduit à la prévisibilité du système. En théorie de la complexité, il y a de nouveaux types d'attracteurs : le *cycle limite* et *l'attracteur étrange*. Un attracteur cycle limite à 1-dimension, où tous les états sont réexaminés en intervalles réguliers. Cela décrit certaines configurations loin de l'équilibre où le système exhibe un comportement périodique, tel que les cellules de Bénard (voir la section 4.2.1). Alors que l'attracteur étrange, est caractérisé par une dimension fractale non entier. Il s'agit d'une caractéristique représentative de certains types de processus chaotiques.

Les attracteurs préexistent techniquement, mais ils ne sont pas possibles à être connus ou prédits avec précision à l'avance en raison de la complexité du système, et ils se révèlent quand des systèmes dynamiques bifurquent. La convergence vers un état attracteur signifie à la fois une métamorphose du système quantitative et qualitative. Dès leur apparition, ces «nouveaux» états attracteurs dominent le système et donc permettent l'émergence de quelque chose radicalement nouveau par rapport à ce qui existait auparavant.

### 3.8. L'auto-organisation

Dans la théorie des premiers systèmes, l'auto-organisation faisait référence au processus d'autorégulation. En théorie de la complexité on fait référence au comportement créatif et auto-généré qui produit des changements, ainsi qu'à la recherche d'adaptabilité d'un système complexe. Le système doit être capable de se modifier d'une façon ou d'une autre, afin de changer de comportement en fonction de son environnement, et cela est un moyen d'obtenir des phénomènes émergents.

Certains auteurs ont lié l'apparition de phénomènes émergents avec l'auto-organisation. Par exemple, Goldstein [Goldstein, 1999] définit l'émergence en tant que : la production des structures, patterns et propriétés nouvelles et cohérentes durant le processus d'auto-organisation dans les systèmes complexes.

En particulier, dans nombreux cas l'émergence ne semble survenir que dans des systèmes complexes auto-organisés opérants dans la dynamique loin de l'équilibre au bord du chaos. Dans les systèmes complexes, les recherches très souvent focalisent sur les dynamiques émergentes globales d'un système entier. Il est habituel dans cette approche de regarder les propriétés globales du système comme des actions émergentes de ses parties, plutôt que de voir les actions des parties comme étant imposé à partir d'une source centrale dominante. Bien définis, cependant, il peut y avoir des cas d'auto-organisation sans émergence et émergence sans auto-organisation, et il est clair d'après la littérature que les phénomènes ne sont pas les mêmes (voir chapitre 3, section 6).

## 4. Exemples de phénomènes émergents

Généralement, les phénomènes qui peuvent être caractérisés comme émergent sont: des processus comportementaux, des états particuliers du système, des structures organisationnelles et même des résultats correspondant aux fonctions<sup>5</sup> qui ne sont pas explicitement implémentées dans le système.

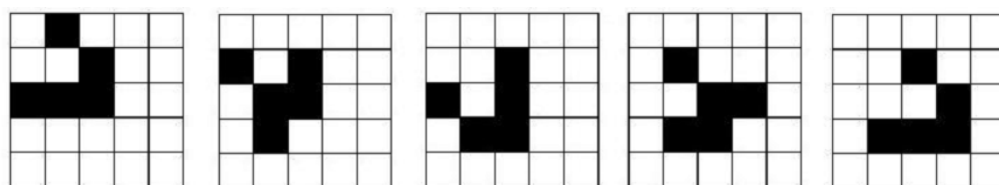
### 4.1. Processus comportementaux et des états particuliers du système

#### 4.1.1. L'automate cellulaire « Jeu de la vie »

Des exemples typiques de processus comportementaux émergents et des états du système peuvent être trouvés dans le bien connu « jeu de la vie », qui est un automate cellulaire élaboré par le mathématicien britannique J.H. Conway en 1970 (<http://www.bitstorm.org/gameoflife/>).

Le jeu se compose d'une collection de cellules qui sont placées sur une grille avec une connexité de 8. Les cellules peuvent avoir le statut de *mort* ou *vivant*, et à chaque tour de jeu, elles peuvent changer leur statut et leur incidence sur le statut de leurs cellules voisines en fonction de quelques règles mathématiques simples. Les cellules vivantes sont colorées, et en fonction des conditions initiales, elles peuvent former divers patterns tout au long de la partie. L'expérimentation avec le jeu implique la création d'une configuration initiale de la cellule et en observant la façon dont elle évolue au cours de l'exécution du jeu. Sur la base de différentes configurations initiales, plusieurs types d'états émergents, des patterns et des processus comportementaux peuvent être observés.

Un pattern émergent représentatif en jeu de la vie est le « planeur » qui suit une trajectoire descendante, en regagnant sa forme d'origine toute les 4 étapes (figure 2.3).



**Figure 2.3.** Evolution du "planeur" sur 5 étapes. On retrouve la même configuration de cellules à l'étape 5 qu'à l'étape 1, mais elles sont décalées vers le bas et vers la droite [Georgé, 2004].

Le pattern « planeur » est souvent émergent à partir des configurations initiales générées de façon aléatoire. Les planeurs sont importants pour le jeu de la vie parce qu'ils sont faciles à produire, ils peuvent être entrés en collision les uns avec les autres pour former des objets plus complexes, et ils peuvent être utilisés pour transmettre des informations sur de longues distances. Il existe un grand nombre de ces « configurations émergentes » dont les plus complexes donnent par exemple l'impression, sur une grande grille, de voir un train à vapeur se

<sup>5</sup>Le terme fonction se réfère ici à un processus ou une opération et non aux quelques mécanismes entrée-sortie directe comme une fonction mathématique.

déplacer de gauche à droite, avec la fumée s'échappant de la cheminée. Elles ont toutes en commun le fait d'être régies par les mêmes règles de base et que le résultat observable et interprété ne peut être prédit.

#### 4.1.2. L'eau

En physique et chimie, les interactions entre des éléments simples donnent naissance à des structures de comportements complexes dotées de propriétés totalement nouvelles. Plusieurs publications prennent comme exemple de phénomène émergent l'apparition de propriétés liquides à partir de simples molécules d'eau. L'exemple qui a été donné par Lewes montre que les propriétés des gaz qui composent l'eau ne laissent pas prévoir celles de l'eau et réciproquement [Grumbach, 1997].

Si l'on considère une molécule d'eau isolée, la mécanique quantique nous fournit toutes les informations nécessaires, telles que les niveaux d'énergie par exemple, pour décrire son comportement. Mais si l'on met ensemble un certain nombre de molécules d'eau on obtient un liquide dont le comportement ne peut être décrit avec la même théorie qui décrit le comportement de ses constituants. Il faut faire appel aux théories d'hydrodynamique, très différentes de la mécanique quantique, pour obtenir des connaissances sur ce qui est observable à ce niveau supérieur. Les remous et les tourbillons n'existent pas au niveau des molécules.

Si l'on diminue la température, le liquide devient de la glace et on obtient encore de nouvelles propriétés. Par exemple, si on pousse un côté d'un bloc de glace, l'autre bout se déplace instantanément de façon identique. Ce qui n'est pas le cas ni de liquide, ni de gaz. On peut donc dire qu'une certaine quantité de molécules d'eau constituent un nouvel «objet» suffisamment complexe pour nécessiter des théories différentes suivant sa température.

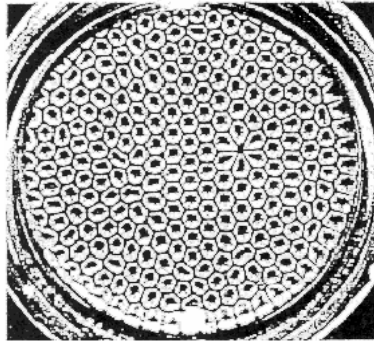
C'est cette différence du niveau pour décrire les comportements des parties (les molécules) ou de l'ensemble du système (une certaine quantité de liquide) qui permet de parler d'émergence. Ce sont bien toutes les molécules d'eau en interaction qui confèrent au liquide ses propriétés, mais nous sommes incapables de les analyser et de les comprendre au niveau moléculaire.

### 4.2. Nouvelles structures organisationnelles

Les cellules de Bénard et le chemin de recherche de nourriture chez les fourmis sont des exemples représentatifs.

#### 4.2.1. Les cellules de Bénard

Les cellules de Bénard sont des cellules de convection qui apparaissent spontanément dans une couche de liquide lorsque la chaleur est appliquée en bas (figure 2.4). L'installation comprend une couche de liquide, par exemple de l'eau, entre deux plans parallèles. Initialement, la température du plan de fond est la même que le plan supérieur. Le liquide est alors tendu vers un équilibre, où sa température est la même que celle de l'environnement.



**Figure 2.4.** Réseau de cellules de Bénard vu de dessus[Georgé, 2004].

Le liquide est parfaitement uniforme et il semble le même dans toutes les directions. Lorsque la température du fond augmente jusqu'à un point critique, alors des cellules de convection hexagonales apparaissent. Le mouvement microscopique aléatoire des molécules du liquide devient spontanément ordonné au niveau macro, avec une caractéristique de longueur de corrélation. La rotation des cellules est stable et sera alternée du sens des aiguilles d'une montre au sens contraire (des remous et des tourbillons), quand nous déplaçons horizontalement le long du liquide. Si la chaleur augmente, ce phénomène disparaît [Serugendo, 2011].

#### 4.2.2. L'expérience du double pont et les fourmis

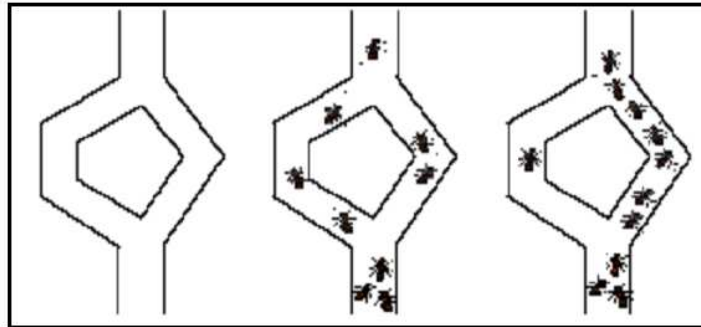
Il existe de nombreux phénomènes émergents issus du comportement des insectes sociaux tels que les fourmis ou les termites [Bonabeau, 1997]. De tel système, bien évidemment complexe (voir chapitre 1), contient tous les *ingrédients* pour des phénomènes émergents: grand nombre d'entités autonomes, nombreuses interactions, un fonctionnement simple des entités, des capacités proprioceptives et cognitives limitées, un système confronté à un environnement dynamique, de fonctionnements de haut niveau remarquables et nécessaires à la survie.

Mais la place des fourmis dans ces études est centrale car elles sont capables de développer des formes très avancées de socialité et d'offrir une grande diversité de comportements, en effet dans leurs sociétés, les lois sont strictes et chaque individu a un rôle bien précis, c'est ainsi qu'une fourmilière est divisée en castes constituées d'individus ayant des aspects et des rôles différents. Cette **diversité exubérante** est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques pour élaborer des algorithmes de résolution de problèmes complexes.

Certainement l'un des exemples les plus simples, l'expérience du double pont de fourmis permet d'illustrer, à partir d'un nombre limité de paramètres et donc d'une connaissance complète du problème, l'apparition d'un phénomène de haut niveau qui n'est pas décrit dans le fonctionnement des parties[Georgé, 2004].

Pour cette expérience (observée sur des fourmis ou simulée), un groupe de fourmis partant d'un nid a deux chemins possibles pour atteindre un lieu de fourragement d'où elles doivent ramener de la nourriture au nid. L'un des deux chemins est plus court que l'autre. Les fourmis

ont un comportement très simple: si elles perçoivent des traces de phéromone, elles lessuivent, s'il n'y en a pas, elles se déplacent aléatoirement, et dans tous les cas, elles déposent un peu de phéromone sur le chemin qu'elles empruntent. Au début les fourmis choisissent aléatoirement l'un ou l'autre des chemins. Mais au bout d'un moment, à cause des allers-retours, le chemin le plus court va se charger plus rapidement de phéromone, ce qui va entraîner encore plus de fourmis sur ce chemin. Au bout d'un certain temps, toutes les fourmis empruntent le chemin le plus court. Elles ont *trouvé* le chemin le plus court.



**Figure 2.5.** Les fourmis vont prendre une décision collective pour emprunter le plus court chemin [Hamdi, 2008].

Pourtant, aucune fourmi n'a cartographié les parcours possibles, n'a évalué et comparé les temps qu'elle mettrait, ni même essayé de trouver le chemin le plus court. C'est en ce sens-là que l'on peut dire que la découverte et la sélection du chemin le plus court constitue un phénomène émergent, issu du comportement collectif des fourmis qui n'ont que des règles de fonctionnement simples qui ne codent nullement cette recherche.

Cet exemple est intéressant par sa simplicité, car il permet de bien imaginer le fonctionnement du système et donc de comprendre qu'il est *logique* que les fourmis finissent par choisir le chemin le plus court. Mais pourtant, lorsque l'on analyse seulement les règles des fourmis, on n'y reconnaît pas la recherche du plus court chemin. Ce n'est qu'en considérant le système dans sa globalité et en fonctionnement que ce phénomène s'explique. Il y a bien une différence de niveau micro/macro et on peut parler de phénomène émergent.

De nombreux travaux basés sur les fourmis en quête de nourriture ont été élaborés et ils sont regroupés sous les noms d'ACO pour Ant Colony Optimization (Optimisation par colonie de fourmis) et ACR pour Ant Colony Routing (Routage par colonie de fourmis) [Hamdi, 2008].

Les premiers résolvent des problèmes de combinatoire comme le problème de voyageur de commerce, l'assignation quadratique, la coloration de graphe et bien d'autres encore. Les seconds comprennent surtout des programmes de routage d'appels téléphoniques ou de paquets de données dans des réseaux de télécommunication.

## 5. Qu'est-ce qu'il apporte le concept d'émergence à la science

### 5.1. Émergence pour comprendre les systèmes complexes naturels

La première utilité de la notion d'émergence apparaît lors de l'étude de systèmes complexes et les phénomènes observables produits par ces systèmes. En faisant la distinction entre le

niveau de l'émergent (niveau macro) et le niveau des parties et leurs interactions (niveau micro), on admet que les explications des dynamiques du système ne peuvent être réduites uniquement aux parties de plus bas niveau et qu'on peut se permettre ce *saut* pour ensuite manipuler les phénomènes émergents en tant que tels.

En fait, l'émergence ne se veut pas tellement une explication à proprement parler des phénomènes observés, mais plutôt un terme descriptif des patterns, des structures et des propriétés obtenues au niveau macro. On peut alors se focaliser sur l'étude de ces phénomènes et les lois qui les régissent. Concrètement, sans tenter d'expliquer les phénomènes émergents, on peut étudier, par exemple, leurs conditions d'apparition, leurs variations, les corrélations entre les phénomènes émergents, les dynamiques intrinsèques, etc[Georgé, 2004].

## 5.2. L'émergentisme est complémentaire au réductionnisme

La philosophie du réductionnisme consiste à comprendre en détail l'ensemble des éléments d'un système en le divisant en composant de plus en plus petits, leurs interactions et les lois d'un certain niveau du système. Un exemple de réductionnisme, en physique, est la recherche de particules fondamentales et la description de leurs interactions par des lois mathématiques. Ainsi, les systèmes biologiques, par exemple, peuvent être analysés en termes moléculaires, ceux-ci pouvant être analysés en termes chimiques et ces derniers analysés en termes physiques.

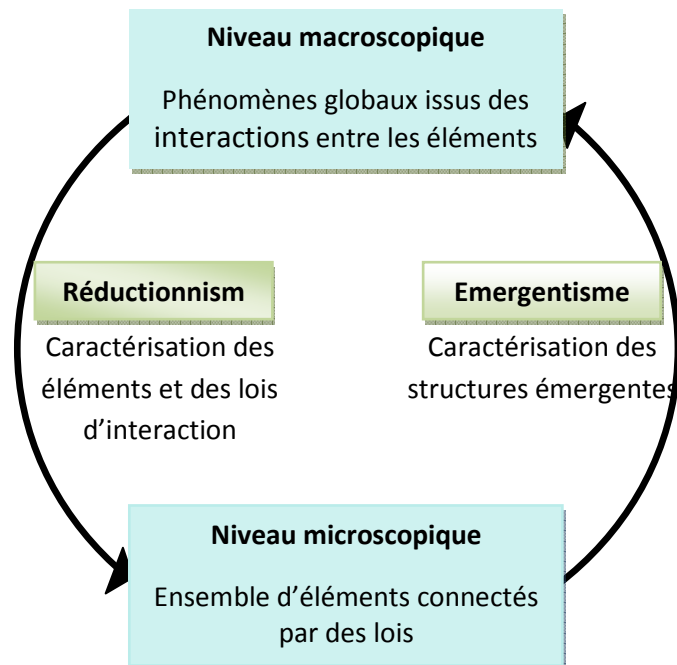
La philosophie de l'émergence est de chercher comment la complexité augmente dans les systèmes complexes et comment les phénomènes macroscopiques surviennent à partir des interactions microscopiques. L'émergentisme se retrouve quand nous observons des phénomènes émergents globaux lors d'expérimentations ou de simulations informatiques à base d'agents par exemple [Moncion, 2008].

Il est indéniable que la philosophie du réductionnisme est un outil extrêmement puissant pour la compréhension des systèmes, mais ce serait une erreur de croire qu'avec elle seule nous serions en mesure de tout comprendre.

Si nous prenons comme exemple un écosystème quelconque, il nous est impossible de comprendre comment un équilibre et/ou des changements se produisent seulement en fonction de la compréhension de l'étude des différents organismes qui y vivent. L'étude des phénomènes émergents peut permettre de comprendre certains points de l'évolution d'un système. Un système se caractérise par une évolution se matérialisant par des niveaux hiérarchiques d'organisations et par l'émergence de propriétés nouvelles. Ces propriétés émergentes sont liées à la complexité du système et ne peuvent être étudiées que par une étude globale du système [Serugendo, 2011].

On va faire appel à la notion d'émergence lorsque la configuration et l'interaction des composants d'un système offrent plus d'explications sur les dynamiques et les phénomènes observés que les explications basées sur les parties seules. Les phénomènes observés sont alors expliqués par la notion d'émergence et sont dès lors caractérisés par le fait qu'ils ne sont ni prédictibles, ni déductibles, ni réductibles aux seules parties [Goldstein, 1999].

Souvent, ces deux concepts se retrouvent opposés l'un à l'autre, alors qu'ils se révèlent être, en réalité, *complémentaires*. Une phrase de Fromm[Fromm, 2004]le résume parfaitement: l'émergentisme nécessite un socle de connaissances, tandis que le réductionnisme a besoin de connexions et de cohérence. L'émergentisme sans le réductionnisme est imprécis et incertain, le réductionnisme sans l'émergentisme est déconnecté et incohérent.



**Figure 2.6.** Complémentarité entre réductionnisme et émergentisme[Moncion, 2008].

### 5.3. Emergence pour construire des systèmes complexes artificiels

Les travaux sur les phénomènes émergents portent souvent sur la compréhension des systèmes. Quelques études essaient cependant d'utiliser les mécanismes menant aux phénomènes émergents afin de développer de nouvelles techniques dans le domaine de l'informatique notamment.

*Emergent Computation* est une nouvelle approche pour la conception des systèmes informatiques. À partir de la conception de composants et de leurs interactions, la fonction globale n'est pas déterminée de façon explicite, mais émerge du comportement global du système, obtenu grâce aux interactions entre les composants [Georgé, 2004].

Le principe de base ressemble à celui de la computation parallèle dans le sens où elle s'efforce de décomposer des systèmes complexes en sous-unités indépendantes, qui interagissent. Mais là où la computation parallèle requiert une contrainte de supervision pour contrôler le bon fonctionnement du système et où les performances sont considérablement inférieures à une fonction linéaire du nombre de processeurs. Emergent computation va exploiter ces interactions. On obtient ainsi un gain d'efficacité, de flexibilité et une représentation plus naturelle.

En fait, l'utilisation de l'émergence s'est amplement répandue dans le domaine de l'informatique. De nombreuses disciplines ou champs d'études manipulent le terme

*émergence*, telles que la vie artificielle, l'informatique évolutionnaire (algorithmes génétiques et programmation génétique), les réseaux de neurones, l'intelligence en essaim, les automates cellulaires, les systèmes multi-agents, la simulation (de systèmes physiques, chimiques, biologiques, sociaux), la robotique, l'intelligence artificielle distribuée, etc. Cette synergie interdisciplinaire autour de ce concept encore inexploité peut sembler prometteur et aboutir rapidement à une utilisation répandue et concrète de l'émergence.

### 5.3.1. Résolution de problèmes par émergence

L'approche par émergence, appelée aussi la résolution des problèmes par émergence a prouvé son efficacité pour les problèmes dits complexes tant pour le domaine de l'intelligence artificielle que pour le domaine d'optimisation. Le contrôle est décentralisé et la totalité des individus participent ensemble au processus de résolution du problème.

Très tôt, lors des premières tentatives de résolutions de problèmes, il est apparu que dès que les problèmes traités s'éloignaient de *toy problems*, les stratégies ou techniques de résolution classiques devenaient de plus en plus difficiles à appliquer. Plus le problème est complexe, plus les algorithmes de résolution classiques, qui peuvent toujours être vus comme des algorithmes de recherche dans des espaces d'états, ont besoin d'être informés. Ce problème est dû à l'utilisation d'une *fonction de coût* [Georgé, 2004].

La complexité croissante des problèmes auxquels nous nous confrontons rend sinon impossible, du moins particulièrement ardue la tâche de trouver la *bonne* fonction de coût pour un problème donné qui permettra une résolution efficace. Il faut penser donc qu'il est nécessaire de trouver une méthode de résolution de problèmes ne se basant pas sur des fonctions de coût ou en tout cas qui ne soient pas spécifiques à un problème.

En se référant à la définition de l'émergence (section 2), on peut dire que si une fonction de coût global (ou autre information explicite) était utilisée au niveau inférieur par les parties du système, le résultat ne serait pas émergent au sens strict du terme. Car nous pourrions alors décrire, expliquer ou prédire ce qui se passe au niveau global (au niveau du système). Donc, si nous parvenons à développer une résolution se basant effectivement sur l'émergence, c'est-à-dire à appliquer l'émergence telle qu'elle existe dans les systèmes naturels aux systèmes artificiels, ce sera sans l'utilisation d'une fonction de coût, ni spécifique, ni explicite.

Ma préoccupation scientifique est donc entièrement orientée vers la conception de l'émergence de fonctionnalités globales à partir de fonctionnalités locales, dont la fonction globale est le résultat du comportement des entités qui composent un système, des interactions entre ces entités et des interactions entre le système et son environnement. Cela m'a conduit à rechercher des principes organisateurs qui gouvernent les comportements collectifs émergents et à fournir des outils pour les mettre en œuvre.

## 6. Contrôle d'émergence

Organique Computing (OC) [Muller, 2004 ; Schmeck, 2005] est un nouveau domaine de l'informatique dans le but de construire des systèmes informatiques qui ont soi-disant des propriétés *self-X* (où "X" signifie, par exemple, "réparation", "gestion",

"organisation", "optimisation") et qui utilisent des principes d'auto-organisation des systèmes naturels. Un aspect qui est considéré important pour tels systèmes est leur comportement émergent [Rochner, 2005].

Le comportement émergent peut être une propriété positive ou négative. Les chercheurs ont considéré surtout les aspects positifs du comportement émergent. Ils ont appliqué les principes de comportement émergent des systèmes naturels afin d'accroître les capacités des systèmes techniques ou de concevoir des algorithmes avec un comportement amélioré.

Récemment, certaines préoccupations sont venues que tels systèmes informatiques qui se composent de nombreux composants autonomes pourraient montrer un comportement émergent qui n'est ni voulu ni pas été prévu ou prévu de se produire lorsque les systèmes ont été conçus. Autrement, certains utilisent le terme *émergence négative* d'un tel comportement émergent indésirable [Scheidler, 2010]. Une question de recherche importante est de savoir comment un comportement émergent négatif des systèmes peut être évité.

### 6.1. L'approche observateur/contrôleur

Les systèmes informatiques organiques (OC) [Muller, 2004; Schmeck, 2005] sont des systèmes informatiques construits dans le but d'avoir des propriétés Auto-X (où "X" signifie, par exemple, "guérison", "gestion", "organisation", "optimisation") et d'utiliser des principes d'auto-organisation des systèmes naturels. Un aspect qui est considéré comme important pour tels systèmes est leur comportement émergent.

L'approche pour empêcher l'émergence négative en systèmes OC qui a été proposée par plusieurs chercheurs est d'équiper ces systèmes avec un des sous-systèmes d'observateur/contrôleur [Richter, 2006; Scholer, 2006] où l'ensemble d'observateurs recueille de l'information sur le système et sur la base de ces informations, les contrôleurs envoient des informations de contrôle aux composants pour influencer leur comportement. Pas beaucoup de travail concret n'a été fait jusqu'ici dans ce domaine. Il a été proposé que le sous-système d'observateur/contrôleur peut consister en une hiérarchie des éléments d'observateur/contrôleur où chaque contrôleur calcule les informations de contrôle (par exemple sur la base d'un traitement à base de règles) qu'il envoie à ces composants du système OC qu'il contrôle.

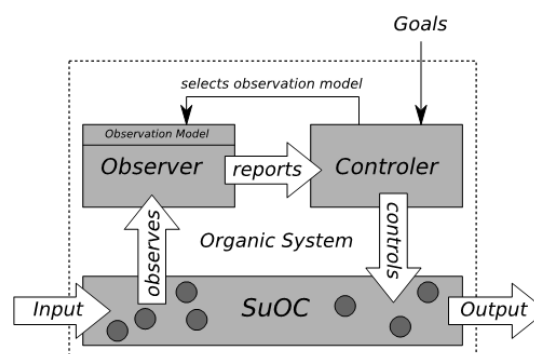


Figure 2.7. L'architecture Observateur/Contrôleur [Scheidler, 2010].

L'approche d'observateur/contrôleur pourrait être appropriée pour de nombreux systèmes d'OC. Mais elle a un inconvénient principal, à savoir qu'elle repose fondamentalement sur les contrôleurs (classiques) qui envoient des messages de contrôle pour les composants. De toute évidence, dans une hiérarchie d'éléments d'observateur/contrôleur, il pourrait être possible de limiter l'influence de contrôle effectif localement afin que seul un petit sous-ensemble de composants reçoive certaines déclarations de contrôle. Néanmoins, la fonction entière du contrôle dans l'architecture d'observateur/contrôleur est réalisée via le contrôle direct des composants. Par conséquent, le contrôle est obtenu seulement par la restriction directe de l'autonomie de chacun des composants du système OC. Car cela fonctionne contre certains principes fondamentaux de OC comme l'auto-organisation et l'auto-autonomie. Il est important de développer des approches alternatives pour contrôler les systèmes OC afin d'empêcher l'émergence négative.

## 6.2. Contrôle par essaim

Une approche alternative pour éviter l'émergence négative dans les systèmes OC est de concevoir des composants anti-émergence (anti-composants) qui peuvent empêcher l'apparition de certains effets d'émergence négatifs lorsqu'ils sont ajoutés au système [Scheidler, 2010]. Un des défis est de concevoir des anti-composants qui ne se comportent pas trop différent de ceux des composants normaux de système. Idéalement, les anti-composants peuvent encore faire un travail normal dans le système (mais finalement moins efficace que les composants normales - sinon tous les composants pourraient devenir des anti-composants). Cette approche est appelée «émergence contrôlée par essaim».

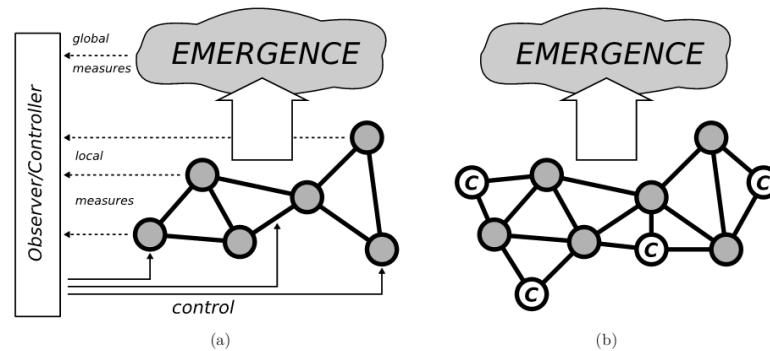
Pour cette approche, il existe deux possibilités pour déterminer les anti-composants:

- les anti-composants peuvent être ajoutés en permanence au système de sorte que l'émergence négative ne peut pas se produire.
- ou le comportement de certains composants peut être modifié du mode normal au mode anti (c'est-à-dire un composant normal devient un anti-composant) lorsque l'émergence négative se produit. La commutation peut être réalisée soit par un ou plusieurs observateurs qui envoient à certains composants un message de commuter en mode anti (ou retour au mode normal) ou auto-organisé de sorte que chaque composant décide par lui-même, s'il ya lieu de commuter du mode normal au mode anti ou vice-versa.

L'approche de l'émergence par essaim pour contrôler l'émergence négative se diffère de l'approche du contrôleur/observateur, fondamentalement en ce qui concerne les aspects suivants :

- elle ne contraint pas l'autonomie des composants (ni des composants normaux, ni des anti-composants) ou au plus nécessite les deux de basculer entre les deux modes.
- elle ne suppose pas qu'il existe un type particulier d'élément de contrôleur observateur ou s'il n'est pas nécessaire d'avoir une structure de communication hiérarchique correspondante pour délivrer des informations de contrôle.

- elle n'a pas besoin des informations de contrôle du tout (c'est le cas lorsque la commutation entre le mode normal et le mode anti est auto-organisée) ou a besoin seulement un seul type de message de contrôle qui contient un bit d'information de contrôle (qui détermine s'il ya lieu de basculer du mode normal au mode anti ou vice-versa).



**Figure 2.8.** (a) émergence contrôlée par l'introduction des boucles de feedback suivant l'approche observateur/contrôleur; (b) émergence contrôlée en utilisant essaim de contrôle par l'introduction des composants du contrôle[Scheidler, 2010].

Notre approche proposée dans le chapitre 5, donne une preuve de ce concept et les propriétés particulières de cette approche de contrôle par essaim, en ajoutant des anti-composants se comportent similaire aux composants standards, mais peuvent empêcher (ou diminuer) l'émergence négative (le clustering).

## Conclusion

Ce chapitre a été l'occasion de faire un tour d'horizon de l'essentiel de la littérature qui s'intéresse à l'émergence. Les définitions les plus réponsus permettant d'extraire et de montrer les caractéristiques principales de ce concept.

Des notions comme l'état loin de l'équilibre, la capacité d'auto-organisation et la cohabitation de plusieurs bassins d'attracteurs, produisent des phénomènes ostensibles et observables au niveau macro. Ces concepts sont ceux même des systèmes complexes qui leur permettent d'engendrer un comportement global intéressant et exploitable.

On fait appel à l'émergence à la fois, lorsqu'il s'agit de rendre compte de phénomènes complexes. Pourquoi, ne pas exploiter la puissance du concept d'émergence pour concevoir des systèmes informatiques et logiciels complexes capables de s'adapter à des environnements dynamiques et incertains. Il suffirait de capturer l'essence du phénomène émergent dans les systèmes naturels. Si nous considérons qu'un de ces phénomènes émergents est celui de l'auto-organisation. En effet, certains éléments seront capables de s'organiser eux-mêmes en structures plus complexes, et à des niveaux d'échelles différents dans un système artificiel. Cette approche est celle qu'on se propose d'étudier dans le chapitre suivant.

---

# Chapitre III

## Auto-organisation

---

"Technological systems become organized by commands from outside, as when human intentions lead to the building of structures or machines. But many natural systems become structured by their own internal processes: these are the self-organizing systems, and the emergence of order within them is a complex phenomenon that intrigues scientists from all disciplines"

—F.E. Ytes and al, Self-Organizing Systems

**Auto-organisation** : un processus dynamique et adaptatif où le système requiert et maintient la structure par lui-même sans contrôle externe [Wolf, 2004].

## Introduction

Un système auto-organisé fonctionne sans contrôle central à travers des interactions contextuelles locales. Un tel système modifie sa structure et des fonctionnalités pour s'adapter aux modifications apportées aux exigences et à l'environnement en se basant sur l'expérience antérieure.

Les logiciels d'applications actuels sont entraînés par les interactions sociales (des négociations, des transactions), basés sur des entités ou des agents autonomes, et se fonctionnent dans des environnements très dynamiques. En effet, ils ont besoin de supporter les exigences et les contraintes découlant du dynamisme accru, le contrôle des ressources sophistiquées, l'autonomie et la décentralisation inhérente dans le business contemporain et l'environnement social. La majorité de ces caractéristiques et ces contraintes sont les mêmes qu'on peut les observer dans les systèmes naturels exhibant l'auto-organisation.

La question de concevoir ces applications basée sur l'étude des principes d'auto-organisation comme mécanisme de conception de systèmes afin d'atteindre une robustesse et une adaptabilité intéresse fortement la communauté informatique. Les mécanismes inspirés des systèmes naturels sont repris et adaptés comme la stigmergie (en utilisant des phéromones, par exemple), la spécialisation de rôles chez les rats ou le comportement coopératif.

Ce chapitre explique ce que nous comprenons comme étant un phénomène d'auto-organisation. Comme pour l'émergence, il existe plusieurs définitions de l'auto-organisation. Ces définitions résultent en partie des domaines scientifiques qui se sont intéressés à l'étude de ce phénomène. Quelles que soient les différences entre ces définitions, nous retrouvons toutefois l'idée générale d'un système où les éléments s'organisent eux-mêmes en structures plus complexes.

La compréhension et la reproduction des mécanismes aboutissant aux phénomènes d'auto-organisation, comme nous le verrons dans la section 6 peuvent se révéler fort intéressantes notamment pour la construction de systèmes informatiques présentant un comportement d'auto-organisation.

Comme nous l'avons indiqué, l'émergence et l'auto-organisation sont deux phénomènes différenciables et non synonymes. Nous sommes intéressés, lors de ce mémoire, de montrer comment ce type de phénomène se combine avec l'émergence afin de bien résoudre un problème complexe.

### 1- Historique et évolution de la notion d'auto-organisation

La première apparition du terme semble être dans un document du cybernéticien<sup>1</sup> W. Ross Ashby en 1947 [Ashby, 1947]. Notamment, Ashby a donné une explication assez claire de ce qu'il voulait dire par «organisation»: l'organisation d'un système est la dépendance

---

<sup>1</sup>Cybernétique : un terme grec *kubernesis* figure chez Platon pour désigner l'art de conduire un navire.

fonctionnelle de son état futur de son état actuel et ses entrées externes. Ashby comprit qu'un système est auto-organisé, si le système a changé sa propre organisation, plutôt que d'être modifié par une entité externe.

On peut résumer l'évolution de la notion d'auto-organisation selon les principaux domaines de recherche, où ce dernier a été étudié:

### 1.1. Les études en thermodynamique : Ilya Prigogine et la notion d'entropie

Au début des années 1950, le terme auto-organisation a été bien établi par le gagnant de Nobel Ilya Prigogine et ses collègues à travers des études dans la thermodynamique [Holland, 1992]. Selon Prigogine, l'auto-organisation est le résultat de modifications de structure des matériaux, lorsque l'énergie a été émise à l'environnement afin de diminuer l'entropie du système [Glansdorff, 1973]. Un exemple commun est la cristallisation, l'apparition d'un pattern symétrique d'une matière dense dans un système de molécules en mouvement aléatoire, comme dans le cas des cristaux de neige [Haken, 2008].



**Figure 3.1.** Cristaux de neige [Haken, 2008].

L'exportation de l'entropie n'est pas directement expliquée comment ou pourquoi l'auto-organisation a effectivement lieu. Prigogine a noté que l'auto-organisation se déroule généralement dans des systèmes non linéaires qui sont loin de leur état d'équilibre thermodynamique. Cette affirmation a été supportée par des observations concrètes de phénomènes d'auto-organisation qui se produisent dans les systèmes physiques, et elle a été accompagnée par des exemples classiques tels que l'exemple de phénomène de Bénard (section 4.1.1).

### 1.2. Les études cybernétiques : l'ordre provient du désordre

Les observations des cas d'auto-organisation dans les systèmes physiques ont été complétées par des analyses plus abstraites et de haut niveau des comportements d'auto-organisation, dans les systèmes complexes autonomes, qui ont été effectués par les cybernéticiens. Ce courant de pensée scientifique insiste sur l'importance de la communication et du contrôle de l'information pour comprendre les niveaux d'organisation les plus complexes.

Ces efforts ont abouti de la première conférence sur les systèmes auto-organisés, qui s'est tenue en 1959 à Chicago et comme Heylighen a déclaré [Heylighen, 2001]. En conséquence de la conférence, une introduction de trois principes fondamentaux des systèmes auto-organisés:

- selon le «principe d'auto-organisation», introduit par Ashby, un système dynamique, indépendamment de son type ou de sa composition, a toujours tendance à évoluer vers un état d'équilibre. Cette évolution vers l'équilibre réduit l'incertitude en ce qui concerne l'état du système, et par conséquent elle diminue l'entropie du système. L'équilibre qui en résulte peut être interprété comme un état où les différentes parties du système sont adaptées mutuellement. Un tel état d'équilibre a été communément connu comme «un attracteur» [Holland, 1995 ; Kaufman, 1993] (voire chapitre 2, section 3.7.1).
- un autre cybernéticien, Heinz Von Foerster, a formulé le principe de « l'ordre provient de bruit ». Il a noté que, paradoxalement, plus de perturbations aléatoires (bruit) affectent un système, plus vite il s'auto-organise (produire un ordre). Ceci peut être expliqué intuitivement comme suit: plus qu'un système est largement mis en mouvement à travers son espace d'état, il se retrouvera plus vite dans un attracteur. Si le système n'a pas été forcé à se déplacer entre des états, aucun état attracteur ne sera jamais possible d'être atteint, et donc pas d'auto-organisation pourrait avoir lieu.
- un autre principe relatif «l'ordre à travers des fluctuations» a été proposé par Prigogine. Selon ce principe, les systèmes non linéaires ont généralement plusieurs états attracteurs. Lorsqu'un système réside entre les attracteurs, il aura en général une chance de variation, communément connu sous le nom de *fluctuation* thermodynamique [Glansdorff, 1973], qui va le forcer à se déplacer et à stabiliser dans un état attracteur particulier.

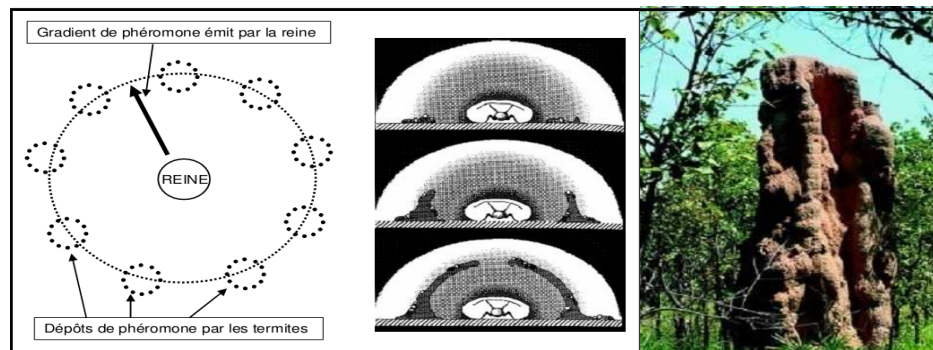
### 1.3. Les études du comportement des sociétés d'insectes : Grassé et lastigmergie

Par l'étude de comportement des sociétés d'insectes, le biologiste français Pierre-Paul Grassé [Grassé, 1959] a proposé en 1959 la théorie de *stigmergie*<sup>2</sup>. Grassé a constaté que les sociétés d'insectes montrent l'évolution des formes d'ordre qui se produisent sans aucun point de contrôle central.

Grassé a étudié le comportement d'une espèce de termites durant la construction de leurs nids et a remarqué que le comportement des travailleurs pendant ce processus de construction est influencé par la structure des constructions elles-mêmes. Chaque termite ramasse un peu de boue autour de lui, y incorporant des phéromones, et le dépose par terre. Comme les termites sont attirés par l'odeur, ils déposent plus souvent leur paquet là où d'autres l'ont déjà déposé, ce qui forme des piliers, des arches, des tunnels et des chambres (figure 3.2). Les termites utilisent des phéromones pour construire des structures grandes et complexes de terre à l'aide d'une simple règle décentralisée.

<sup>2</sup>**Stigmergie** : un terme provient des mots grecs  $\sigma\tau\iota\gamma\mu\alpha$  (stigma) « marque, signe » et  $\epsilon\rho\gamma\omega\nu$  (ergon) « travail, action », exprimant la notion que les actions d'un agent laissent des signes dans l'environnement, les signes perçus par lui-même et les autres agents et qui déterminent leurs prochaines actions.

Grassé résume la théorie de stigmergie dans l'expression «le travail excite les travailleurs»: les membres d'une société ont attiré vers les lieux dans le système où la plupart des activités ont eu lieu récemment. En conséquence, l'activité à ces points sera encore augmentée jusqu'à que l'objectif de l'activité soit atteint (voir section 5.1.1).



**Figure 3.2.** La construction de termitière [Serugendo, 2011].

En comparant avec le concept d'auto-organisation introduit par Prigogine. L'auto-organisation est le résultat d'une certaine énergie extérieure imposée au système de son environnement. Tandis qu'ici, l'auto-organisation est le résultat d'actions internes des éléments au sein du système lui-même (les actions d'auto-organisation sont initiées par les termites eux-mêmes qui mettent en œuvre le mécanisme de stigmergie en déposant et en suivant les phéromones).

#### 1.4. Les études d'holon et holarchie : Koestler

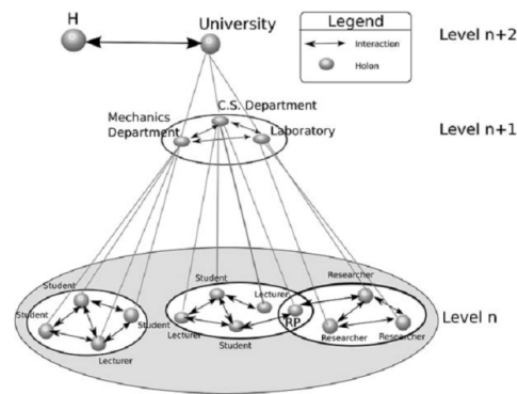
En fin des années 1960, Koestler établit la définition des *holons*<sup>3</sup> et des *holarchies* [Koestler, 1967]. Les holons sont à la fois, un système entier et des parties d'un système plus grand, en d'autre terme, Koestler définit un holon comme étant une structure composée de plusieurs sous-structures étant également des holons. Les holarchies sont des structures hiérarchies de tels holons.

Koestler présente une vue hiérarchique d'auto-organisation, qui est applicable à une grande variété de cas allant des organisations d'entreprises à l'univers dans son ensemble. L'idée ici est que pour les organisations complexes, l'ordre provient du désordre, dû aux relations simples qui évoluent à travers des relations complexes qui s'organisent progressivement.

Les holons modifient dynamiquement leurs rôles (*autonome* –pas d'obligations de collaborer-, *chef* –décide sur tout membre-, *partie* ou membre –autonomie réduite-, *multi-partie* –holon partagé-) en fonction de leur satisfaction(seuil de satisfaction).

Un comportement d'un holon est le résultat de l'interaction des sous-holons. Une *réorganisation progressive des relations* entre les éléments (un holon fusionne avec un autre holon selon *l'affinité* –compatibilité des objectifs et services ; quand il ne peut pas accomplir sa tâche, il fusionne avec qui a des capacités complémentaires).

<sup>3</sup>**Holon** : un terme qui combine le mot grec holo, signifie "whole", avec le suffixe "on" signifie "partie" comme dans proton ou neurone.



**Figure 3.3.** Université : exemple d'une structure holonique [Serugendo, 2011].

### 1.5. Les études d'autopoïesis (auto-production) : Maturana et Varela

En 1970 Maturana et Varela, dans le but de caractériser la nature des systèmes de vie, introduisent la notion de «autopoïesis» (auto-crétion) ou auto-production, le processus avec lequel une organisation est capable de se reproduire [Maturana, 1973]. L'autopoïesis s'applique à des systèmes fermés, comme un organisme vivant, qui est constitué de composants autonomes dont les interactions auto-maintiennent le système à partir de la génération des composants du système, comme les cellules.

En outre, un autopoïese présuppose une organisation «self» [Maturana, 1992], comme indiqué par Maturana, «se naît avec le système» et donc «ne peut pas s'organiser». Par conséquent, l'auto-organisation n'est pas auto-poïétique dans son sens strict. En plus, étant donné que les mécanismes d'auto-organisation sont inhérents au système lui-même et non modulés par une organisation externe, il est communément accepté que c'est le système qui organise lui-même [Collier, 2004].

### 1.6. Vers les systèmes informatiques

Dans les années 1980, l'auto-organisation est devenue l'une des idées, des modèles et des techniques regroupés ensemble en *Science de la complexité* [Pagels, 1988]. Ce paquetage a réussi à se faire lui-même adopté par certains chercheurs dans la pratique de toute science, l'idée de l'auto-organisation est utilisée maintenant dans une vaste gamme de disciplines. Dans l'informatique, les applications principales ont été à l'apprentissage [Yovits, 1960; Selfridge, 1959], à l'adaptation [Holland, 1992] et à l'émergence ou l'informatique distribuée [Forrest, 1991; Crutchfield, 1995].

## 2. Définitions

L'historique nous montre que plusieurs définitions existent selon la manière dont l'étude du principe d'auto-organisation est abordée.

### 2.1. Définition en fonction d'entropie

L'article de Serugendo [Serugendo, 2006] résume parfaitement la définition de Prigogine à savoir que les systèmes ouverts diminuent leur entropie (ordre provient du désordre) quand une énergie externe est appliquée sur le système. L'énergie supplémentaire imposée provoque

souvent la matière dans le système à modifier sa structure organisationnelle, pour faciliter le système à atteindre un nouvel état avec une entropie inférieure. Par exemple, la lumière s'organise elle-même sous une pression extérieure pour atteindre un nouvel état où l'entropie a diminué.

Prigogine et ses collègues ont proposé quatre conditions nécessaires qui doivent être tenues pour produire un comportement d'auto-organisation [Nicolis, 1977]:

1. **la causalité mutuelle** : une relation circulaire doit exister entre au moins deux éléments du système résultant de l'influence mutuelle les uns aux autres.
2. **l'autocatalyse**<sup>4</sup>: il existe au moins une composante du système qui est causalement affectée par d'autres composants, de manière à augmenter la quantité du premier composant dans un mode non linéaire.
3. **loin de l'équilibre**: le système importe une grande quantité d'énergie de l'extérieur du système, utilise l'énergie pour aider à renouveler ses propres structures (comportement autopoïétique) et se dissipe, plutôt qu'accumule la croissance de désordre (entropie) hors, dans l'environnement.
4. **changements morphogénétiques**<sup>5</sup>: le système doit exhiber des changements morphogénétiques, c'est-à-dire les composants du système doivent être en mesure de modifier leurs caractéristiques et du comportement [Contractor, 1993], compte tenu des conditions appropriées et le stimulus. Pour recevoir de stimulus externe, au moins un des composants du système doit être ouvert à des variations aléatoires externes introduites de l'environnement du système.

## 2.2. Définition en fonction du comportement des insectes sociaux (Swarm Intelligence)

Bonabeau et ses collègues [Bonabeau, 1999] donnent une définition tirée du comportement de l'évolution dynamique des systèmes naturels (comportement des essaims). Ils considèrent l'auto-organisation comme un ensemble de mécanismes dynamiques par lequel des structures apparaissent au niveau global du système comme un résultat d'interactions entre ses composants de niveau inférieur. Les règles précisant ces interactions sont exécutées sur la base des informations purement locales, sans référence à un pattern global. Par conséquent, le résultat des structures est une propriété émergente du système, plutôt qu'une propriété imposée au système par une commande externe. Par exemple, dans le cas de recherche de nourriture chez les fourmis, les structures émergentes sont les réseaux organisés spatio-temporellement des traces de phéromone.

---

<sup>4</sup>Dans la chimie, les réactions auto-catalytiques sont des réactions dans lequel au moins un des produits est également un réactif. De telles réactions sont fondamentalement non-linéaires, et cette non-linéarité peut conduire à la génération spontanée de l'ordre.

<sup>5</sup>Le terme morphogénèse (de grecque morphe = la forme et genèse = la création) a été initialement introduit en biologie pour désigner un processus qui provoque un organisme de développer sa forme.

Bonabeau et ses collègues ont identifié quatre exigences de base pour l'auto-organisation:

1. **un feedback positif** (amplification) qui favorise la création de structures.
2. **un feedback négatif** qui contrebalance le feedback positif et a contribué à la stabilisation de pattern collectif global (chapitre 1, section 3.5).
3. **l'amplification des fluctuations** (modification de comportement) telle que les marches aléatoires, les erreurs et la commutation des tâches aléatoires. En d'autres termes, de petites perturbations dans le comportement du système peuvent augmenter et affecter le comportement collectif du système de manière significative.

Par exemple, quand une nouvelle source de nourriture est trouvée, la concentration de phéromone dans le chemin formée de phéromone s'augmente de manière significative.

4. **multiples interactions** entre les individus qui sont à la base du comportement collectif. Plus précisément, l'auto-organisation nécessite généralement une densité minimum de comportements individuels tolérants mutuellement, capables d'utiliser les résultats de ses propres activités et les activités des autres.

Par exemple, les réseaux de traces peuvent s'auto-organiser et sont formés par des phéromones déposées par plus d'une fourmi.

Des définitions similaires tirées de systèmes naturels sont adoptées par de nombreux auteurs, par exemple dans [Camazine, 2003].

### 2.3. Définition en fonction d'autopoïésis

Maturana et Varela ont introduit des systèmes auto-poïétiques [Maturana, 1973], où une certaine forme du système organisée doit préexister pour modifier ultérieurement l'organisation, d'une manière similaire à la réorganisation des systèmes expliqués par Collier dans [Collier, 2003].

Maturana et Varela [Maturana, 1973 ; Varela, 1979] voient les systèmes auto-poïétiques comme un réseau de processus d'interactions qui sont capables de produire (génération, transformation et destruction), éventuellement les processus qui satisfont les exigences suivantes sont similaires:

1. ils sont continuellement régénérés et transformés par l'interaction et la reproduction de ses processus membres.
2. ils constituent une unité concrète dans l'espace où les processus membres existent et le domaine topologique de leurs associations est spécifié.

En d'autres termes, dans les systèmes auto-poïétiques, l'auto-organisation se réfère à la régénération du système dynamique et à la transformation à certaines formes connues.

## 2.4. Autres définitions

Dans d'autres domaines d'auto-organisation, il est généralement défini comme l'évolution d'un système dans une forme organisée en l'absence de pressions extérieures [Prokopenko, 2008].

Haken a indiqué dans [Haken, 1998], qu'un système est auto-organisé si «il acquiert une structure spatiale, temporelle ou fonctionnelle, sans interférence spécifique de l'extérieur».

Ainsi, Polani dans [Polani, 2008] considère l'auto-organisation comme un phénomène en vertu duquel « un système dynamique exhibe la tendance à créer une organisation hors lui-même, sans être dirigé par un système externe ».

De même Heylighen[Heylighen, 2001] définit l'auto-organisation comme la «création spontanée de pattern global cohérent à partir des interactions locales ». En raison de son caractère distribué, cette organisation a tendance à être robuste, résistante à des perturbations. La dynamique d'un système auto-organisé est généralement non linéaire, en raison des relations circulaires ou de feedback entre les composants. Le feedback positif conduit à une croissance explosive, qui se termine lorsque tous les composants ont été absorbés dans une nouvelle configuration, laissant le système dans un état stable, état de feedback négatif. Heylighen souligne que le mécanisme de base qui subalterne l'auto-organisation est la variation (souvent axée sur le bruit) qui explore les différentes régions jusqu'à ce qu'il entre dans un état stable (un état attracteur).

## 2.5. Définition d'auto-organisation au sein d'un système artificiel

L'auto-organisation est une approche intéressante pour gérer les besoins dynamiques dans un logiciel. Compte tenu des définitions données dans d'autres domaines, le terme auto-organisation peut être utilisé en génie logiciel comme suit [Serugendo, 2011]:

*L'auto-organisation est le processus permettant à un système logiciel à modifier dynamiquement son organisation interne (la structure et la fonctionnalité) pendant son temps d'exécution - pour s'adapter à l'évolution de ses objectifs et de l'environnement- sans aucun mécanisme externe explicite mise en scène.*

Les systèmes logiciels d'auto-organisation se distinguent entre ceux qui n'impliquent pas un contrôle centralisé explicite et ceux basés sur une certaine coordination centralisée interne et un point de planification. Par conséquent, on a:

- **auto-organisation forte:** des systèmes, où les décisions de processus d'auto-organisation sont distribuées localement entre les composants du système en n'impliquant aucun point centralisé de contrôle.
- **auto-organisation faible:** des systèmes, où d'un point de vue interne, l'auto-organisation est administrée à l'intérieur par un point centralisé de planification et de contrôle.

Des exemples typiques des systèmes auto-organisés forts sont les implémentations de l'algorithme de fourmis. Dans ces systèmes, il n'y a pas de point de contrôle central interne, car

ils sont construits dans le but d'imiter le comportement des colonies de fourmis en recherchant de nourriture par exemple. Des exemples représentatifs des systèmes auto-organisés faibles sont ceux basés sur des architectures impliquant un contrôle centralisé comme les systèmes de médiateurs généraux, des systèmes basés sur les clients et les systèmes basés sur l'architecture en topologie étoile et hiérarchique.

Il est important de souligner que le point central de contrôle dans un système auto-organisé faible n'est pas visible par un observateur externe situé en dehors du système lui-même. Par exemple, les utilisateurs d'un site web e-commerce à base de clusters qui s'auto-organisent pour équilibrer la charge d'un utilisateur entrant, on ne remarquera aucune différence indépendamment du fait que la charge est équilibrée de manière centralisée ou distribuée au sein du système.

### 3. Les caractéristiques d'un système auto-organisé

La définition qu'offrent Wolf et Holvoet [Wolf, 2004] résume bien l'ensemble des caractéristiques importantes d'un phénomène d'auto-organisation : « l'auto-organisation est un processus dynamique et adaptatif où le système acquiert et maintient la structure par lui-même sans contrôle externe ».

«Structure» peut être une structure spatiale, temporelle ou fonctionnelle. «Sans contrôle externe» se rapporte à l'absence de direction, manipulation, interférence, pression ou intervention quelconque de l'extérieur du système. Cela n'exclut pas des entrées de données à partir de l'extérieur du système, tant que ces entrées ne sont pas des instructions de contrôle.

Notez que, l'identification de la «frontière» du système est extrêmement importante, lorsqu'il s'agit de décider si un système est auto-organisé ou non. Il est important de spécifier ce que nous considérons comme un contrôle externe et que non.

Wolf et Holvoet ont identifié les caractéristiques, considérées comme importantes qui expliquent les différents aspects de cette définition de manière plus détaillée.

#### 3.1. Incrémentation d'ordre

La partie *organisation* est une caractéristique importante de l'auto-organisation. [<http://www.calresco.org/sos/sosfaq.htm>] décrit l'organisation comme l'arrangement des parties sélectionnées de façon à promouvoir une fonction spécifique. Cela limite le comportement du système de telle manière à confiner à un plus petit volume de son espace d'état attracteur. En substance, l'organisation peut être considérée comme une incrémentation d'ordre du comportement du système qui lui permet l'acquisition d'une structure spatiale, temporelle ou fonctionnelle.

Dans [Shalizi, 2001], une approche plus formelle est utilisée pour définir l'auto-organisation. L'auteur utilise la notion de *complexité statistique* pour désigner l'ordre. Une augmentation de la complexité statistique est considérée comme une condition nécessaire d'auto-organisation. La complexité statistique mesure la quantité moyenne de la mémoire historique stockée dans le processus. Cette formule couvre un certain nombre d'autres définitions trouvées dans la

littérature. Par exemple, «l'arrangement des parties sélectionnées implique que l'arrangement est une sorte de mémoire historique du processus qui devient plus grande lorsque les parties sont arrangées de plus en plus».

Une incrémentation d'ordre implique que ces systèmes commencent à partir des conditions initiales semi-organisées ou totalement aléatoires [Mostefaoui, 2003] (pas de mémoire historique). Qu'est également possible est que le comportement du système devient moins ordonné (perd la mémoire historique) à la suite d'un changement. Les deux situations laissent place à une incrémentation d'ordre à travers le processus d'auto-organisation.

La formulation «à promouvoir une fonction spécifique» dans [[http : //www.calresco.org /sos/sosfaq.htm](http://www.calresco.org/sos/sosfaq.htm)] est importante. Un système sans ordre ne peut pas présenter un comportement utile. Mais également un système avec trop d'ordre peut avoir ce problème. Il est possible que les processus s'organisent eux-mêmes dans des conditions si complexes qu'aucune fonctionnalité utilisable ne peut résulter de celui-ci. En d'autres termes, il peut y avoir trop de mémoire historique. Les systèmes entre les deux, c'est-à-dire à la limite de l'ordre et de chaos [Parunak, 2002; Pattison, 1987], peuvent présenter un comportement plus flexible et organisé. Par conséquent, l'auto-organisation a besoin de trouver un équilibre entre pas d'ordre et trop d'ordre.

### 3.2.L'autonomie et l'absence du contrôle externe

La deuxième caractéristique importante de l'auto-organisation est l'autonomie et l'absence du contrôle externe («self-auto»). Un système doit être organisé sans interférence de l'extérieur. D'autres formulations sont les suivantes:«sans l'imposition d'un agent extérieur», «spontané, c'est-à-dire, pas dirigé par un système externe», «les contraintes en forme (c'est-à-dire organisation) qui nous intéressent sont internes au système», etc.

Est-ce que l'absence de contrôle externe et l'autonomie signifient qu'un tel système ne peut avoir d'entrées du tout? Bien sûr que non, en général, l'entrée n'est toujours possible que tant que les entrées ne sont pas des instructions de contrôle provenant de l'extérieur du système. Autrement dit, les flux de données d'entrée normales sont autorisés, mais la décision sur ce qu'il faut faire ensuite doit être faite complètement à l'intérieur du système. Par exemple, le branchement d'un périphérique PnP<sup>6</sup> dans un ordinateur peut être considéré comme donnée d'entrée normale. Un comportement d'auto-organisation pourrait être la configuration autonome des pilotes par le système de l'ordinateur. Si un utilisateur doit installer les pilotes lui-même, alors il n'y a pas d'auto-organisation.

### 3.3. La robustesse et l'adaptabilité

Dans les systèmes auto-organisés, la robustesse est utilisée en termes d'adaptabilité à la présence des perturbations et des changements. On attend qu'un système auto-organisé fasse face à ce changement et de maintenir son organisation d'une façon autonome. En d'autres termes, un comportement auto-généré et adaptable est nécessaire, en tenant compte

<sup>6</sup>PnP: Le plug and play ou plug'nplay en abrégé, signifie "branchez et jouez". C'est une norme qui a été mise au point pour simplifier la détection du matériel et son installation.

d'expériences passées. [Mostefaoui, 2003] formule cette adaptabilité comme: «un changement dans l'environnement peut influencer le même système pour générer une tâche différente, sans aucun changement dans les caractéristiques comportementales de ses composants».

Cette capacité d'adaptation implique la nécessité qu'un système peut présenter une grande variété de comportements. L'auto-organisation nécessite l'évolution vers un certain attracteur dans l'espace d'état (c'est-à-dire vers un certain comportement organisé). Il existe différents types d'attracteurs (voire chapitre 2, section 3.7.1), à partir d'un attracteur de point qui permet un seul comportement, cycle limite qui permet un comportement périodique et un attracteur chaos qui permet une très grande variété de comportements. Pour s'adapter, le système doit faire une sélection entre les comportements et en même temps considérer la variété de comportements [Heyligen, 2001]. Trop de variétés, comme l'attracteur chaotique, rendent le système incontrôlable. Trop de choix, comme l'attracteur point, les résultats dans un système qui n'est pas assez flexible. Ceci est lié à l'équilibrage du système sur le bord de l'ordre et le chaos, afin d'être en mesure de promouvoir une fonction spécifique. Par exemple, les conditions initiales d'un système peuvent soutenir de nombreuses fonctions (attracteur chaotique), mais elles nécessitent d'être des pressions sélectives visant à privilégier les résultats [Parunak, 2004]. Par exemple, un système qui a un attracteur chaotique peut équilibrer son comportement sur une partie spécifique de cet attracteur.

### 3.4. Dynamique, loin de l'équilibre

Une caractéristique importante de l'auto-organisation, est que c'est un processus. Au fil du temps, il y a une incrémentation d'ordre, c'est-à-dire une dynamique vers plus d'ordre. Liée à la capacité d'adaptation nécessaire dans un contexte en évolution rapide, le comportement d'auto-organisation doit être dynamique. Les changements influencent la structure organisée. Afin de maintenir cette structure, il doit y avoir une constante dynamique qui gère ces changements. En d'autres termes, le système doit être loin d'équilibre afin de maintenir la structure. Prigogine [Glansdorff, 1973] considère loin d'équilibre comme l'une des exigences mathématiquement déduite. Un système loin d'équilibre est plus fragile et sensible aux changements d'environnement, mais aussi plus dynamique et capable de réagir.

### 3.5. L'émergence

L'organisation qui en résulte peut donner lieu à des constructions organisationnelles particulières, comme des structures, des patterns ou des propriétés du système qui ne peuvent pas être réduits à des propriétés de ses composants. Les résultats émergents existent et peuvent être perçus après l'auto-organisation a eu lieu. Par exemple, les cellules de Bénard sont créées après l'auto-organisation du liquide, et elles sont caractérisées par la direction de la rotation des molécules, qui est une propriété émergente. Pour une molécule indépendante, cette rotation n'est pas définie.

Les perturbations aléatoires sont cruciales pour l'émergence, car elles permettent la découverte de nouvelles solutions, et les fluctuations peuvent agir comme des graines à partir desquelles des structures sont nucléées et croître. Par exemple, les fourmis peuvent être perdues par des traces avec un certain niveau d'erreur, et ce phénomène peut les amener à

trouver de nouvelles sources de nourriture inexplorées et recruter des congénères à ces sources de nourriture.

Dans le cas général, l'auto-organisation peut être vue sans émergence [Wolf, 2004]. Mais avant de comparer entre les deux propriétés fondamentales du système complexe, il faut montrer quelques exemples des systèmes auto-organisés pour bien comprendre ce concept. Une discussion sur la notion d'émergence est fournie en chapitre 2.

#### 4. Exemples de phénomènes d'auto-organisation

L'auto-organisation n'est pas un principe purement théorique, mais un phénomène souvent observé dans la nature. L'auto-organisation dans un logiciel offre des avantages dans le traitement des environnements dynamiques et des charges de communication étendue. Pour bien construire de logiciel d'auto-organisation, il est intéressant d'étudier les systèmes existants qui ont déjà du succès dans l'utilisation de l'auto-organisation.

Cette section est consacrée à des exemples d'auto-organisation dans les systèmes naturels qui mettent un accent particulier sur la façon dont ils peuvent inspirer le développement et la construction du logiciel d'auto-organisation.

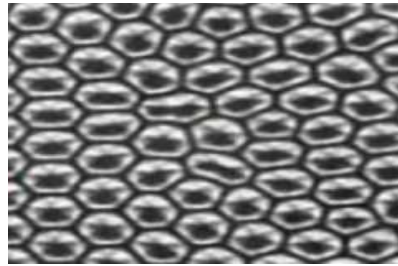
##### 4.1. L'auto-organisation dans les systèmes physiques

Les théories de l'auto-organisation ont été initialement développées dans le contexte physique et chimique pour décrire l'émergence de patterns macroscopiques, le résultat des processus et des interactions définies au niveau microscopique [Holland, 1995]. Une caractéristique commune des systèmes physiques auto-organisés est l'existence de certains « seuils critiques » dans lequel l'état du système se change soudainement à un autre état quand il atteint. Ce seuil critique peut être une combinaison des valeurs des certaines variables du système, par exemple la température, la pression et la vitesse.

Par exemple, l'expérience des cellules de Bénard permet d'observer un phénomène d'auto-organisation des molécules en cellules de convection hexagonales et la magnétisation d'une multitude de spins.

###### 4.1.1. Les cellules de Bénard (déjà vu dans le chapitre 1, section 4.2.1)

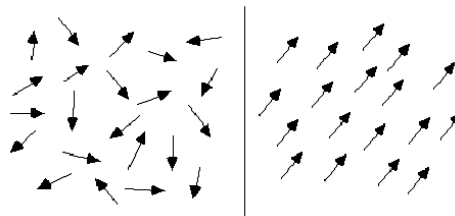
Avant d'atteindre l'état de remous, le système passe par un point critique « loin de l'équilibre » durant lequel des flux se forment en hexagones réguliers sur la surface du liquide. Si la température continue à monter, le phénomène disparaît. De millions de molécules résultèrent d'un phénomène émergent, une structure observable cohérente, dans un état de non-équilibre proche du chaos.



**Figure 3.4.** Les cellules de Bénard apparaissent au niveau macro lorsque la température atteint un point critique [Georgé, 2004].

#### 4.1.2. La magnétisation

Un autre exemple, la magnétisation d'une multitude de spins dans un matériau magnétique. En général, ces spins vont pointer dans des directions différentes, de sorte que leurs champs magnétiques se neutralisent mutuellement. Les mouvements aléatoires des molécules dans le matériau causent cette configuration désordonnée. Plus de température, plus ces mouvements aléatoires affectant les spins, et plus il sera difficile pour tout arrangement ordonné de spins pour maintenir ou émerger. Toutefois, sous une certaine température, les spins magnétiques se réarrangent spontanément pointant tous dans la même direction (figure 3.5). Au lieu de se neutraliser mutuellement, les différents champs magnétiques s'ajoutent (renforcer), produisant un champ fort global [Parunak, 2002]. La magnétisation est un cas évident d'auto-organisation, car l'orientation des spins est variable et dépend du voisinage local. À basse température, la force entre les spins voisins est dominante et ils ont tendance à construire un ordre, il peut être utilisé comme un paradigme pour tous phénomènes similaires, comme la cristallisation où non seulement les orientations, mais aussi les positions des molécules deviennent également arrangées.



**Figure 3.5.** Arrangements des spins: désordonnés (gauche) et ordonnés (droite) [Parunak, 2002].

#### 4.2. L'auto-organisation dans les systèmes biologiques

Dans la recherche biologique, le sens commun de l'auto-organisation est défini par l'émergence globale d'un comportement ou d'une propriété particulière qui ne peut pas être réduite aux propriétés des composants individuels du système, telles que les molécules, les agents et les cellules [Serugendo, 2011].

Le fondamentale de l'auto-organisation dans les systèmes biologiques est *l'évolution*. L'évolution dépend de l'interaction entre les organismes et à travers la sélection naturelle a été le responsable de la grande diversité des organismes vivants. L'idée la plus immédiate que les informaticiens ont de l'évolution biologique a été la création d'*algorithmes évolutionnaires*, qui implémentent des processus évolutifs dans les ordinateurs qui sont souvent difficiles ou impossibles à résoudre par des algorithmes alternatifs.

L'autre phénomène général d'auto-organisation qui montre des propriétés particulièrement intéressantes sur l'auto-organisation dans le logiciel est les systèmes cellulaires. Le développement biologique étudie les processus qui mènent d'une cellule à un organisme complet. L'auto-organisation est encore présentée dans les organismes adultes et augmente leur potentiel adaptatif. Au-delà de l'homéostasie de base, le système nerveux et le système immunitaire sont les meilleurs exemples de l'adaptation collective cellulaire.

Du point de vue des logiciels d'auto-organisation, la plus forte inspiration que la robustesse et la capacité d'apprentissage des systèmes neuronaux ont donné, est dans le domaine des réseaux de neurones artificiels, des programmes informatiques beaucoup plus simples que les réseaux de neurones biologiques, mais avec des propriétés utiles dans l'apprentissage de leur contexte et la résolution de problèmes. Beale et Jackson [Beale, 1990] fournissent une introduction accessible.

Il ne fait aucun doute que le système immunitaire a suscité beaucoup d'intérêt chez les chercheurs en informatique, intéressés par la façon dont il peut stimuler l'auto-organisation dans les systèmes informatiques, où il n'est pas nécessaire d'imiter tous les détails du système normal. Comme le système immunitaire joue un rôle défensif dans les organismes vivants, il a également suscité l'intérêt dans le contexte de la sécurité informatique, où les machines en réseau sont de plus en plus exposées à des risques imprévisibles [Castro, 2002; Forrest, 1997].

Ce que nous intéresse comme exemple d'auto-organisation dans notre travail est le comportement des animaux et en particulier celui des insectes sociaux.

#### 4.2.1. Le comportement de déplacement collectif

Comme la montre la figure 3.6, les biologistes ont remarqué que les oiseaux, lorsqu'ils effectuent un vol en formation, ou les poissons lorsqu'ils se déplacent par bancs, ont des comportements collectifs (mouvements coordonnés) étonnants: comment des mouvements globaux beaucoup plus complexes peuvent émerger à partir d'un groupe d'entité plutôt simple?

Des études réalisées ont montré que des nuages d'oiseaux peuvent se former et évoluer de manière très spectaculaire et engendrer des avantages divers : *l'effet de masse* peut repousser des prédateurs éventuels ou certaines configurations précises permettent d'économiser de l'énergie (exemple des canards).

Enfin, le comportement de poussins entraînés de picorer, présente une forme simple de mouvement auto-organisé qui leur permet de rester à une distance les uns des autres grâce aux signaux que constituent leurs pépiements [Hamdi, 2008].

Ces dynamiques de déplacements du groupe paraissent relativement complexes et parfaitement organisées pourtant chaque individu (poisson, oiseau, ou poussin) ne dispose que peu d'informations sur son environnement et ignore la globalité de la structure qu'il forme avec ses congénères. Il se contente de suivre des règles comportementales simples et peu nombreuses. On peut par exemple observer qu'un banc de poissons (ou un nuage des oiseaux) est capable d'éviter un prédateur: d'abord en se divisant en deux groupes, puis en reformant le banc original, tout en maintenant la cohésion du banc.

Le déplacement collectif est la base pour les algorithmes d'intelligence en essaim pour la résolution collective des problèmes. **L'optimisation par essaims particulaires** (*OEP* ou en anglais *PSO-Particle Swarm Optimisation*) est une métaheuristique d'optimisation, inventée par Russel Eberhart et James Kennedy [Kennedy, 1995] s'appuie notamment sur un modèle développé par Craig Reynolds à la fin des années 1980, permettant de simuler le déplacement d'un groupe d'oiseaux. Grâce à des règles de déplacement très simples (dans l'espace des solutions), les particules peuvent converger progressivement vers la solution la plus optimale.



**Figure 3.6.** (a) Vol en "V" d'un nuage d'oiseaux, (b) Déplacement collectif d'un banc de poissons [Hamdi, 2008].

#### 4.2.2. Comportement des insectes sociaux

Le comportement des insectes sociaux, par opposition à celui des autres animaux, mérite une section à part entière. C'est en raison des propriétés extraordinaires d'auto-organisation que les insectes sociaux ont évolué [Bonabeau, 1999]. Les colonies de fourmis, les termites ou bien encore les abeilles sont capables de bâtir de véritables sociétés alors qu'aucun individu ne possède le moindre schéma ou plan de conception.

Cela se produit par deux propriétés: l'évolution de la spécialisation des insectes sociaux en *castes* et la capacité des insectes individuels pour orienter le comportement des autres à travers la stigmergie.

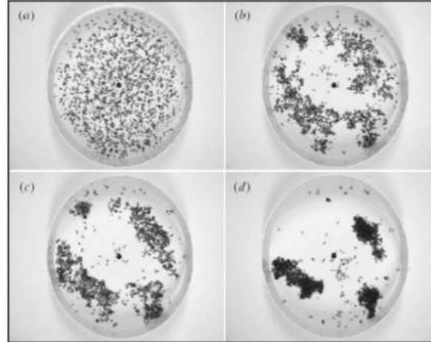
Il n'est donc pas surprenant que ce qui a attiré beaucoup d'attention en tant que modèle pour appliquer de l'auto-organisation de la nature aux systèmes informatiques. Les chercheurs ont commencé à partir de la perspective de nombreuses entités simples qui s'apparentent aux insectes sociaux travailleurs, chacune avec une intelligence limitée, et ont développé des algorithmes qui peuvent résoudre des problèmes complexes.

L'article de [Hamdi, 2008] a présenté plusieurs exemples de modèles biologiques de comportements des insectes sociaux, parmi lesquels: le rangement des larves et des cadavres chez les fourmis et la construction de toile par des araignées sociales.

##### 4.2.2.1. Le comportement de rangement des cadavres et le tri des larves chez les fourmis

Les éthologues ont aperçu que certaines espèces de fourmis comme le « *Messor sancta* » parvient 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 de l'expérience présentée dans la figure 3.7: si l'on disperse aléatoirement 1500 cadavres dans une arène circulaire d'un diamètre de 30 cm à laquelle ont accès les fourmis par une ouverture pratiquée au centre de celle-ci, les ouvrières vont constituer en quelques heures de petits tas et ceux-ci vont s'organiser peu à peu dans l'espace.

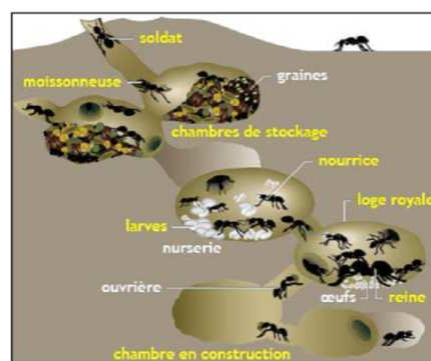


**Figure 3.7.** Un exemple d'agrégation des cadavres chez la fourmi "Messorsancta" montrant ainsi quatre répartitions instantanées de la distribution spatiale des cadavres dans une arène, à l'état initial (a), après 3h (b), après 6h (c) et après 36h(d) [Hamdi, 2008].

Le comportement d'agrégation du cadavre observé chez les fourmis peut être expliqué par l'idée suivante: plus le cadavre est isolé, plus la fourmi a de la chance de la ramasser. La probabilité pour une fourmi porteuse de déposer ce qu'elle transporte suit une règle inverse: plus le tas observé est important, plus la probabilité de déposer le cadavre au sol sera grande.

Quoique que ces deux comportements élémentaires soient simples, ils suffisent pour expliquer le phénomène d'apparition de monticules observé dans l'expérience précédente.

Comme chez les « Messorsancta », les ouvrières de « Leptothorax unifasciatus » trient systématiquement leur couvain, celles-ci séparent les œufs, les larves et les cocons en les agrégeant par type en différents emplacements du nid: les petites larves sont regroupées avec les œufs, les pupes et les prépupes sont autour, elles-mêmes entouraient par les larves les plus grandes.



**Figure 3.8.** Comportement collectif d'agrégation/ségrégation des fourmis envers le couvain [Hamdi, 2008].

Ce comportement de tri collectif du couvain, observé dans la figure 3.8 correspond parfaitement à un comportement collectif de résolution de problème de classification, une des explications de ce comportement considère que les fourmis ramassent et déposent les

éléments en fonction du nombre d'objets similaires environnants. Par exemple, quand une fourmi trouve une grande larve entourée d'œufs, elle prend de préférence la larve qui constitue l'intrus et la dépose dans une zone qui contient déjà d'autres grandes larves.

En se basant sur le comportement de tri du couvain chez les fourmis, Erik Lumer et Baldo Faieta [Lumer, 1994] ont étendu le modèle théorique de Deneubourg pour mettre au point une méthode de classification non supervisée d'objets qui sera détaillée dans le dernier chapitre et en tant que modèle de base de notre approche proposée: SwarmClust.

#### 4.2.2.2. Le comportement de la construction de toile par des araignées sociales

Parmi les quelques milliers espèces d'araignées connues, seules une quinzaine d'espèces sont sociales. Cette caractéristique présente chez une espèce d'araignée que l'on trouve en Guyane Française, dite « *Anelosimuseximius* ». Ces araignées vivent en colonies, partagent la même toile et coopèrent pour effectuer collectivement différentes activités : la capture et le transport des proies, la construction collective de la toile, la nourriture des petits, la garde des cocons, mais le plus attirant reste toujours le processus de construction commune du piège (la toile). Ainsi, ces araignées qui ne dépassent pas 0,5 cm parviennent en se coordonnant à construire une toile atteignant fréquemment 100m<sup>3</sup> et pouvant aller jusqu'à 1200m<sup>3</sup>. Ces toiles sont caractérisées par une structure particulière très sophistiquée.



**Figure 3.9.** Une réelle toile d'*Anelosimuseximius* [Serugendo, 2011].

Ces constructions collectives, sont non géométriques mais respectent des «règles architecturales» malgré la diversité du milieu dans lequel elles sont construites. Les toiles sont constituées d'un hamac surmonté d'un réseau tridimensionnel de fils. Dans les parties inférieures du réseau, les feuilles des supports végétaux servent d'abri aux araignées.

Les auteurs de [Bourjot, 2003] ont transposé le comportement d'araignée pour résoudre le problème de détection de régions dans une image à niveau de gris. Dans leurs travaux, ils ont considéré que l'image à analyser est représentée par une grille de N×N piquets et dans laquelle évoluent les araignées. À chaque case de cette grille, c'est-à-dire à chaque piquet, est affecté à un ou plusieurs pixels de l'image d'origine. La hauteur d'un piquet correspond au niveau du gris du ou des pixels correspondants.

Les araignées commencent à tisser leurs toiles en appliquant des règles comportementales simples: règle de déplacement, règle de pose du filet règle de retour sur la toile ou homing dont l'araignée qui ne pose pas de fil aura tendance à retourner à son dernier endroit de pose.

### 4.3. L'auto-organisation dans les systèmes sociaux –comportement humain

Indépendamment des autres systèmes vivants, les humains s'organisent généralement en des sociétés et des organisations avancées qui peuvent servir beaucoup d'objectifs. Le comportement social des humains est typiquement auto-organisé, et il produit des comportements globaux complexes émergents. Dans plusieurs cas, le comportement humain individuel est basé sur l'information locale de petite gamme, et la communication est effectuée par des interactions directes ou indirectes qui produisent des comportements sociaux complexes. Un exemple représentatif d'un phénomène auto-organisé dans les sociétés humaines est celui de la croyance commune, par exemple l'éthique de travail, développée et stimulée par des communications locales telles que le bavardage (Gossip).

#### 4.3.1. Le bavardage (Gossip)

Le bavardage est l'une des activités sociales les plus habituelles. Telle activité entre les gens est généralement employée pour se rapporter à la diffusion imprévisible d'information par discussion informelle entre les contacts ; elle permet l'agrégation d'une information globale à l'intérieur d'une population, à travers un échange et une mise à jour périodique des informations individuelles entre les membres d'un groupe.

En fait, les propriétés des réseaux du bavardage dans les réseaux sociaux peuvent être imitées dans les réseaux informatiques. Jelasiy et autres [Jelasiy, 2005] décrivent un algorithme qui emploie le bavardage comme un protocole pour produire l'agrégation dans les grands réseaux dynamiquement variables. La propagation d'information basée sur le bavardage dans un logiciel et le développement de nouveaux moyens de transmission des informations à travers les réseaux est étudiée comme un mécanisme d'auto-organisation dans la section 5.2.1.

### 4.4. L'auto-organisation dans les systèmes économiques

Nous remarquons que les lois génériques régissent l'auto-organisation dans les systèmes naturels sont dictées par la nature, alors que dans les systèmes économiques, l'auto-organisation est régie par les lois commerciales et du marché. Dans les systèmes commerciaux et économiques, les comportements individuels sont orientés-objectifs, et leur objectif principal est d'augmenter leurs profits. Dans ce cas, la dynamique du système est assurée par l'activité développée pour faire face à des contraintes économiques et commerciales pour atteindre un équilibre global à travers lequel le système peut survivre. Dans ce contexte, différents modèles régissant les opérations commerciales, telles que la gestion, le marketing et les modèles économiques, qui sont basés sur l'auto-organisation ont été développés.

Dans l'approche basée sur le marché, les systèmes sont modélisés le long des lignes d'un certain modèle économique dans lequel les entités participantes agissent à augmenter leur bénéfice ou utilité personnelle. Alors que dans les modèles reliés aux affaires, la concentration a décalé de l'efficacité à la flexibilité et la rapidité d'adaptation, parce qu'avec une économie globale plus en plus complexe, les affaires sont confrontées aux comportements imprévisibles et au changement très rapide [Serugendo, 2011].

La section 5.3 donne une aperçue sur les différents mécanismes d'auto-organisation à base de ces modèles.

## 5. Des mécanismes d'auto-organisation à la construction des systèmes artificiels

Les systèmes d'auto-organisation artificiels sont ceux construits avec des capacités d'auto-organisation imbriquées. Nous observons différentes tendances allant de l'application des modèles d'auto-organisation naturellement inspirés à l'établissement de nouveaux mécanismes et d'infrastructures entièrement artificielles, soutenant des systèmes artificiels d'auto-organisation. Les essais fournissent une grande source d'inspiration avec le mécanisme puissant, à savoir «la stigmergie».

Cette section présente les principaux mécanismes d'auto-organisation utilisés pour construire les systèmes artificiels auto-organisés en tant que nouvelles techniques informatiques, on peut les classer en :

- mécanismes bio-inspirés.
- mécanismes sociaux-inspirés.
- mécanismes éco-inspirés.
- mécanismes entièrement artificiels.

### 5.1. Les mécanismes bio-inspirés

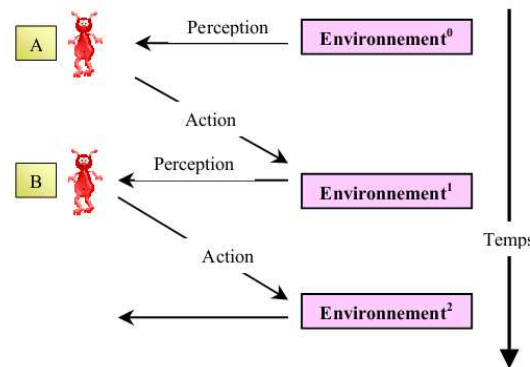
L'article de Mano et al [Mano, 2006] et de [Serugendo, 2004] ont parfaitement résumé les trois principales formes de mécanismes bio-inspirés: la stigmergie, le renforcement et la coopération.

#### 5.1.1. La stigmergie

Ce mécanisme est un principe puissant du «mode d'organisation» dans la nature (déjà vu dans la section 1.3). La stigmergie est un mécanisme de coordination *indirecte* entre les composants (agents ou actions) par l'intermédiaire de l'environnement comme support d'inscription des effets des comportements passés, à influencer les futures. Le principe est qu'une trace laissée par une action dans l'environnement stimule l'accomplissement de l'action suivante, que ce soit par le même composant ou un composant différent. De cette façon, les actions suivantes tendent à se renforcer et bâtir sur l'existant, ce qui conduit à l'émergence spontanée d'une activité d'apparence cohérente et systématique.

Ainsi, un processus stigmergique est une séquence de comportements indirects de stimulus/réponses et contribue à la coordination entre les insectes à travers l'environnement. Supposons par exemple l'existence de deux individus, l'individu A et l'individu B qui observent le même environnement. L'individu 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'individu A et l'individu B et va induire de nouveaux comportements en réaction au nouvel environnement produit. L'individu B va alors décider à partir de ce nouvel environnement d'une nouvelle action qui induira de la même manière de nouveaux comportements [Hamdi, 2008].

Comme la montre la figure 3.10, c'est la réactivité des individus aux variations de l'environnement qui coordonnent leurs actions.



**Figure 3.10.** La stigmergie : communication à travers l'environnement [Hamdi, 2008].

La stigmergie est souvent associée à la flexibilité: lorsque l'environnement change en raison d'une perturbation externe, les insectes réagissent de manière appropriée à cette perturbation, comme s'il s'agissait d'une modification de l'environnement causée par les activités de la colonie.

La stigmergie est la principale caractéristique de l'intelligence en essaim. Les exemples de comportement des insectes sociaux tels que la construction de toile par une certaine d'espèce d'araignées sociales, le rangement des larves et des cadavres chez les fourmis et l'organisation collectivement des cimetières, le déplacement collectif chez les oiseaux et les poissons.....(vus à la section 4.2.1) sont ancrés sur ce mécanisme.

Ces différents exemples ont montré comment la stigmergie peut facilement être opérationnelle en raison de la simplicité des comportements en cause. En effet, elle produit des structures complexes sans avoir besoin de plan, de contrôle ou même de communication directe entre les agents, c'est le processus le plus produit, le plus qui a de la chance de se rencontrer au futur.

Dorigo [Dorigo, 1996] a répliqué le principe de stigmergie du comportement de recherche de nourriture chez les fourmis y compris les pistes de phéromones, pour dériver des algorithmes appliqués à des problèmes d'optimisation combinatoire statiques et dynamiques, à savoir, la métaheuristique « AntColony Optimisation » (ACO) avec des applications sur de nombreux problèmes comme le problème du voyageur de commerce et la conception de systèmes de fourmi en utilisant des agents mobiles avec des applications en plusieurs domaines tels que le routage et l'équilibrage de charge de réseau informatique [Schoonderwoerd, 1997; Dorigo, 1997; Fenet, 1998], la sécurité des réseaux informatiques [Fenet, 2002; Focardi, 2002], le partage d'information dans les systèmes peer to peer [Babaoglu, 2002], etc.

Le regroupement collectif et le comportement de tri des larves et rangement des cadavres chez les fourmis a été étudié en robotique par des simulations et des implémentations réelles [Holland, 1999]. Des robots avec un comportement primitif sont capables d'atteindre une structuration de l'environnement spatial en formant des groupes d'objets similaires via le

mécanisme de stigmergie décrit ci-dessus. Le même principe est appliqué avec succès à la résolution de problème de clustering (classification non supervisée) pour les données [Lumer, 1994] ou la segmentation d'image [Oudfel, 2006].

### 5.1.2. Le renforcement

L'auto-organisation est basée sur la capacité des composants à modifier leur comportement en fonction des renforcements qu'ils subissent. Les principes de ces renforcements sont simples : une *récompense* amplifie le comportement du composant tandis qu'une *punition* réprime son comportement. Par conséquent, l'apprentissage par renforcement est synonyme à l'apprentissage par interaction. Les algorithmes d'apprentissage par renforcement retiennent sélectivement les sorties qui maximisent la récompense reçue au fil du temps. La conséquence est qu'un composant individuel peut adapter ses capacités et on peut observer *la spécialisation des rôles* par exemple.

Les mécanismes de renforcement comme l'augmentation de l'efficacité de la tâche associée aux interactions directes en biologie conduisent à l'organisation sociale, en particulier des *hiérarchies de dominance* [Hemelrijk, 1996]. Par exemple, les hiérarchies de dominances sont obtenues par un modèle simple basé sur le feedback positif. Deux individus entrent dans un concours. Un individu qui gagne ou perd le concours est plus susceptible de gagner ou de perdre des concours ultérieurs. Le mécanisme de renforcement amplifie les petites différences initiales entre les individus.

Dans ces approches, l'auto-organisation est basée sur les capacités de comportements adaptatifs des composants individuels qui sont dépendantes des architectures particulières du composant. Dans ces approches, les composants sélectionnent dynamiquement un nouveau comportement (ou action) en se basant sur le calcul d'une valeur de probabilité qui dépend de l'état courant du composant et de l'état perçu de l'environnement, ainsi que sur la qualité des décisions précédentes d'adaptation, par exemple celles discutées en [Maes, 1994] et [Wolf, 2003]. Autrement dit, des approches d'auto-organisation qui réaffectent des rôles et des responsabilités aux différents nœuds d'organisation sont détaillées dans [Pattison, 1987].

Un exemple typique de cette approche est le modèle des agents adaptatifs décrit dans [Weyns, 2004]. Le modèle se concentre sur l'adaptation dynamique des relations logiques entre différents comportements, représentés par des rôles, un agent peut successivement suivre à partir de son état actuel. Ces relations sont employées pour choisir le nouveau comportement d'agent, quand l'adaptation du comportement doit être faite. Le comportement d'agent est décrit dans un « graphe de comportement ». Un graphe de comportement inclut deux types de nœuds correspondant aux rôles et aux liens. Les nœuds de rôle sont reliés entre eux seulement par l'intermédiaire des nœuds appropriés de lien, qui contiennent des conditions indiquant quand l'agent peut commuter entre les rôles respectifs. Le choix adaptatif du rôle a lieu le temps d'exécution basé sur des facteurs liés aux liens du graphe de comportement. Les facteurs sont des paramètres représentant des propriétés des agents et de leur environnement perçu dont les valeurs peuvent changer dynamiquement pendant l'exécution d'agent.

### 5.1.3. La coopération

La coopération dans les systèmes biologiques complexes [Mano, 2006] se fait à travers quatre principaux types de mécanismes: le parallélisme, la coordination, la spécialisation et le recrutement. Ces mécanismes sont présentés en fonction de la complexité des interactions entre les parties du système biologique.

- le **parallélisme** définit le niveau plus fondamental de la coopération. Lorsque différents éléments du système sont indépendants dans leurs activités, mais partagent un objectif commun, ils forment un système parallèle. La construction du nid de guêpes Polistes [Théraulaz, 1999] est un bon exemple de l'activité parallèle: les guêpes ouvrières sont interchangeables; elles partagent un même objectif qui est la construction de plus grands filets aussi rapidement que possible. L'efficacité d'un tel système dépend essentiellement du nombre d'éléments constitutifs.
- la **coordination** est observable quand au moins deux éléments du système doivent agir ensemble ou simultanément pour effectuer une tâche particulière impossible à réaliser par un seul agent. Lorsque les fourmis armées font des ponts avec leurs organismes pour lisser la piste entre les sources de nourriture et leur nid.
- la **spécialisation** augmente l'hétérogénéité du système biologique, s'adressant à une tâche ou une fonction particulière à certains éléments de ce système. En fait, l'activité du système est améliorée grâce à certains éléments qui soient, deviennent plus efficaces dans un sous-ensemble d'activités qui a été déjà réalisées, ou deviennent en mesure d'effectuer de nouveaux types de tâches. Le meilleur exemple, dans le flux cellulaire [Chandebois, 1999] est la spécialisation des cellules qui au niveau le plus simple favorise une branche de leur activité métabolique à haut débit pour stocker et produire des métabolites à d'autres cellules ou à l'organisme entier.
- le **recrutement** et *l'effet de masse* se produisant dans la recherche de nourriture ou dans l'agrégation de la colonie, présentent un réel intérêt lorsque les comportements collectifs améliorent ceux simples et au-delà des événements de déclenchement que quelques éléments n'auraient pas produits. Cette partie de mécanisme de coopération comprend clairement les mécanismes de renforcement décrits ci-dessus. De nombreux exemples dans la nature illustrent l'effet de masse comme la régulation de la température dans les colonies de manchots ou l'amélioration de la détection des prédateurs dans un troupeau de moutons.

L'auto-organisation concerne toujours plusieurs entités qui agissent, d'un point de vue externe, comme un collectif cohérent. Au-delà de l'auto-organisation, l'auto-organisation coopérative contraint plus précisément le comportement de ces entités afin de rendre leur interaction atteint la plupart du temps un état de coopération. D'un point de vue de l'entité, les trois phases de son fonctionnement sont concernées par la coopération:

- à la phase de la perception du signal reçu par une entité de son environnement ou d'une seconde entité (environnement social) ne doit pas être mal compris ou ambiguë.

- à la phase de traitement, l'information contenue dans le signal ne doit pas être improductive ou sans capacité.
- à la phase d'action, la décision de l'entité (transformation du monde ou même l'envoi de message) ne doit pas être inutile, ou implique une certaine concurrence ou conflit dans son environnement.

C'est le principe de la coopération de base inspirant la théorie AMAS[Gleizes, 1999] où le comportement collectif désiré émerge, et peut toujours se produire comme un résultat de la coopération [Casper, 2003a]. Ce résultat émergent correspond à la *fonctionnalité* fournie du système (la fonction globale), qui est seulement modélisée en utilisant l'émergence; C'est l'approche par émergence évoquée au deuxième chapitre. Aucun agent n'ayant une vue globale des statuts ou objectifs du système et aucun contrôle centralisé. Chaque agent possède la capacité d'auto-organisation, par exemple les capacités de réarranger localement ses interactions avec d'autres agents et l'environnement selon sa connaissance, sa représentation des autres et la tâche individuelle dont il doit résoudre. Ceci permet de réaliser des changements dynamiques de la fonction globale du système sans coder explicitement les modifications au niveau supérieur du système.

L'auto-organisation est fondée sur la possession des agents des capacités pour être « localement coopératifs ». Les capacités de coopération n'impliquent pas que les agents sont toujours serviables ou altruistes, mais ils sont capables de connaître les échecs de coopération appelés les *situations non coopératives* (NCS) (qui correspondent aux exceptions trouvées dans les programmes classiques) et les manipulent. La manipulation locale de NCS maximise les capacités de flexibilité et d'adaptation du système à l'occurrence de situation inattendue due au dynamisme des interactions d'agent et de l'environnement.

## 5.2. Les mécanismes sociaux-inspirés

L'article de Hassas et al[Hassas, 2006] présente les différents mécanismes d'auto-organisation en inspirant du domaine sociologique et économique.

Les mécanismes sociaux-inspirés rassemblent des techniques informatiques qui font usage de métaphores inspirées par des comportements sociaux, présentant l'auto-organisation, l'auto-adaptation et l'auto-maintenance de l'organisation de la société. Le comportement social des humains est typiquement auto-organisé, et il produit des comportements globaux complexes émergents.

La communication entre les humains est effectuée par des interactions locales directes ou indirectes qui produisent des comportements sociétaux complexes.

### 5.2.1. Le mécanisme de bavardage

Ce mécanisme permet l'agrégation d'une information globale à l'intérieur d'une population, à travers un échange et mise à jour périodique des informations individuelles entre les membres d'un groupe. Le voisinage ainsi que le niveau de précision des informations échangées jouent un rôle important sur la nature de l'apprentissage social qui se produit de cette façon. Les propriétés des réseaux du bavardage dans les réseaux sociaux peuvent être imitées dans les

réseaux informatiques. Jelasiy et al [Jelasiy, 2005] décrivent un algorithme qui emploie le bavardage comme un protocole pour produire l'agrégation dans les grands réseaux dynamiquement variables. Un tel modèle basé sur le bavardage est focalisé sur des nœuds dans un réseau pouvant détecter et se connecter à leurs voisins par un certain réseau sous-jacent, mais sans qu'il soit besoin d'un nœud qui a une connaissance globale du réseau sous-jacent. Une fois après avoir établi un lien avec un voisin, un nœud peut échanger des informations avec lui, et si ce processus est répété plusieurs fois à travers beaucoup de liens dans tout le réseau, en plusieurs itérations, il permet l'émergence de diffusion d'informations et peut également faciliter d'autres propriétés utiles comme l'agrégation des nœuds similaires.

### 5.3. Les mécanismes éco-inspirés

Comme déjà vu ci-dessus, les modèles économiques, qui sont basés sur l'auto-organisation ont été développés grâce aux deux modèles : basé sur le marché et relié aux affaires.

Les paramètres du système économique sont modélisés d'une manière similaire à des variables macro-économiques telle que la croissance économique. Les paramètres des entités individuelles correspondent aux paramètres micro-économiques. Le point-clé de ces systèmes est de sélectionner les valeurs de paramètre appropriées au niveau micro et des règles d'interaction du marché de sorte que les objectifs désirés du système, locaux et globaux, soient atteints.

La destruction créatrice est un terme inventé par Schumpeter [Schumpeter, 2002] pour désigner un « processus de mutation industrielle qui révolutionne incessamment la structure économique de l'intérieur, détruisant incessamment l'ancien, créant incessamment un nouvel ». Selon ce point de vue un système économique doit détruire les entreprises moins efficaces afin de faire de la place pour de nouveaux débutants, probablement plus efficaces. Un exemple représentatif de la destruction créatrice est l'évolution de l'industrie d'ordinateur personnel qui sous la direction de Microsoft et Intel a détruit beaucoup de compagnies informatiques centrales; cependant, en même temps l'une des réalisations technologiques les plus importants de ce siècle a été créée.

### 5.4. Les mécanismes entièrement artificiels (basés sur une architecture générique)

Une classe particulière des mécanismes d'auto-organisation est basée sur des architectures de référence ou des méta-modèles de l'organisation des agents qui sont instanciés et plus tard ont dynamiquement modifié si nécessaire selon les conditions de l'application particulière [Serugendo, 2006]. Des exemples des approches basées sur des méta-modèles et la réflexion architecturale sont présentés dans [Dowling, 2001] et [Razavi, 2005]. Dans de telles approches, l'organisation d'architecture courante du système est décrite comme une configuration particulière d'un méta-modèle architectural générique qui fournit des composants architecturaux et leurs caractéristiques et également un ensemble associé de contraintes architecturales qui définissent comment et quand reconfigure sans risquer l'architecture du logiciel.

La configuration de méta-modèle peut être inspectée et modifiée au temps d'exécution. Les modifications d'architecture de méta-modèle sont le résultat dans les modifications de l'architecture du logiciel elle-même, donc l'architecture est réfléchissante. De telles modifications dynamiques peuvent avoir lieu soit automatiquement, comme dans le cas dans [Dowling, 2001], ou après l'intervention d'utilisateur comme est fait dans [Razavi, 2005]. La technique commune pour représenter de telle architecture méta-modèle est comme un graphe de configuration typée et dirigée.

L'un des exemples des architectures de référence est l'architecture de médiateur proposée par Maturana et Norrie [Maturana, 1996] qui est basée sur le modèle hiérarchie holonique. Un aspect commun pour ces architectures est leur capacité d'impliquer des caractéristiques pour lequel l'organisation de base des agents est inspirée de l'organisation holonique. Par exemple, l'architecture de référence de médiateur est basée sur le type d'agent médiateur. Quand les agents sont organisés selon une métaphore holonique, ils participent à la formation des structures holoniques. L'auto-organisation dans ce cas, consiste à l'altération entre les niveaux de la hiérarchie holonique suivant les perturbations provenant de l'environnement d'agent en utilisant une technique de prise de décision connue telle que le raisonnement flou-évolutionnaire [Ulieru, 2002].

## 6. Vers une approche prometteuse pour la résolution de problème

Ce chapitre et le précédent nous ont permis d'avoir un aperçu des différentes propriétés et mécanismes caractérisant à la fois l'émergence et l'auto-organisation. Nous allons mettre ici l'accent sur leurs similarités ainsi que leurs différences. Moins d'auteurs distinguent ces deux types de phénomènes [Wolf, 2004], [Fromm, 2005].

La combinaison de deux phénomènes se produit souvent dans les systèmes dynamiques. Alors que chacun souligne des propriétés différentes d'un système. Les deux phénomènes peuvent exister séparément. La combinaison de l'émergence et de l'auto-organisation est une approche prometteuse dans les systèmes complexes.

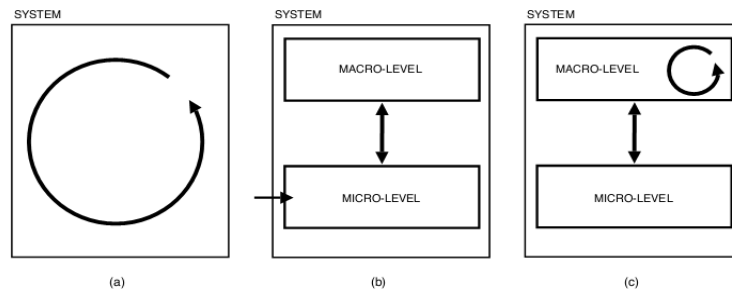
### 6.1. Similarités

La principale similarité est que l'émergence et l'auto-organisation sont deux processus dynamiques survenus dans le temps. C'est à partir de cette dynamique que les phénomènes émergents présentent des fonctions nouvelles issues des interactions entre les éléments. Dans le cas de l'auto-organisation, nous avons la création d'ordre et de structure se formant au cours du temps.

L'autre caractéristique commune est la robustesse que chacun exprime d'une certaine manière. Dans le cas de l'émergence, la robustesse s'exprime sous la forme d'une flexibilité, c'est-à-dire que l'incapacité d'un élément n'aura pas comme conséquence un arrêt de la propriété émergente. La robustesse, pour les phénomènes d'auto-organisation, s'exprime plutôt sous la forme de l'adaptabilité, c'est-à-dire que le système peut se modifier lors de la survenue d'un élément perturbateur.

## 6.2. Différences

Les différences entre les deux phénomènes se distinguent dès lors qu'un des deux phénomènes se produit sans l'autre.



**Figure 3.11.** Différent cas possible d'auto-organisation et d'émergence: (a) auto-organisation sans émergence; (b) émergence sans auto-organisation; (c) combinaison d'émergence et auto-organisation [Wolf, 2004].

### 6.2.1. Auto-organisations sans présence de l'émergence

La figure 3.11, montre une idée sur la différence entre l'émergence et l'auto-organisation. Dans 3.11(a), le système auto-organisé est représenté sans les effets micro-macro. Ce cas se présente lorsque le système génère, sans contrôle central, une forme d'organisation à partir de la dynamique des éléments. La flèche circulaire représente une organisation interne du processus. Cette organisation ne présente pas de propriété émergente, c'est-à-dire qu'il n'y a pas présence de nouvelle fonction.

Les propriétés spécifiques d'émergence et qui ne sont pas nécessaires pour un processus auto-organisé sont: la nouveauté, les effets micro-macro, la flexibilité des entités, et le contrôle décentralisé. Si l'une des propriétés est manquante il n'y aura pas d'émergence.

Certains types de systèmes multi-agents, appelés « SMA Classique » dans [Parunak, 2004] est un système auto-organisé, il est autonome et maintient un ordre croissant à travers les interactions. Un comportement émergent n'est pas nécessaire pour un tel système. En effet lorsque chaque agent possède un modèle du comportement global ou de la tâche à réaliser, ce comportement est explicitement présent dans les parties du système et par conséquent, il n'y a pas de nouveauté.

Un système sans contrôle décentralisé, c'est-à-dire un seul agent contrôlant le comportement global du système, aura besoin d'un plan pour contrôler le système. Le processus d'auto-organisation peut re-élire les agents de contrôle lorsque les autres agents sont devenus incapables pour mener à terme la tâche (notion d'auto-organisation faible, dans la section 2.5). Mais il n'y a pas de nouveauté radicale.

Une autre propriété importante du système émergent est « la dégradation gracieuse », qui dépend de la flexibilité des entités. Une entité prise individuellement n'est pas essentielle pour

le fonctionnement du système entier. Un système auto-organisé, pour lequel chaque entité est essentielle ne pourra pas être élu comme émergent.

### 6.2.2.Émergence sans présence de l'auto-organisation

Il est possible qu'un système présente une nouveauté radicale ainsi qu'un effet micro-macro sans qu'il y ait la présence visible d'une organisation. La figure 3.11(b) illustre une telle situation. Les caractéristiques essentielles ici sont l'incrémentation de l'ordre, l'absence de contrôle externe et l'adaptabilité

Par exemple dans la physique, la thermodynamique peut émerger de la mécanique statistique dans un système stationnaire (non auto-organisé)[Shalizi, 2001]. Selon le point de vue de Wolf dans [Wolf, 2004], l'ordre dans un processus stationnaire est invariant, il n'y a pas d'incrémentation d'ordre. Considère qu'un gaz réparti sur un espace de certains volumes. Ce volume constitue une propriété émergente, résultante de l'interaction (c'est-à-dire attraction et répulsion) entre les particules. Cependant, un tel gaz est en état stationnaire. La complexité statistique reste inchangée dans le temps, c'est-à-dire que les particules peuvent changer de places mais la totalité de la structure reste la même. Dans ce cas nous sommes en face d'un système, dont les conditions initiales sont suffisantes pour exhiber une propriété émergente.

Quant à l'adaptation, elle fait référence à la nécessité d'avoir un équilibre dans la sélection d'un comportement spécifique des comportements divers. Foukia et al [Foukia, 2003] ont formalisé celui-ci en terme d'un «équilibre entre l'exploration et l'exploitation». Le système peut exhiber des comportements chaotiques (une large variété de comportements et constamment passer d'un à l'autre), qui émergent à travers les interactions des éléments du niveau micro, et par le fait de considérer le choix entre divers comportements. En d'autre terme, le système ne s'auto-organise pas seul pour promouvoir la fonction spécifique mais il a toujours la tendance à passer entre les divers comportements.

### 6.3.Approche Prometteuse : combinaison entre les deux phénomènes

Dans le plus part des systèmes considérés dans la littérature, l'émergence et l'auto-organisation se produisent ensemble. Dans un système complexe il est nécessaire de garder les entités relativement simples, pour des raisons de simplicité (exemple pour l'évolutivité). L'auto-organisation exige une incrémentation d'ordre qui favorise une certaine fonction ou une propriété. Un individu simple ne peut pas diriger seul le système, et le comportement global cohérent doit émerger des interactions entre les individus.

Dans l'autre sens, un système complexe peut aussi requérir la production de comportement émergent. En raison de la complexité, il est impossible d'imposer une structure initiale au tel système qui permet la production d'une propriété émergente. La seule possibilité pour y avoir un comportement cohérent au niveau macro, est de laisser le comportement se produire et s'organiser d'une manière autonome, c'est-à-dire s'auto-organise. Ainsi, le fait de combiner les deux phénomènes est une approche riche pour la production des comportements complexes désirés.

Combiné l'auto-organisation et l'émergence dans un seul système impose le fait de savoir comment les deux phénomènes sont-ils liés l'un à l'autre ? Pour cela différentes pistes ont été considérées.

La première piste considère **l'auto-organisation comme étant une cause et l'émergence sera le résultat d'un processus auto-organisé**[Goldstein, 1999; Camazine, 2001], combinés d'une manière préprogrammée ou sélective vers des comportements émergents [Kaufman, 1993]. Ainsi, les interactions entre les individus, représentent le processus d'auto-organisation. L'auto-organisation est située dans le niveau micro du processus émergent.

La deuxième piste considère **l'auto-organisation comme étant un effet**. L'émergence d'un comportement se produit dans le processus d'auto-organisation. Ainsi **l'auto-organisation est une propriété émergente**, dans ce cas l'auto-organisation se produit au niveau macro, comme la montre la figure 3.11(c). Ce dernier point de vue est montré comme étant un résultat caractérisant l'auto-organisation, c'est-à-dire un besoin dans l'incrémentation d'ordre. Dans le niveau micro la dynamique est toujours très compliquée et désordonnée. L'incrémentation dans l'ordre peut se produire à l'intérieur de niveau global. Dans ce cas l'émergence devient de plus en plus organisée. Shalizi exprime ce point de vue par «l'auto-organisation implique une croissance dans la complexité, tandis que l'émergence la réduisait» [Shalizi, 2001].

La non-linéarité permet des effets secondaires au niveau macro. Cette non-linéarité est souvent accomplie à travers le feedback qui permet d'amplifier le changement initial. Le résultat de la première amplification déclenche encore un feedback positif, qui permet d'amplifier l'effet de changement. Après un moment, un nombre de composante s'aligne avec la configuration et la configuration s'arrête de s'augmenter, et le système a épuisé ces ressources disponibles. Cet alignement est souvent une propriété émergente pour le système. Dans ce cas l'émergence est auto-organisée.

### Conclusion

L'utilisation du concept d'émergence et des mécanismes permettant l'auto-organisation combinés dans un système est une approche prometteuse dans les systèmes complexes, afin que celui-ci effectue de la résolution de problèmes au sens large, pose effectivement un cadre spécifique qui oblige le concepteur à (et lui permet de) se conformer à des règles, même si celles-ci, peuvent s'avérer relativement floues.

Les mécanismes basés sur la stigmergie ont beaucoup d'avantages. Premièrement, ils permettent la réutilisabilité accrue, puisqu'ils rendent possible de réutiliser les forces des mécanismes connus d'auto-organisation de la biologie pour établir le logiciel d'auto-organisation. Deuxièmement, une fois la modélisation et l'expérimentation pour les buts du calibrage ont été effectuées, les modèles de simulation peuvent servir de base à l'implémentation réelle, réduire de ce fait le temps de développement et les ressources exigés et par conséquent facilite le développement. En outre, il est tout à fait facile mettre en application les comportements locaux simples qu'ils sont basés dessus, ayant pour résultat

le plus grand facilité de la programmation. Les capacités de multi-solutions de ces mécanismes sont l'une de leurs forces, puisqu'elles augmentent leur robustesse. En outre, bien que les solutions sous-optimales sont plus favorables à se produire, l'efficacité de ces mécanismes est relativement haute comparée à leur coût bas de développement.

Lastigmergie est la principale caractéristique de l'intelligence en essaim (chapitre 1). Cette approche constitue une révolution dans la manière de traiter la résolution de problèmes complexes. Le chapitre suivant montre l'efficacité d'application de cette approche pour la résolution du problème de segmentation d'image par classification. À partir des comportements sous-jacents d'intelligence collective d'une colonie d'insectes et le principe de stigmergie, une solution globale n'est pas programmée explicitement au niveau individuel mais émerge de l'enchaînement d'un grand nombre d'interactions élémentaires entre les individus et entre les individus et l'environnement.

---

# Chapitre IV

## La contribution Swarm Intelligence à la segmentation d'image couleur par classification

---

image est plus éloquente que des milliers de mots"

"Une

**Segmentation** : Action de segmenter, de partitionner, de découper. Ensemble des premières divisions cellulaires qui subissent l'œuf fécondé. Action de déterminer des groupes homogènes de clients selon des comportements d'achat. Découpage d'une image numérique en un ensemble de primitives-- Dictionnaire Hachette.

### Introduction

Nous présentons dans ce chapitre, le contexte du problème que nous voulons démontrer l'efficacité de l'approche émergente auto-organisée. À partir des comportements sous-jacents d'intelligence collective d'une colonie d'insectes autonomes non intelligents et le principe de stigmergie, capable de s'auto-organiser pour créer un comportement global complexe et faire émerger collectivement une segmentation optimale de l'image par l'intermédiaire des interactions qu'ils entretiennent avec leur environnement.

Dans un premier lieu, nous passons en revue les principales caractéristiques de l'approche intelligence en essaim et montrons comment elle a prouvé son efficacité pour les problèmes dits complexes. Ensuite nous rappelons brièvement quelques notions attachées à la segmentation d'image. Le problème de segmentation était par sa nature un problème complexe difficile à résoudre. Notre travail est consacré aux méthodes de segmentation par classification automatique (clustering). En effet, nous décrivons d'une manière détaillée le problème de clustering et les principaux modèles d'intelligence en essaim en tant que modèle artificiel d'un système auto-organisé et émergent pour résoudre tel problème.

#### 1. Intelligence en essaim (Swarm Intelligence)

La première utilisation et la première définition du terme « Intelligence en Essaim » ou en anglais « Swarm Intelligence (SI) » remontent à l'article de Beni et Wang [Beni, 1989] intitulé « Swarm intelligence in cellular robotics systems ». Beni a proposé la définition suivante: *Swarm Intelligence est une propriété de systèmes de robots non intelligents présentant un comportement collectivement intelligent.* Cet article fondateur du concept proposait une alternative à l'expression de robotique cellulaire pour décrire un groupe de robots coopérant pour accomplir une tâche ou résoudre un problème.

En 1999, Éric Bonabeau, Marco Dorigo et Guy Théraulaz ont proposé, dans leur livre intitulé « Swarm intelligence », cette définition plus générale: *toute tentative de concevoir des algorithmes ou des dispositifs de résolution de problèmes distribués inspirés du comportement collectif des colonies d'insectes sociaux et autres sociétés animales.*

L'intelligence en essaim est un paradigme d'intelligence artificielle basé sur l'étude de comportement émergent dans des systèmes auto-organisés décentralisés. Les méthodes SI visent à imiter un comportement collectif et l'appliquer à la résolution des problèmes complexes. Dans celle-ci, la solution globale n'est pas programmée explicitement au niveau individuel mais émerge de l'enchaînement d'un grand nombre d'interactions élémentaires entre individus ou entre individus et environnement: on peut parler alors d'intelligence collective à partir d'une simplicité individuelle.

Par conséquent, cette approche constitue une révolution plus qu'une évolution dans la manière de traiter la résolution de problèmes, puisqu'il y a changement de paradigme qui modifie profondément la manière de penser et d'utiliser l'intelligence, elle fournit des solutions dont les caractéristiques essentielles sont d'un système émergent auto-organisé (chapitre 2 et 3):

- **dynamique:** le système s'organise en fonction de son contexte courant, et il est capable de s'adapter continuellement aux variations de celui-ci. Pour cela, ces structures sont flexibles.
- **décentralisé:** on n'a pas besoin d'une entité centralisatrice dictant ce que doit faire chaque individu, on s'affranchit des problèmes de goulot d'étranglement, de construction, de maintenance d'une représentation globale ainsi que des problèmes de dysfonctionnement de cette entité centralisatrice.
- **simple:** le modèle individuel est relativement simple et nécessite des efforts de conception moindre.
- **robuste:** le groupe continue à fonctionner même si certains individus échouent à accomplir leurs tâches.

Dans ce qui suit, nous présentons le contexte du problème que nous voulons démontrer l'efficacité de l'approche émergente auto-organisée, à savoir la segmentation d'image en niveau de gris par clustering.

### 2. La segmentation d'image

La richesse et la qualité des informations fournies par le système visuel humain ont depuis très longtemps suscité l'intérêt des chercheurs. L'idée du paradigme «vision artificielle» est de doter les machines, d'un système visuel artificiel leur permettant à partir d'images, de simuler des tâches complexes de perception et d'interprétation naturellement et facilement effectuées par un être humain.

La segmentation d'image constitue le cœur de tout système de vision artificielle, et une étape importante dans le processus d'analyse des images [Cheng, 2001]. Elle a pour objectif de fournir une description des objets contenus dans l'image par l'extraction de différents indices visuels tels que les contours, les objets, les régions homogènes, les objets 3D. Ces indices visuels représentent des phénomènes photométriques et/ou géométriques présents dans l'image. Ils seront exploités ensuite par les traitements placés en aval pour une description symbolique de la scène permettant une interprétation et éventuellement une prise de décision.

La segmentation peut être basée directement sur le niveau de gris ou la couleur de chaque pixel ou bien sur un attribut estimé dans le voisinage du pixel, tel que la valeur moyenne, la variance ou des paramètres de texture plus complexe. La phase de segmentation d'image n'est pas considérée comme un but en soi [Zhang, 1997], mais dépend fortement aussi bien du type de traitement fixé par l'utilisateur sur les objets présents dans l'image, que de la nature de l'image (présence de bruits, présence de zones texturées, contours flous...), ainsi des primitives que l'on cherche à extraire de l'image et qui dépendent des opérations situées en aval de la segmentation (localisation, calcul 3D, reconnaissance de formes, interprétation).

Ces aspects, ainsi que les contraintes d'exploitation (complexité algorithmique, aspect temps réel), justifient la multiplicité des techniques développées dans le domaine de la segmentation d'image. Jusqu'à ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de segmentation.

Toute technique n'est efficace que pour un type d'image donné, pour un type d'application donné, et dans un contexte informatique donné. En raison de ces contraintes, diverses stratégies de segmentation ont été proposées dans la littérature.

### 2.1. Les méthodes de segmentation par classification

Les méthodes de segmentation existantes sont nombreuses mais elles sont généralement regroupées en trois principales approches qui sont: l'approche *contour*, l'approche *région* et l'approche *classification* [Tseng, 2001 ; Turi, 2001].

Les méthodes de l'approche contour consistent à identifier les discontinuités du niveau de gris qui séparent les régions. Les méthodes de l'approche région cherchent à regrouper des pixels qui présentent une similarité et une uniformité en niveau de gris. Ces deux approches sont duales l'une de l'autre: une région homogène définit un contour, alors qu'un contour fermé délimite une région homogène. Cependant elles mènent à des algorithmes différents et ne donnent pas les mêmes résultats.

Les méthodes de segmentation par classification, notre problème à traiter, sont issues du domaine de classification des données multidimensionnelles. Elles définissent une partition de l'image en un ensemble de classes telle que chaque classe rassemble des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques (souvent réduit au niveau du gris ou la couleur) aussi similaires que possibles et que les classes soient aussi distinctes que possibles les unes des autres [Jain, 1999]. Généralement, ces méthodes de segmentation ne prennent pas en compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques utilisé. Elles identifient les classes de pixels présentées dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image mais partageant les mêmes propriétés statistiques. Une segmentation en région n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée.

Formellement, une segmentation d'une image  $I$  en  $NC$  classes  $C_i$  composées chacune de régions  $R_{C_i}$  est défini comme suit :

$$I = \cup_i C_i (4.1)$$

$$C_i = \cup_K R_{C_i}^k, \forall i (4.2)$$

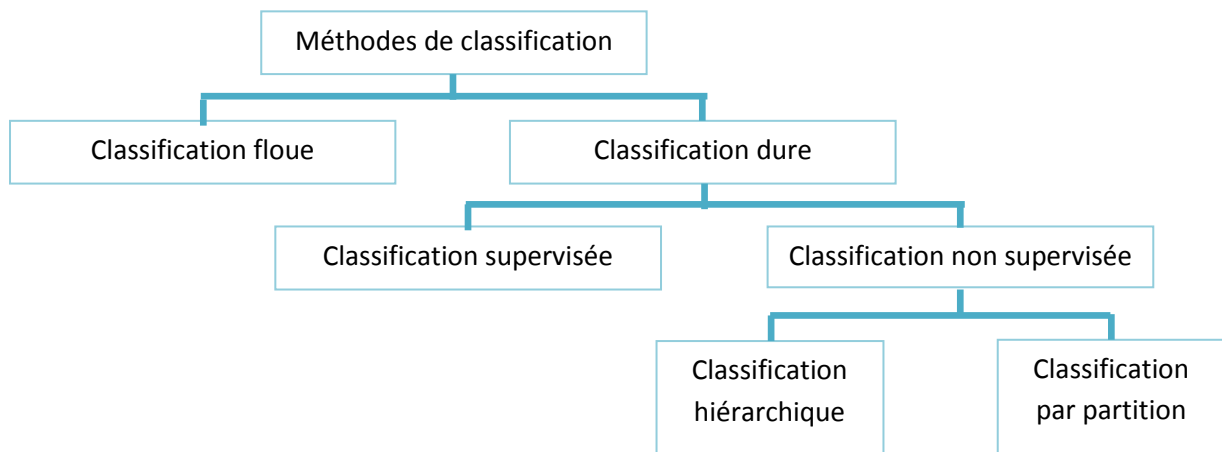
$$C_i \neq \emptyset \forall i \quad \text{et} \quad C_i \cap C_j = \emptyset \forall i \neq j (4.3)$$

Il n'existe pas une méthode de classification qui peut s'appliquer à tout type d'image et qui peut fournir un partitionnement optimal et le plus naturel possible. Ce qui explique la grande diversité de méthodes de classification qui existe dans la littérature. Le choix d'une

méthode est déterminé par différents facteurs tels que le nombre de classes attendues, la forme des classes extraites ou encore le chevauchement ou non des classes [Jain, 2000].

### 2.2. Taxonomie des méthodes de classification

Il est possible de regrouper les méthodes de classification sous la forme d'une hiérarchie de méthodes, appelée *taxonomie*. Nous présentons ci-après la taxonomie inspirée de celle de Jain et al dans [Jain, 1988 ; 1999] (figure 4.1).



**Figure 4.1.** Taxonomie de la classification inspirée de celle de Jain et al [Jain, 1999].

Les méthodes de classification peuvent être divisées en méthodes *dures* et méthodes *floues*. Dans une méthode de classification dure, un pixel ne peut être affecté qu'à une seule classe dans une partition de l'image. Dans une méthode de classification floue, on affecte au pixel un degré d'appartenance pour chacune des classes de la partition qui indique la probabilité que le pixel y appartienne. La classe finale du pixel sera celle pour laquelle son degré d'appartenance est le plus élevé.

Dans la *classification supervisée*, le nombre de classes est connu et on dispose d'un ensemble de pixels déjà étiquetés, servant d'ensemble d'apprentissage. Il s'agit alors de pouvoir associer chaque nouveau pixel à la classe la plus adaptée en se servant des pixels déjà étiquetés. Dans la *classification non supervisée (clustering)*, aucune information sur le nombre et le contenu des classes possible n'est fournie. L'objectif est alors de pouvoir regrouper automatiquement des pixels considérés similaires dans une même classe. Dans ce cas, il s'agira de définir une fonction de similarité entre les pixels qui sera maximum entre les pixels d'une même classe et minimum avec ceux des autres classes.

Les méthodes *hiérarchiques* produisent une hiérarchie de classes, telle que plus on descend dans la hiérarchie plus on trouve des classes homogènes. À l'opposé, les méthodes de *partitionnement* déterminent une seule partition.

Les méthodes de classification se différencient par la fonction de distance utilisée pour regrouper les pixels de l'image en des classes, la *fonction objective* utilisée pour évaluer la qualité de la classification obtenue et par la stratégie de regroupement et de parcours de

l'espace des classes possibles. Le processus de classification implique l'exécution des tâches suivantes [Jain, 1988]:

- 1- La représentation des données de la classification (inclut l'extraction des attributs des pixels servant à la classification telle que le niveau de gris, les paramètres de texture, la couleur, etc).
- 2- La définition d'une distance de similarité entre les pixels (exemple distance euclidienne entre les niveaux de gris des pixels).
- 3- Le regroupement des pixels en des classes.
- 4- L'évaluation de la classification obtenue.

La stratégie de regroupement peut être :

- **Ascendante/Descendante** : la méthode *ascendante* démarre avec un nombre de classes important (peut être égale au nombre de pixels de l'image) puis réduira ce nombre en fusionnant selon un processus récursif les classes proches jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit vérifié. À l'inverse, la méthode *descendante* part d'une seule classe regroupant tous les pixels qu'elle divisera successivement en de nouvelles classes tant qu'un critère d'arrêt est vérifié.
- **Déterministe/Stochastique**: cette propriété concerne en particulier les méthodes de classification par partitionnement qui tentent d'optimiser la fonction objective mesurant la qualité de la partition obtenue. Cette optimisation peut être accomplie en utilisant des techniques traditionnelles ou à travers une recherche aléatoire de l'espace de solutions contenant tous les étiquetages possibles.

### 2.3. Le problème de clustering

Le problème de clustering peut s'exprimer comme suit: étant donné une image de N pixels, on cherche à regrouper ces pixels en K classes de telle sorte que les pixels d'une même classe soient plus proches entre eux en terme d'un (ou plusieurs) critère, qu'avec les pixels des autres classes. Il a été montré dans [Ostrovsky, 2000 ; Leung, 2000] que c'est un problème d'optimisation NP-difficile. Pour trouver la partition qui minimise au mieux le critère de partitionnement, il faut énumérer toutes les partitions possibles de N pixels en K classes et choisir parmi elles, celle pour qui ce critère est minimal. Le nombre des partitions possibles noté  $S(N, K)$  est donné par la formule suivante [Jain, 1988]:

$$S(N, K) = \frac{1}{K!} \sum_{i=1}^K (-1)^{K-i} \binom{K}{i} i^N \quad (4.4)$$

On peut se rendre compte que pour un nombre de classes et de pixels même très réduit, le nombre de combinaisons explose considérablement. Il n'est pas possible alors d'énumérer complètement les partitions de l'image pour déterminer exactement la valeur optimale du

critère de partitionnement. Une solution possible est d'utiliser des heuristiques qui permettent de calculer une valeur approchée de la valeur optimale.

La plupart des heuristiques de partitionnement minimisent l'inertie intraclasse  $I_{intra}$  de la partition, ou bien maximisent l'inertie interclasse  $I_{inter}$  de la partition, ou bien l'inertie totale  $I$  définie comme suit :

$$I = I_{intra} + I_{inter} \quad (4.5)$$

$$I_{intra} = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{|C_j|} d^2(x_i^j, u_j) \quad (4.6)$$

$$I_{inter} = \sum_{j=1}^K |C_j| d^2(u_j, u) \quad (4.7)$$

Avec :

$x_i^j$  est le vecteur de caractéristiques du  $i$ ème pixel de la classe  $C_j$ .

$u_j$  est le vecteur de caractéristiques moyen de la classe  $C_j$ .

$|C_j|$  est la taille de la classe  $C_j$ .

$u$  est le vecteur de caractéristiques moyen de l'image à segmenter.

$d(.)$  est une mesure de distance, la plus connue est la distance euclidienne.

Si le vecteur de caractéristiques est réduit à l'information niveau de gris alors  $x_i^j, u_j$  et  $u$  représentent respectivement: le niveau de gris du  $i$ ème pixel de la classe  $C_j$ , le niveau de gris moyen de la classe  $C_j$  et le niveau de gris moyen de l'image à segmenter.

Les méthodes de classification par partitionnement sont fondées sur un processus itératif qui converge vers une partition qui optimise un critère prédéfini [Hamerly, 2002]. Le nombre de classes est spécifié a priori ou bien déterminé comme une partie de la méthode. Clustering avec des algorithmes basés essaim émerge comme une alternative à d'autres méthodes de classification classiques, tels que la classification hiérarchique et KMEANS.

### 3. Les méthodes de clustering basées essaim

Comme déjà vu (chapitre 3, section 4.2) l'algorithme de clustering est un phénomène émergent : le comportement de tri et de clustering a été observé dans les colonies de fourmis et d'autres insectes sociaux sous deux formes différentes: la formation d'un cimetière chez *Messor sancta* et le tri des larves [Bonabeau, 1999] chez *Leptothorax unifasciatus*. Ce phénomène peut s'illustrer également dans le système auto-organisé emprunté aux comportements de déplacements collectifs de certains animaux et aux sociétés d'insectes où une multitude d'individus agissant en parallèle et de manière simultanée à partir des règles simples peut faire émerger des groupes d'individus homogènes.

### 3.1. Clustering basé fourmis

Clustering basé fourmi est le plus largement utilisé des algorithmes de clustering basé essaim. Handl et Meyer [Handl, 2007] ont classé généralement ces algorithmes en deux groupes principaux. Le premier groupe de méthodes imite directement le comportement de clustering observé en véritables colonies de fourmis. Le deuxième groupe est moins directement inspiré de la nature: la tâche de clustering est reformulée comme une tâche d'optimisation et le but général d'heuristique d'optimisation basée fourmis ACO est utilisée pour trouver de bon ou quasi-optimal clustering.

#### 3.1.1. Directement imité du comportement de clustering observé en véritables colonies de fourmis

Lumer et Faieta [Lumer, 1994] ont proposé un algorithme de base de clustering basé fourmis de données (montré dans l'algorithme 4.1), qui imite de près le comportement des fourmis décrit dans [Deneubourg, 1990]. Leur méthode associe une position sur une grille toroïdale avec chacun des différents éléments de données à regrouper. Les positions de ces éléments, ainsi que celles des agents (les fourmis) qui les déplacent, sont initialisées de manière aléatoire (lignes 1 et 2).

Par la suite, la phase de clustering et de tri commence: c'est une boucle simple, dans laquelle un agent (fourmi) est choisi au hasard (ligne 4) et effectue une étape d'une taille de pas donnée sur la grille (ligne 5). S'il ramasse actuellement un élément de données et est placé à une position vide de la grille, il décide d'une façon probabiliste, s'il dépose l'élément à cette position actuelle (Lignes 6-14). Si l'agent n'est pas chargé d'un élément de données, mais il est arrivé à une position occupée de la grille par un élément de données, il décide d'une façon probabiliste de ramasser cet élément (lignes 15-21).

Les deux décisions de ramasser et de déposer exigeant l'évaluation de  $f(i)$ , qui fournit des informations sur la similitude et de la densité des éléments dans le voisinage local de la fourmi. Après un nombre prédéfini d'itérations, l'algorithme se termine, et la sortie est une intégration spéciale des éléments sur la grille toroïdale. Les probabilités de ramasser et déposer, compte tenu de la position de la grille et un élément de données particulier  $i$ , sont calculées à l'aide des fonctions de densité [Deneubourg, 1990 ; Lumer, 1994]:

$$P_R(i) = \left( \frac{k_1}{k_1 + f(i)} \right)^2 \quad (4.8)$$

$$P_D(i) = \left( \frac{f(i)}{k_2 + f(i)} \right)^2 \quad (4.9)$$

Où  $k_1$  and  $k_2$  sont constants, et  $f$  est la fonction de voisinage:

$$f(i) = \max \left( 0, \frac{1}{s^2} \sum_{j \in L} \left( 1 - \frac{d(i,j)}{\alpha} \right) \right) \quad (4.10)$$

Où  $d(i, j) \in [0,1]$  est une mesure de dissimilarité entre les points  $i$  et  $j$ ,  $\alpha \in [0,1]$  est un paramètre d'évolutivité dépendant de données, et  $s^2$  est la taille de voisinage local  $L$ .

Le principe fondamental qui rend cela possible est la stigmergie: une boucle de feedback positif par la modification de l'environnement. Chaque région qui a une concentration d'un certain type de données, attire les éléments de données similaires car ils sont plus susceptibles d'être déposés dans cette région. Ces nouveaux éléments, à leur tour augmentent la polarisation de la région vers les éléments du même type. Ainsi, toute petite fluctuation aléatoire initiale de la distribution spatiale sera amplifiée et provoquer l'environnement à former en des régions désignées qui attirent les différents types d'éléments.

```
1- Placer aléatoirement les N objets  $o_1, \dots, o_N$  sur la grille G
2- Placer aléatoirement les A fourmis  $a_1, \dots, a_A$  sur la grille G
3- Pour T=1 à Tmax Faire
4-   Pour toute fourmi  $a_j \in \{a_1, \dots, a_A\}$  Faire
5-     La fourmi  $a_j$  déplace aléatoirement entre les cases de la grille
6-     l := est ce que la fourmi  $a_j$  ramasse-t-elle un élément?
7-     e := si la case de la grille où se trouve la fourmi  $a_j$  est occupée par un élément
8-     Si (l = true ) et (e = false) Alors
9-       i := élément ramassé par la fourmi  $a_j$ 
10-      Déposer := (random ()  $\leq P_D (i)$ ) // voir équations (4.10) et (4.9)
11-      Si Déposer = true Alors
12-        La fourmi  $a_j$  dépose l'élément i dans la position courante
13-      Fin Si
14-    Fin Si
15-  Si (l = false ) et (e = true) Alors
16-    i := élément à la position de la fourmi  $a_j$ 
17-    Ramasser := (random ()  $\leq P_R (i)$ ) // voir équations (4.10) et (4.8)
18-    Si Ramasser = true Alors
19-      La fourmi  $a_j$  ramasse l'élément i de la position courante
20-    Fin Si
21-  Fin Si
22- Fin Pour
```

**Algorithme 4.1.** Clustering basé fourmie de base [Lumer, 1994].

Plusieurs auteurs ont introduit plus tard des extensions et des modifications de cet algorithme pour améliorer sa performance (ainsi que notre approche proposée dans le dernier chapitre).

Monmarché proposa un nouvel algorithme de classification AntClass [Monmarché, 1999a ; 1999b] en se basant sur les travaux de [Lumer, 1994]. AntClass utilise une colonie de fourmis artificielles qui se déplacent sur une grille toroïdale carrée afin d'éviter les effets de bord. *La taille de la grille est calculée automatiquement en fonction de la taille des objets à classer.* Chaque fourmi a la capacité de *transporter plusieurs objets à la fois* et de placer un tas d'objets sur une seule case de la grille. La localisation et l'extraction des classes sont plus faciles et plus fiables que dans le modèle [Lumer, 1994]. Cette façon de procéder permet une extraction plus facile et plus des classes. De plus, AntClass est une hybridation de l'algorithme stochastique de fourmis et de l'algorithme déterministe de classification KMEANS afin d'accélérer la convergence vers une partition stable. Les fourmis génèrent une partition initiale de bonne qualité qui sera par la suite raffinée par KMEANS. AntClass a été testé sur des bases de données réelles et les résultats obtenus sont significatifs.

Ramos et Merelo [Ramos, 2002] ont développé une nouvelle stratégie appelée ACLUSTER pour traiter la classification non supervisée en tant que problème de *récupération de données*. Cet algorithme a été utilisé pour le clustering des documents textuels. Les auteurs ont proposé l'utilisation de *probabilités de transition spatiale bio-inspirées*, en évitant le déplacement aléatoire des agents, ce qui peut explorer les régions non-intéressantes. En ce sens, les fourmis ne se déplacent pas de façon aléatoire comme SACA (Semantic Ant Colony Algorithm), mais en fonction de probabilités de transition qui dépendent de *la distribution spatiale de la phéromone dans l'environnement*. Si un cluster particulier disparaît, la phéromone a tendance à s'évaporer à partir de cet endroit. Cette approche est intéressante, car la phéromone représente la mémoire de l'essaim et toutes les fourmis peuvent en bénéficier de cela. En d'autres termes, les fourmis partagent une mémoire commune.

Dans sa thèse, Labroche [Labroche, 2002] a introduit un nouveau modèle à base de fourmis pour la classification utilisant le *système d'identification chimique* des fourmis. Dans la nature, les éthologues ont montré que chaque fourmi arrive à reconnaître ses congénères qui appartiennent à sa colonie à partir d'une odeur coloniale qui est le fruit des apports génétiques, environnementaux et comportementaux. À partir de ce mécanisme d'identification, un nouvel algorithme de classification a été proposé, dans lequel chaque donnée est une fourmi dont l'odeur est déterminée par les valeurs prises par les attributs décrivant cette donnée. Les fourmis effectuent des rencontres aléatoires et décident qu'elles appartiennent ou non à la même classe en fonction de cette odeur.

Handl et Meyer [Handl, 2002] ont appliqué le clustering basé fourmis comme le noyau d'un système de récupération de document visuel pour les recherches sur le web, dans lequel l'objectif de base est de classer les documents en ligne par la similitude du contenu. Les auteurs ont adopté une idée de *la mémoire à court terme* et ont employé les fourmis avec des *vitesse différentes*, leur permettant également de *sauter*. En outre, ils ont introduit une stratégie d'évolutivité adaptative, ainsi que certaines autres modifications pour obtenir des résultats fiables et efficaces.

Dans [Kanade, 2003], Kanade et Hall reprennent les travaux de Monmarché et combinent l'algorithme de fourmis qu'il a proposé avec l'algorithme classique de classification FCM. Dans

une première étape, l'algorithme de fourmis est utilisé initialement pour fournir une première classification qui sera par la suite raffinée en utilisant l'algorithme FCM. Dans une seconde étape, les centres de classes obtenus par FCM sont considérés comme de nouveaux objets à classer. Ces derniers seront par la suite déplacés et fusionnés par les fourmis. À la fin, les classes obtenues par l'algorithme de fourmis sont une autrefois raffinées par l'algorithme FCM.

En s'inspirant toujours du comportement des fourmis, Azzag proposa dans [Azzag, 2003] un nouvel algorithme de classification automatique AntTree qui trouve son origine dans la manière dont les fourmis réelles forment des structures vivantes, est proposé. Il s'agit d'une méthode de classification hiérarchique distribuée qui simule *le phénomène d'auto-assemblage* observé chez les fourmis pour regrouper les données selon un arbre. Chaque fourmi représente une donnée à classer. À partir d'un point de support fixe sur lequel sont situées initialement les fourmis (répartition des données), ces dernières vont s'accrocher successivement au support, puis aux fourmis connectées au support, et ainsi de suite jusqu'à ce que, par exemple, une chaîne de passage soit construite entre deux points. Les fourmis se déplacent sur la structure vivante et s'accrochent sur celle-ci aux endroits les plus opportuns en fonction du but à atteindre (plus grande similarité avec les fourmis de la structure).

Handl et al [Handl, 2004] ont changé la politique de déplacement des fourmis afin que les fourmis, après le ramassage d'un objet, se *téléportent* à l'autre objet isolé, et le récupèrent automatiquement.

Un algorithme de clustering, inspiré du comportement des fourmis réelles simulées à l'aide de règles floues SI-ALORS est présenté par Schockaert [Schockaert, 2004]. Dans cet algorithme, aucune information supplémentaire telle qu'un partitionnement initial des données ou le nombre de clusters est nécessaire. L'algorithme proposé est efficace, robuste et facile à utiliser.

Une nouvelle version de l'algorithme Ant-Tree appelée Adaptive Ant-Tree (AAT) est proposée par Diego [Diego, 2005]. L'algorithme proposé utilise l'algorithme Ant-Tree original comme une première étape. Puis, une nouvelle *re-assignation* de fourmis à différents clusters, et la combinaison de ces clusters est réalisée pour donner un meilleur modèle de clustering. La principale caractéristique d'AAT est donnée par sa capacité de déconnecter les fourmis de l'arbre en construction, sans augmenter le temps d'exécution significativement.

Vegard Hartmann [Hartmann, 2005] a proposé une approche différente de l'algorithme de clustering de fourmis, en utilisant l'évolution pour entraîner à la fois la fonction de la disparité du système et la politique de déplacement. Chaque *fourmi aurait un réseau neuronal* qui prendrait les objets de son voisinage en entrée, et retournerait l'action de déplacement et l'action de ramasser ou déposer comme sorties. En changeant la fonction objective de l'évolution du système, il était capable d'entraîner les fourmis à créer des clusters annulaires, un cluster serait encerclant l'autre.

Salima Ouadfel et Mohamed Batouche [Ouadfel, 2006] ont parfaitement appliqué l'algorithme de [Lumer, 1994] à la segmentation d'image en niveaux de gris. Les pixels de l'image sont initialement placés sur *un tableau de cases* à la place d'une grille 2D représentant l'environnement des fourmis. Selon une fonction de similarité locale, les fourmis vont déplacer

les pixels d'une case à une autre dans le but d'obtenir des classes homogènes et bien séparées. La méthode testée sur des images synthétiques et réelles, a montré son efficacité et sa capacité à extraire un nombre correct de classes avec une partition de bonne qualité en comparaison à l'algorithme classique KMEANS.

Handl et al [Handl, 2006] ont décrit une version améliorée de l'heuristique, appelée Adaptive Time Dependent Transporter Ants(ATTa), intégrant des fourmis adaptatives hétérogènes, une activité de transporter en fonction du temps, et une méthode qui transforme l'intégration spatiale produite par l'algorithme dans un partitionnement explicite. ATTa est ensuite soumis à l'évaluation expérimentale la plus rigoureuse d'un algorithme de tri et de regroupement à base de fourmis entrepris à ce jour. Ils ont comparé sa performance avec des techniques standard de clustering et la cartographie topographique à l'aide d'un ensemble de fonctions d'évaluation analytiques et une range de collection de données synthétiques et réelles. Leurs résultats démontrent la capacité du regroupement et de tri à base de fourmis à identifier automatiquement le nombre de clusters inhérents à une collection de données, et à produire des solutions de haute qualité. Ils ont également mis au point les versions d'ATTa telles qu'ATTa-C (ATTa pour le clustering) et ATTa-TM (ATTa pour la cartographie topographique).

Lotfi Admane et al[Admane, 2006]ont introduit une méthode appelée AntPart pour la résolution de classification non supervisée exclusive. Cette méthode est inspirée du comportement d'une espèce particulière de fourmis appelées *Apicalis Pachycondyla*. Les performances de cette méthode sont comparées avec d'autres méthodes telles qu'AntClass, AntTree et AntClust.

Yan Yang et Mohamed Kamel [Yang, 2006] ont développé une approche de *multi-colonies de fourmis* pour le clustering des données qui se compose de quelques *colonies de fourmis parallèles et indépendantes* et un *agent fourmi reine*. Chaque processus de colonies de fourmis a différents types de fourmis déplaçant vite et différentes versions de fonction de probabilité de conversion pour générer différents résultats du clustering avec un algorithme de clustering à base de fourmis. Ces résultats sont envoyés à l'agent fourmi reine, et combinés par un modèle hypergraphe pour calculer une nouvelle matrice de similarité. La nouvelle matrice de similarité est retournée à chaque processus de colonies de fourmis pour regrouper les données en utilisant les nouvelles informations. L'évaluation expérimentale montre que la performance moyenne de l'algorithme de colonies agrégées multi-fourmis surpasse celle de l'algorithme de clustering à base fourmi-unique et l'algorithme KMEANS populaire. Le résultat montre également que la stratégie la plus faible des valeurs aberrantes pour la sélection d'ensemble de données actuelles a la meilleure qualité de performance.

Xiaofang Huang, Yixian Yang et Xinxin Niu [Huang, 2007]ont décrit une version améliorée, appelée algorithme de clustering *chaotique* de fourmi (CACAS)adoptant une stratégie importante de l'utilisation de perturbation chaotique pour améliorer la qualité individuelle et éviter que la recherche fût piégée dans l'optimum local. La performance de l'algorithme proposé est comparée avec l'approche KMEANS et le clustering à base de fourmis par des fonctions d'évaluation et de cartographie topographique à l'aide d'un ensemble de données

analytiques. Les résultats expérimentaux démontrent la robustesse et la viabilité de la méthode proposée.

Une méthode qui utilise *deux types de phéromones* déposées à chaque grille, phéromone de suivi et phéromone de recherche de nourriture dans l'algorithme de clustering à base de fourmi est proposée par Warangkhana Ngenkaew et ses collègues [Warangkhana, 2007].

Ying Wang et al [Wang, 2007] ont proposé une méthode améliorée de classification appelée algorithme colonie de fourmi ISODATA (ACIA-Ant Colony ISODATA Algorithm) dans la simulation par ordinateur en temps réel.

Fernandes et al [Fernandes, 2008] ont introduit une nouvelle méthode pour la classification, basée sur une *hybridation* des algorithmes fourmis et de carte auto-organisée Kohonen. Ils ont été démontré que le modèle KohonAnts (ou KANTS) est utile pour les tâches de clustering et de classification, ce qui donne de très bons résultats dans les deux types de problèmes.

Lutz Herrmann et Alfred Ultsch [Herrmann, 2008] ont présenté un nouveau travail qui montre comment l'algorithme de clustering à base de fourmis de [Lumer, 1994] est lié aux cartes auto-organisées SOM [Kohonen, 2001]. Ils ont négligé le mécanisme de ramasser et déposer pour une analyse formelle des formules sous-jacentes. Ils ont analysé la technique populaire de LF [Lumer, 1994]. L'approche LF est fortement liée à la carte lot auto-organisée de Kohonen. Dans leur travail, une base unificatrice est dérivée afin d'évaluer les forces et les faiblesses des deux techniques. Le comportement des dérivés populaires de LF tels qu'ACLUSTER, ACA et ATTA est aussi expliqué.

Zahra Sadeghi et al [Sadeghi, 2009] ont présenté une nouvelle stratégie pour le clustering en utilisant des fourmis artificielles dans lesquelles des groupes de fourmis essaient de faire le clustering par des opérations d'insertion et de retrait. Le clustering est effectué en utilisant des groupes de fourmis qui sont aussi nombreux que le nombre de clusters. Le but de chaque groupe est de rassembler les membres d'un cluster. Les objets et les fourmis sont répartis de manière aléatoire sur la grille. Chaque fourmi contient une liste de charge qui est initialisée avec un objet aléatoire au premier abord. Les fourmis cherchent dans la grille et essaient de recueillir des données similaires à leur charge. La liste de charge de fourmis de chaque groupe construit chaque cluster. Autrement dit, la méthode proposée utilise "k" fourmis pour rechercher "k" clusters et elles collectent des objets de données dans leur liste de charge, de sorte que le processus de récupération n'est pas nécessaire. Cet algorithme surpasse l'algorithme KMEANS et le modèle LF.

Zhao Weili [Weili, 2009] a proposé une amélioration d'algorithmes de clustering fourmi basée sur l'entropie (IEAC). L'entropie de l'information à modéliser les comportements d'agent est appliquée. Les clusters en meilleure qualité peuvent être obtenus en utilisant la fonction d'entropie.

### 3.1.2. Ant Colony Optimization (ACO)

Une alternative à l'utilisation de méthodes de clustering spécialisées vise à refondre le clustering comme une tâche d'optimisation, avec une qualité de clustering comme objectif, et

d'utiliser une méthode d'optimisation pour trouver un bon regroupement. Ant Colony Optimization (ACO)[Dorigo, 1996; 2004] est une métaheuristique stochastique pour l'optimisation combinatoire qui est inspiré du comportement de nourriture chez les fourmis, qui utilisent les phéromones pour marquer les régions et les chemins prometteurs de recherche de nourriture à des sources potentielles de nourriture.

En se rappelant que ce comportement permet l'émergence des chemins les plus courts entre le nid et la nourriture (chapitre 2, section 4.2.2). En effet, dans ACO un certain nombre d'agents (fourmis) construisent en parallèle indépendamment des solutions en augmentant de façon itérative des solutions partielles. La séquence des composants qui sont utilisés dans la construction d'une solution correspond au choix effectué le long d'un chemin à une source de nourriture. Le problème paradigmatique (et probablement le plus facile à comprendre) résolu avec ACO est le problème du voyageur de commerce (TSP), où une solution partielle correspond à un chemin partiel.

Les premières études d'algorithmes basés ACO pour le clustering ont été présentés dans [Runkler, 2005; Saatchi, 2005]. Dans [Runkler, 2005] une représentation basée sur la matrice de l'appartenance à un groupe est utilisée, ce qui entraîne un problème d'affectation discret. Basée sur une représentation similaire, Saatchi et Hung [Saatchi, 2005] proposent une hybridation d'ACO avec KMEANS. L'approche de Runkler a été testée pour le critère standard KMEANS ainsi que pour FCM, et l'auteur rapporte des résultats de bonne qualité sur un certain nombre de petits ensembles de données, y compris les données de test de cancer du poumon bien connu dans l'UCI référentiel d'apprentissage automatique. Cependant, l'auteur met également en garde que son approche est mathématiquement plus cher que les méthodes traditionnelles.

Dans l'algorithme ACO, le niveau de phéromone est basé sur la meilleure solution obtenue par un nombre de fourmis. La quantité de phéromone qui a été déposée par une fourmi réussie est définie à être proportionnelle à la qualité de la solution produite [Saatchi, 2007].

### 3.2. Clustering basé flocking

Flocking est un type important de comportement animal qui a été utilisé comme une base d'algorithmes en essaim. L'idée remonte à la découverte de Reynolds que le comportement de vol des oiseaux peut être simulé par des groupes d'agents *ressemblant à des oiseaux*, appelés "boids", dont le comportement est régi par trois principes d'activité simples, sans aucun contrôle central de l'essaim [Reynolds, 1987]. Les trois principes sont les suivants (figure 4.2):

- **Séparation** : éviter les collisions en évitant de voler très proche des autres.
- **Alignement** : adapter sa vitesse et sa direction de vol à celles de ses voisins immédiats.
- **Cohésion** : se déplacer toujours vers le centre pour éviter d'être exposé à l'extérieur de nuage.

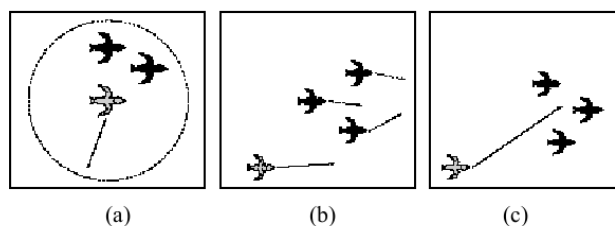


Figure 4.2. (a) Séparation (b) Alignement (c) Cohésion [Hamdi, 2008].

L'alignement et la cohésion sont les forces qui permettent le nué de former des groupes, tandis que l'évitement contrecarre l'encombrement et équilibre les deux autres forces.

La figure 4.3 montre le résultat de la simulation dans laquelle les trois règles présentées ci-dessus sont activées: une collection de boids initialement non organisée en (a) vient s'assembler pour former en (h) un seul groupe [Parwani, 2003].

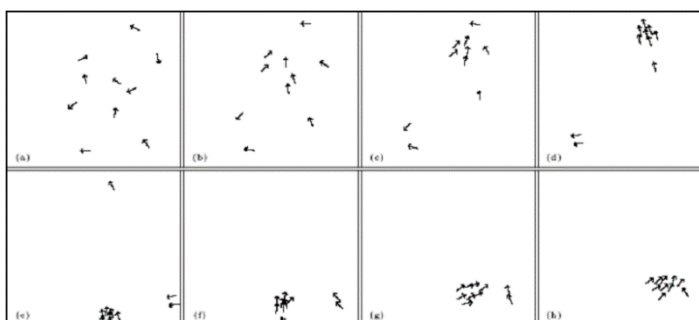


Figure 4.3. Collection de boids qui s'organise pour former un nuage [Hamdi, 2008].

L'idée d'utiliser boid comme flocking pour le clustering dans la visualisation d'information est due à Proctor et Winter. Ils ont présenté une implémentation de flocking pour regrouper les gens en clusters sociaux en fonction de leurs différents intérêts [Proctor, 1998], où le terme "flocking informations" a été inventé.

### 3.2.1. Directement imité du comportement de flocking

Dans le domaine de la classification, la manière dont les principes des nuages d'animaux volants va être utilisée et peut être décrite intuitivement de la façon suivante :

Soit un ensemble de  $n$  données  $(e^1, \dots, e^n)$  à regrouper en clusters. Les auteurs de [Monmarché, 2002] ont supposé l'existence d'une fonction de similarité  $Sim(i, j)$  pour deux données  $e^i$  et  $e^j$  dont les valeurs sont comprises dans l'intervalle  $[0, 1]$ , 0 correspondant à deux données identiques alors que 1 correspondant à deux données totalement différentes.

L'idée est de considérer une population de  $n$  insectes où l'insecte  $i$  représente la donnée  $e^i$  à regrouper, ces insectes se déplacent dans un espace 2D suivant une règle de comportement local tel que, après un certain nombre de déplacements, des groupes d'individus homogènes se forment en se déplaçant ensemble. Chaque insecte  $i$  est caractérisé par :

- ses coordonnées réelles  $(x_i, y_i) \in [0, 1] \times [0, 1]$  dans l'environnement.

- son vecteur de vitesse  $v_i = A_i \hat{v}_i$ , l'amplitude  $A_i (A_i \geq 0)$  et direction normalisée  $\hat{v}_i (\|\hat{v}_i\| = 1)$ .

Au gré de leur déplacement, les insectes vont décider suivant une règle de comportement local, de se rapprocher ou de s'éloigner les uns des autres, d'aller ou non dans les mêmes directions. Cette règle tend intuitivement vers deux buts :

- Etablir une distance 2D entre les insectes qui soit représentative de la similarité des données qu'elles représentent.
- Déplacer dans la même direction des insectes représentant des données similaires.

À partir de cette règle locale, vont émerger des groupes d'insectes se déplaçant ensemble et permettant de définir des regroupements dans les données. On obtient alors l'algorithme principal de classification suivant:

**Lire** n données d'entrée  $e^1, \dots, e^n$

**Placer** initialement les n insectes de façon aléatoire dans l'environnement 2D

**Calculer** la distance idéale  $d^*(i, j)$  entre chaque couple d'insectes (équation 4.11).

**Pour** NbrIteration **Faire**

**Calculer** un déplacement pour chacun des n insectes en fonction d'une règle locale (Algorithme 4.3)

**Déplacer** tous les insectes simultanément.

**Fin Pour**

**Construire** éventuellement des classes à partir des regroupements d'insectes

**Donner** ces classes en sortie

**Algorithme 4.2.** L'algorithme principal de classification de données par nuage d'insectes volants [Monmarché, 2002].

La règle locale de déplacement de chacun des n insectes est la suivante :

- la distance actuelle  $d(i, j)$ , entre les insectes i et j doit converger vers la distance idéale  $d^*(i, j)$  qui dépend elle-même de la similarité entre les données  $e^i$  et  $e^j$  et définie comme suit :

$$d^*(i, j) = \frac{1 - \text{Sim}(i, j)}{1 - \text{Sim}_{\text{Seuil}}} \times d_{\text{Seuil}} \quad (4.11)$$

Où  $d_{\text{Seuil}}$  est le seuil au-dessous duquel un insecte peut percevoir un autre et être influencé par celui-ci.

- Si la similarité est importante et que les insectes sont trop éloignés par rapport à la distance idéale  $d^*(i, j)$ , alors il faut les rapprocher.

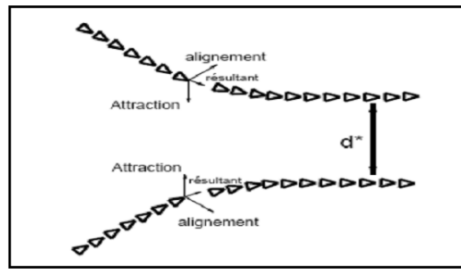
- Inversement, si cette similarité est faible et que les insectes sont trop proches, il faut les éloigner.
- D'autre part, pour chaque insecte  $i$ , il faut définir un voisinage  $V(i)$  correspond à l'ensemble des insectes  $j$  se trouvant à une distance euclidienne  $d(i, j) \leq d_{seuil}$  :
- Si des insectes sont présents dans le voisinage de  $i$ , alors l'influence de ces insectes sur  $i$  peut être séparée en deux parties : changement de direction et changement d'amplitude.

### ❖ Changement de direction

Les auteurs de [Monmarché, 2002] ont montré que la direction de chaque insecte  $i$  va être influencée par l'ensemble des insectes présentant dans son voisinage et est donnée par le vecteur  $\hat{V}_{résultant}(i, .)$  qui est obtenu en faisant tout simplement la somme des influences résultantes par chaque insecte-voisin  $j$ .

Ainsi pour calculer l'influence de  $j$  sur la direction de  $i$ , il faut prendre en compte les deux vecteurs de vitesses de chacun des insectes  $\hat{v}_i$  et  $\hat{v}_j$ , tout en comparant la distance actuelle  $d(i, j)$  à la distance idéale  $d^*(i, j)$ . Cette influence prend la forme d'un vecteur  $V_{résultant}(i, j)$  qu'une fois normalisé, modifie la direction  $\hat{v}_i$  de l'insecte  $i$ . Ce vecteur est caractérisé par :

- Un alignement  $\hat{v}_i$  entre les deux vecteurs de vitesse des deux insectes et qui pousse  $i$  à aligner son déplacement sur  $j$ .
- Une attraction ou une répulsion entre les deux insectes représentée par l'expression suivante  $\beta(i, j) \times \hat{V}_{ij}$  où  $\hat{V}_{ij}$  est un vecteur unitaire pointant de  $i$  vers  $j$  et  $\beta(i, j)$  prend une valeur positive, nulle ou négative suivant les trois cas suivants :
  - 1- si la distance entre les deux insectes est plus grande que la distance idéale ( $d(i, j) > d^*(i, j)$ ) on va alors tenter de rapprocher les deux insectes et une attraction aura lieu entre  $i$  et  $j$ .
  - 2- si la distance actuelle entre les deux insectes est égale à la distance idéale ( $d(i, j) = d^*(i, j)$ ) alors le vecteur de vitesse de  $i$  se rapproche simplement de celui de  $j$  en restant à la distance idéale, on aura donc  $\beta(i, j) = 0$ .
  - 3- si la distance entre les deux insectes est inférieure à la distance idéale ( $d(i, j) < d^*(i, j)$ ) alors une répulsion aura lieu entre  $i$  et  $j$  puisqu'ils sont trop proches l'un de l'autre.



**Figure 4.4.** Comportement théorique de l'algorithme dans le cas de deux insectes en interaction: les insectes ont tendance à maintenir entre eux une distance égale à la distance idéale et à se déplacer dans la même direction [Hamdi, 2008].

#### ❖ Changement d'amplitude

Lors des déplacements des insectes il faut tenir compte des situations suivantes:

- éviter qu'un insecte soit immobile dans l'environnement et par suite ne faisant pas de rencontre avec d'autres insectes.
- garantir qu'aucun insecte ne se déplacera suffisamment vite pour venir par exemple se placer directement au milieu d'un groupe puisque cela pourrait éclater un groupe homogène si l'intrus est vraiment dissimilaire. Ainsi un insecte sera progressivement rejeté ou attiré au bord d'un groupe.
- tenter à ce que les insectes se déplaçant en un groupe homogène auront une vitesse légèrement plus faible que des insectes seuls. Ces dernières pourront naviguer plus vite et augmenter leurs chances de trouver un groupe qui les accepte

Par conséquent l'algorithme de calcul du déplacement est le suivant:

**Déterminer** le voisinage de l'insecte  $i$  :  $V(i) = \left\{ \frac{j}{j} \in [1, n], j \neq i, d(i, j) \leq d_{seuil} \right\}$

**Calculer** une nouvelle direction de l'insecte  $i$  :  $\hat{v}_i(t + 1)$

**Si**  $V(i) = 0$  **Alors**  $\hat{v}_i(t + 1) \leftarrow \hat{v}_i(t)$

**Sinon**

**Pour** chaque insecte  $j \in V(i)$  **Faire**

**Si**  $d(i, j) > d^*(i, j)$  **Alors**

$$\beta(i, j) \leftarrow 4 \times \left( \frac{d(i, j) - d^*(i, j)}{d_{seuil} - d^*(i, j)} \right)^2$$

**FinSi**

**Si**  $d(i, j) = d^*(i, j)$  **Alors**

$$\beta(i, j) \leftarrow 0$$

**FinSi**

**Si**  $d(i, j) < d^*(i, j)$  **Alors**

$$\beta(i, j) \leftarrow -4 \times \left( 1 - \frac{d(i, j)}{d^*(i, j)} \right)^2$$

**FinSi**

L'influence de  $j$  sur  $i$  est alors  $V_{Result}(i, j) \leftarrow \hat{v}_j + \beta(i, j) + \hat{v}_{ij}$

**Fin Pour**

**Calculer** la somme des influences :  $V_{Result}(i, \cdot) \leftarrow \sum_{j \in V(i)} V_{Result}(i, j)$

**Normaliser**  $\hat{V}_{Result}(i, \cdot) \leftarrow \frac{V_{Result}(i, \cdot)}{\|V_{Result}(i, \cdot)\|}$

**Nouvelle direction**  $\hat{v}_i(t + 1) \leftarrow \hat{V}_{Result}(i, \cdot)$  en limitant l'angle entre  $\hat{v}_i(t + 1)$  et  $\hat{v}_i(t)$  à  $90^\circ$

**FinSi**

**Algorithme 4.3.** L'algorithme de calcul du déplacement d'un insecte  $i$  [Monmarché, 2002].

### 3.2.2. Particle Swarm Optimization (PSO)

Comme la recherche de nourriture de fourmi a inspiré ACO, le comportement de flocking a inspiré Particle Swarm Optimization (PSO) [Kennedy, 1995], une autre métaheuristique d'optimisation d'usage général. PSO est utilisé pour optimiser les fonctions de variables continues et sa forme algorithmique de base est très simple. Pour optimiser une fonction objective  $f(x): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{N}$ , un essaim de "particules" se déplace en coopération dans  $\mathbb{R}^n$ . Chaque particule représente une solution complète et se déplace sous l'influence de forces qui l'attirent à une certaine mesure à de bonnes positions dans l'espace de recherche qui ont déjà été explorées par elle-même ou par d'autres membres de l'essaim. Initialement, un certain nombre de particules sont placées à des positions aléatoires dans l'espace de recherche à  $n$ -dimensions

et les vitesses sont données aléatoires. Comme ci-dessus, soit  $x_i$  la position de la particule  $i$  et  $v_i$  sa vitesse. À chaque pas de temps, chaque particule évalue l'objectif à sa position. On met à jour ensuite la position et la vitesse ainsi qu'une mémoire pour sa meilleure position  $p_{gb}$  de toutes les particules à travers le processus.

Les particules ont une certaine dynamique et sont attirées par ces deux positions de mémoire:

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t) \quad (4.12)$$

$$\vec{v}_i(t+1) = \alpha_1 \vec{v}_i(t) + \alpha_2 \mu_1 (\vec{p}_i^{ib} - \vec{x}_i(t)) + \alpha_3 \mu_2 (\vec{p}^{gb} - \vec{x}_i(t)) \quad (4.13)$$

$$\vec{p}_i^{ib} \leftarrow \begin{cases} \vec{x}_i(t) & \text{if } f(\vec{x}_i(t)) < f(\vec{p}_i^{ib}) \\ \vec{p}_i^{ib} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.14)$$

$$\vec{p}^{gb} \leftarrow \begin{cases} \vec{x}_i(t) & \text{if } f(\vec{x}_i(t)) < f(\vec{p}^{gb}) \\ \vec{p}^{gb} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.15)$$

Où  $\mu_i$  sont des variables aléatoires  $U(0,1)$ . Les implémentations modernes PSO s'écartent significativement de ce schéma simple et intègrent souvent des idées d'autres méthodes de recherche stochastiques [Poli, 2007].

Dans [Omran, 2002], un algorithme basé sur l'optimisation par les essaims de particules est proposé pour la classification d'image. L'algorithme utilise une population de particules chacune de taille  $K$  ( $K$  étant le nombre de classes). L'objectif est de minimiser la distance entre les pixels et les centres de leurs classes et de maximiser la distance entre les centres de tout couple de classes. Chaque particule est représentée comme suit:

$$x_i = (m_{i,1}, \dots, m_{i,k}) \quad (4.16)$$

Tel que  $m_{i,k}$  est le vecteur de caractéristiques moyen du  $k$ ème cluster de la  $i$ ème particule. La qualité d'une particule est définie par :

$$f(x_i, Z_i) = w_1 \bar{d}_{max}(Z_i, x_i) + w_2 (Z_{max} - d_{min}(x_i)) \quad (4.17)$$

Avec

$$\bar{d}_{max}(Z_i, x_i) = \max_{k=1 \dots K} \left\{ \sum_{\forall Z_p \in C_{ik}} d(Z_p, m_{ik}) / n_{ik} \right\} \quad (4.18)$$

$$d_{min}(x_i) = \min_{\forall k, i, j \neq 1} \{d(m_{i,k}, m_{i,j})\} \quad (4.19)$$

Où  $Z_{max}$  est le niveau de gris maximum présent dans l'image;  $Z_i$  est la matrice de correspondance représentant l'affectation des pixels aux classes de la particule  $i$ . Chaque élément  $Z_{i,k,p}$  indique si le pixel  $Z_p$  appartient au cluster  $c_k$  de la particule  $i$ .  $w_1$  et  $w_2$  sont des constantes fixées par l'utilisateur.  $n_{i,k}$  est le nombre de pixels qui sont affectés au cluster  $c_k$  de la particule  $i$ . Les résultats obtenus pour la segmentation des images IRM synthétiques et les images de satellite sont de bonne qualité moyennant le contrôle des valeurs des paramètres  $w_1$  et  $w_2$ .

L'idée de cette méthode de classification introduite dans [Omran, 2002] pour une utilisation avec des données d'image a été étendue dans [Merwe, 2003] grâce à une hybridation avec KMEANS (KMEANS est utilisé comme un pré-traitement pour initialiser les positions des PSO). Une évaluation de la performance préliminaire est donnée pour les ensembles de données standard de tests de clustering IRIS et WIN.

D'autres auteurs ont utilisé la même idée de aPSO + KMEANS hybride pour le clustering de documents textuels [Cui, 2005a ; 2005b]. Contrairement à [Merwe, 2003], ils utilisent KMEANS aussi comme un post-traitement. C'est logique, que KMEANS soit connu pour être un optimiseur local [Kanungo, 2000] et donc ne puisse qu'améliorer les résultats. Cependant, il n'est pas clair à partir de ces études que la performance améliorée des hybrides justifie l'effort de calcul de l'utilisation d'essaim.

Il existe plusieurs variantes de l'algorithme PSO disponibles dans la littérature [Sedighzadeh, 2009; Hasan, 2011; Sandeep, 2011]. Sedighzadeh et Masehian [Sedighzadeh, 2009] ont discuté de taxonomie de PSO et ont classé ses variantes selon la coopération, la continuité, le flou, le conformement, l'attraction, l'activité, la mobilité, la divisibilité, la topologie, la hiérarchie, la restriction, l'objectif, la manière récursive et l'incertitude, etc.

Dissipatif PSO est utilisé pour résoudre le problème de la recherche dans la zone limitée, et cette méthode aide à surmonter la tendance d'essaim pour obtenir le statut d'équilibre. Le concept d'entropie négative est utilisé pour produire de folie chez les particules [Xie, 2002a; 2002b].

Dans l'algorithme Self-Organization PSO (SOPSO), l'inclusion de feed-back de l'agent améliore les performances de particules dans l'itération suivante en améliorant la découverte et l'extraction. Cet algorithme permet d'éviter la convergence prématurée de l'essaim total [Jie, 2006].

Dans Best Rotation PSO (BRPSO), les fonctions multi-modèles sont optimisées en divisant un seul essaim en sous-essaims. En BRPSO, quand une meilleure rotation est exécutée, la stagnation sur le minimal local est évitée en forçant les populations à se déplacer d'un minimal local à l'autre de plus en plus l'exploration de l'espace de problème entre les différents minima locaux [Alviar, 2007].

En Dynamique Dissipative Adaptative PSO (ADPSO), un opérateur de mutation est utilisé pour augmenter la diversité dans l'essaim quand il atteint un état d'équilibre dans les dernières exécutions. Ainsi, il génère une stratégie d'adaptation pour le poids de l'inertie afin de maintenir l'équilibre entre l'optimalité locale et globale [Shen, 2007].

### 3.3. Autres approches de clustering basées essaim

Nouvel algorithme de clustering inspiré de processus de **sélection du site de nidification des abeilles** dans la nature a été proposé par Aurel Paulovič [Paulovič, 2011]. Afin d'identifier des clusters. L'algorithme utilise la similitude entre les zones de densité de données élevée et les zones de campagne riche de nourriture réservée pour distribuer des ruches d'abeilles dans

l'espace de données et la sélection naturelle et la concurrence des ressources pour obtenir l'auto-réparabilité et abaisser la complexité de calcul.



**Figure 4.5.** La sélection du site de nidification par les abeilles.

Les attributs d'un ensemble de données sont considérés comme un axe individuel d'un espace de données  $n$ -dimensions, où chaque élément unique (vecteur d'attributs) représente un point dans cet espace, dont la position est déterminée par les valeurs de ses attributs. Les éléments de l'ensemble de données dans l'espace à  $n$ -dimensions ont une certaine structure de distribution qui correspond au caractère et propriétés des événements qui les produisent. Par conséquent, la recherche de clusters dans ces données signifie la description de cette structure souvent cachée ou non évidente. Dans l'espace de données, les clusters sont ces régions, qui montrent la densité des données relativement élevée et qui sont séparées des autres clusters par une région d'une densité de données relativement faible. L'algorithme se compose de 4 phases principales: l'initialisation de protohives, le swarming, la sélection naturelle et l'évaluation de clusters.

L'algorithme **d'essaim de poissons artificiels (AFSA)** est un nouvel algorithme d'optimisation basé essaim [Li, 2003]. Il s'agit d'un algorithme d'optimisation de recherche aléatoire et parallèle basé sur la simulation des comportements des poissons dans l'eau. L'algorithme ne nécessite pas la valeur du gradient et d'autres informations spéciales, en utilisant uniquement les valeurs de la fonction objective, donc, il a un certain degré de capacité d'auto-adaptation de l'espace de recherche. Il a une grande robustesse. Par ailleurs, il s'est avéré être insensible aux valeurs initiales.

Une méthode de nichage dynamique est développée pour préserver la diversité de la population **DAFS (Dynamic Artificial Fish Swarm)** [Lu, 2012]. Une représentation plus simple est adoptée, de sorte que chaque individu représente un centre de cluster unique. Toutes les niches présentées dans la population sont identifiées automatiquement et d'une façon explicite à chaque génération. Ensuite, la conservation des espèces est utilisée pour identifier les vrais maîtres de niche.

[Lu, 2012] a effectué une série d'expériences avec des images prises à partir de l'ensemble de données de segmentation [Martin, 2001] pour valider l'algorithme sur la segmentation obtenue par clustering des pixels. Les résultats expérimentaux ont été montrés que l'algorithme DAFS a une haute performance, une efficacité et une flexibilité.

Plusieurs autres approches clustering basées essaim peuvent également être trouvées dans la littérature, avec un certain nombre de modifications qui ont été apportées au régime de clustering de base, dans le but d'améliorer la qualité de la mise en clusters, la convergence, la stabilité et d'autres caractéristiques clés.

Les algorithmes de clustering basés essaim peuvent avoir un certain nombre de caractéristiques potentiellement intéressantes en fonction de leur nature d'auto-organisation:

- ❖ L'absence de contrôle central peut faire ce type d'algorithme approprié pour l'application dans les problèmes de clustering distribués [Chandrasekar, 2007], c'est-à-dire les problèmes de clustering où les données ne peuvent pas être accessibles dans son intégralité, par exemple, en raison de contraintes géographiques, temporelles ou spatiales.
- ❖ Leur utilisation de plusieurs agents indépendants rend certains algorithmes adaptés pour le parallélisme.
- ❖ Algorithmes de clustering à base essaim sont généralement considérés pour promettre une robustesse et une adaptabilité, et peuvent donc être en mesure de traiter le bruit et les données supplémentaires.

### Conclusion

Clustering peut être considéré comme le problème le plus important de l'apprentissage non supervisé: trouver une structure dans un ensemble de données non étiquetées. On peut définir leclusteringcommeun *processus d'organisation des objets dans des groupes dont les membres sont semblables d'une certaine façon.*

Dans la vision artificielle, l'algorithme de clustering a été largement utilisé pour la segmentation d'image, en raison de sa validité de clustering et sa simplicité d'implémentation. Il s'agit d'un processus de regroupement de pixels en divisant les pixels en clusters de telle sorte que les pixels d'un même cluster sont aussi semblables que possibles et ceux dans différents clusters sont aussi dissemblables que possibles. Il a été montré dans [Ostrovsky, 2000; Leung, 2000] que c'est un problème d'optimisation NP-difficile. En effet, l'algorithme de clustering est un phénomène émergent observé dans la nature.

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes méthodesbaséesessaim utilisées pour la résolution de problème de clustering. Elles ont la particularité d'utiliser un ensemble d'entités simples capables d'accomplir des tâches complexes grâce au concept d'émergence et d'auto-organisation. Ces méthodes basées sur le mécanisme stigmergique apportent des solutions originales pour l'obtention d'une segmentation optimale, et peuvent être couplées ensemble pour pallier leurs insuffisances tout en réunissant leurs qualités.

La grande diversité de comportements observés est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques qui a poussé les informaticiens à élaborer des algorithmes simples

de résolution de problèmes complexes. Dans le chapitre suivant, et suite à l'efficacité de ces modèles qui aura été mise en évidence, et le *rôle crucial de la diversité* dans la formation des propriétés des populations, nous avons implémenté un algorithme qui s'inspire de comportement d'agrégation observé chez les fourmis en introduisant *la variabilité* par l'avantage de *changement de leurs comportements*. Le modèle fournit un cadre à explorer le rôle de la diversité et le comportement local adaptatif dans la résolution de problème de segmentation par classification non supervisée, l'algorithme Lumer et Faieta [Lumer, 1994] est à la base du développement de notre approche proposée, à savoir SwarmClust.

# Chapitre V

**Clustering par  
auto-organisation**

**basé sur l'approche SwarmClust**



## Introduction

En s'inspirant du comportement collectif de tri des larves et la formation de cimetières des fourmis, et en se basant sur les travaux modélisant ce genre de comportement, proposé initialement par [Lumer, 1994] avec des comportements supplémentaires inspirés des oiseaux et des araignées, pour plus de diversité et d'adaptabilité, on introduit d'autres agents qui se comportent semblables aux agents standard (les fourmis) mais agissent de façon inverse en réponse à l'émergence négative. Nous proposons SwarmClust, un nouvel algorithme de partitionnement non supervisé. L'introduction de techniques de swarm simples nous nous fournissons l'émergence d'une segmentation d'une image en des clusters pertinents sans la nécessité de la configuration des paramètres complexes, sans disposer d'une partition de départ et sans connaître le nombre de classes qui sont nécessaires.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons tout d'abord les motivations qui nous amenaient à proposer SwarmClust en se basant sur les travaux actuels [Bourjot, 2003], [Hamdi, 2008] et [Scheidler, 2010]. Ainsi que les améliorations que nous avons introduites par rapport aux algorithmes de classification basés sur les fourmis existant dans la littérature. À la suite de ça, nous décrivons en détail les différentes étapes de l'algorithme ainsi qu'une étude expérimentale effectuée sur des images réelles afin de montrer l'efficacité de la méthode proposée.

### 1. La diversité de populations et l'adaptation locale

Dans les chapitres précédents, nous avons vu en détail comment on peut utiliser l'émergence et l'auto-organisation comme approche de résolution de problèmes complexes. La combinaison de l'émergence et de l'auto-organisation est une approche prometteuse dans les systèmes complexes: il est nécessaire de garder les composants du système relativement simples, pour des raisons de simplicité (par exemple pour l'évolutivité). L'auto-organisation exige une incrémentation d'ordre qui favorise une certaine fonction ou une propriété. Un individu simple ne peut pas diriger seul le système, le comportement global cohérent doit émerger des interactions entre les individus.

Lastigmérie est la principale caractéristique de l'intelligence en essaim (SI). Un mécanisme efficace d'auto-organisation permettant la réutilisabilité accrue, puisqu'il rend possible de réutiliser les forces des mécanismes connus d'auto-organisation de la biologie pour établir le logiciel d'auto-organisation. Les méthodes SI visent à imiter le comportement collectif des colonies d'insectes sociaux et autres sociétés animales et l'appliquer à la résolution des problèmes complexes dont les caractéristiques essentielles sont: dynamique, décentralisé, simple et robuste.

On a observé dans le chapitre 4 la grande diversité de comportements et leur efficacité à la résolution de problème du clustering d'après l'étude des différentes approches basées essaim dans la littérature. La question qui se pose: quel est l'impact de la diversité au niveau d'essaim? Comment explorer le rôle de la diversité et le comportement local adaptatif dans la formation de phénotype collectif de l'essaim? Est-il possible pour améliorer ces algorithmes stochastiques par l'utilisation d'une hybridation purement swarm?

Notre travail se positionne comme une contribution d'hybrider différents comportements au sein de notre essaim. En démontrant l'efficacité de cette modeste contribution à la résolution du problème de segmentation d'image en niveau de gris par clustering dans le contexte de résolution de problèmes complexes par l'émergence contrôlée et l'auto-organisation.

Le problème de segmentation d'image était par sa nature un problème complexe difficile à résoudre. Le clustering est un processus de regroupement (organisation) de pixels dans clusters de telle sorte que les pixels d'un même cluster sont aussi semblables que possibles et ceux dans différents clusters sont aussi dissemblables que possibles. Il a été montré dans [Ostrovsky, 2000 ; Leung, 2000] que c'est un problème d'optimisation NP-difficile. En effet, l'algorithme de clustering est un phénomène émergent observé dans la nature.

Il est souvent argumenté que la diversité joue un rôle crucial dans la formation des propriétés des populations. Un des rôles biologiques évident de la diversité est comme source de variabilité dans les systèmes sélectionnistes. Notre système offre un bon domaine dans lequel à quantifier l'impact de la diversité au niveau macroscopique. En effet, nous introduisons la variabilité par l'avantage d'hybridation et changement de comportement au sein du swarm: le comportement d'agrégation des fourmis, le comportement de déplacement collectif des oiseaux, le comportement de homing observé chez l'araignée et l'inversement des comportements standard des fourmis.

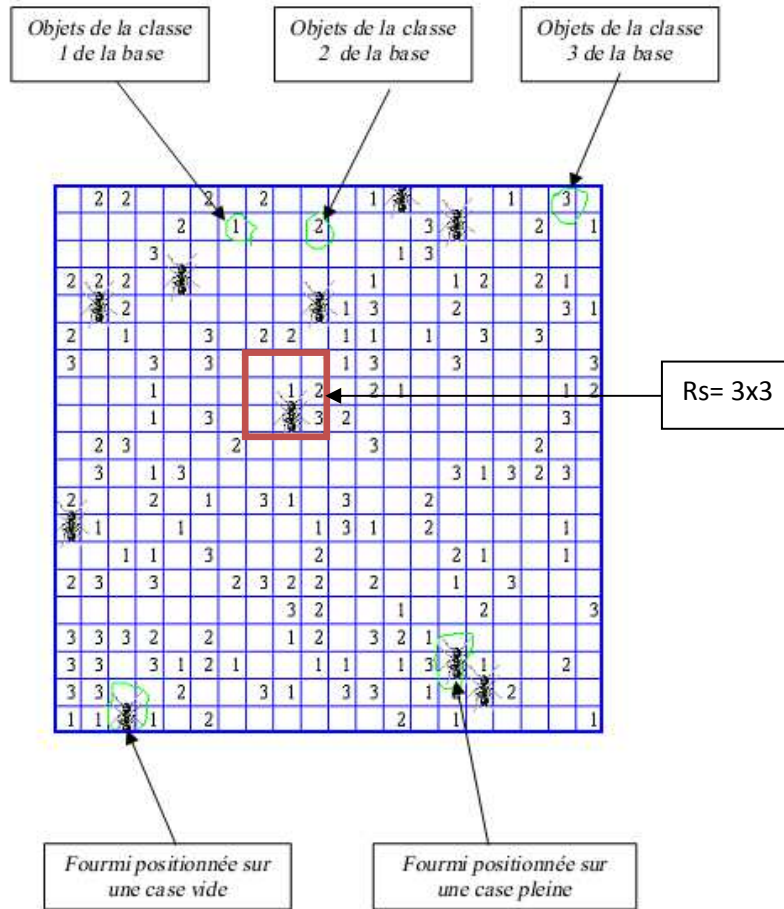
La diversité de population semble à plus performant que celle homogène pour les raisons suivantes : le comportement d'agrégation des fourmis par les actions de ramasser et de déposer des objets pour émerger des clusters d'objets, le comportement de déplacement collectif des oiseaux contrôlent les emplacements prochains relatifs d'une fourmi améliorant la convergence de clustering, le comportement de homing observé chez l'araignée permet de résoudre les situations conflictuelles d'une fourmi. Bien que le processus de clustering soit stochastique, et permet les fluctuations continues au niveau micro, l'inversement des comportements standard des fourmis est utilisé en réponse à l'émergence négative.

## 2. Modèle de Lumer et Faieta(LF): agrégation des fourmis

Comme déjà vu (la section 3.1.1 du chapitre 4), l'algorithme proposé par Deneubourg [Deneubourg, 1990] a été repris et étendu par LF [Lumer, 1994] pour la classification des données numériques. Les objets à classer sont dans la situation des œufs et des larves que les fourmis artificielles peuvent déplacer, ramasser et déposer selon les éléments environnants. La distance entre deux objets indique leur degré de similitude, et les fourmis prennent leur décision de tri en fonction de toutes caractéristiques des objets.

À ce fait, Lumer et Faieta créent un espace discret à deux dimensions qui s'apparentent à une grille  $G$  (l'environnement des fourmis) dont chaque case peut contenir un seul objet. Dans cet espace, ils vont projeter aléatoirement les objets à trier ainsi que les fourmis artificielles qui auront pour tâche de déplacer les objets en fonction d'un petit voisinage  $R_s$  de  $s \times s$  cases centré autour d'elles.

La figure suivante présente un exemple de la grille LF.



**Figure 5.1.** Grille LF où les fourmis n’ont conscience de l’existence et du contenu que d’un petitvoisinage  $R_s$ . Lesobjets sont représentés dont l’intérieur est invisible pour les fourmis désignant ainsi les classes d’origine pour les objets [Hamdi, 2008].

Pour rassembler en tas un ensemble d’objets de même type, les fourmis appliquent deux règles aléatoires simples définis comme suit :

**2.1. Ramassage d’objet**

Lorsqu’une fourmi rencontre un objet  $o_i$  sur la grille, la probabilité de le prendre est d’autant plus grande que cet élément est isolé.

Si nous désignons par  $K_R$  une constante positive,  $\alpha$  un facteur d’échelle de dissimilarité et par  $f(o_i)$  une mesure de la similarité moyenne de l’objet  $o_i$  avec les objets  $o_j$  présents dans son voisinage, la probabilité de ramasser l’objet  $o_i$  par la fourmi est donnée par la formule suivante:

$$P_R(o_i) = \left( \frac{k_R}{K_R + f(o_i)} \right)^2 \quad (5.1)$$

$$\text{Où: } f(o_i) = \text{Max} \left\{ 0, \frac{1}{s^2} \sum_{o_j \in R_s} \left[ 1 - \frac{d(o_i, o_j)}{\alpha} \right] \right\} \quad (5.2)$$

Quand il y a peu d’objets similaires dans le voisinage de l’objet ramassé par la fourmi,  $f \ll k_R$  on aura donc  $P_R \cong 1$  et par la suite l’objet a beaucoup de chance d’être ramassé.

Inversement, quand le voisinage est dense en objets similaires  $f \gg k_R$ ,  $P_R$  sera très proche de 0 et l'objet aura une faible chance d'être porté par la fourmi.

Comme nous le remarquons,  $\alpha$  est un facteur déterminant dans quelle mesure la dissimilarité entre deux objets est prise en compte. S'il est très grand, on réunit des données hétérogènes, s'il est trop petit, on dissocie toutes les données.

## 2.2. Dépôt d'objet

Si maintenant la fourmi transporte un objet  $o_i$  de la grille, elle le dépose avec une probabilité d'autant plus grande que la densité d'éléments de même type dans le voisinage est grande. Cette probabilité est donnée par la formule suivante:

$$P_D(o_i) = \left( \frac{f(o_i)}{k_D + f(o_i)} \right)^2 \quad (5.3)$$

Où:  $k_D$  est une constante positive.

Si l'objet porté par la fourmi est suffisamment similaire aux objets présents dans son voisinage,  $(o_i) > k_D$ , il aura beaucoup de chance d'être déposé par la fourmi.

## 3. SwarmClust

SwarmClust est une transposition du modèle LF pour la résolution collective du problème de segmentation d'image par classification. Par conséquent, les objets à classer et trier sont les pixels. L'algorithme (voir l'algorithme 5.1) commence avec une phase initiale dans laquelle (1) les  $N$  pixels sont placés aléatoirement sur les cellules de la grille en vérifiant qu'une cellule ne peut contenir qu'un seul pixel à la fois; (2) chaque fourmi choisit aléatoirement un pixel. La fourmi porteuse évalue l'adéquation en terme de niveau de gris qu'il y a entre le pixel qu'elle porte et les pixels contenus dans son voisinage où elle voudrait le déposer à l'aide d'un critère de similarité. Les fourmis génèrent dynamiquement des classes de niveau de gris homogènes à travers une coopération inconsciente.

Nous avons adopté la distance euclidienne des niveaux de gris des deux pixels comprises entre 0 et 1:

$$d(p_i, p_j) = \frac{ng_i - ng_j}{255} \quad (5.4)$$

Où  $ng_i$  et  $ng_j$  sont les niveaux de gris respectifs des pixels  $p_i$  et  $p_j$ .

```

Placer aléatoirement les N pixels de l'image  $p_1, \dots, p_N$  sur la grille G
Pour T=1 à TmaxFaire
Pour toute fourmi  $F_j \in \{F_1, \dots, F_k\}$ Faire
    Si la fourmi  $F_j$  n'est pas chargée de pixel et  $r(p_i) = r(F_j)$ Alors
        Calculer  $f(p_i)$  et  $P_R(p_i)$  // équations (5.1) (5.2)
        La fourmi  $F_j$  ramasse le pixel  $p_i$  suivant la probabilité  $P_R(p_i)$ 
    Fin Si
Si la fourmi  $F_j$  chargée de pixel  $p_i$  et la case  $r(F_j)$  est vide Alors
        Calculer  $f(p_i)$  et  $P_D(p_i)$ 
        La fourmi  $F_j$  dépose le pixel  $p_i$  sur la case  $r(F_j)$  avec une probabilité  $P_D(p_i)$ 
        // équations (5.3) (5.2)
    Fin Si
    Déplacer la fourmi  $F_j$  sur une case voisine non occupée par une autre fourmi
Fin Pour

```

**Algorithme 5.1.** L'algorithme LF(changement des objets par des pixels).

Cette méthode présente certaines limites auxquelles nous pouvons citer :

- les solutions sous-optimales de la méthode: suite aux aspects probabilistes, les fourmis parviennent à détruire une classe déjà construite (besoin de contrôle).
- la convergence est lente.
- les fourmis perdent beaucoup de temps à chercher les pixels tout en se déplaçant sans rien faire.

Notre approche proposée est basée sur une diversité du comportement de fourmis de base: comportement de flocking des oiseaux, comportement de homing des araignées sociales et des fluctuations de comportements standard.

### 3.1. Comportement de flocking des oiseaux

Pour remédier au problème de la convergence dans le modèle LF, on utilise le comportement de déplacement collectif des oiseaux pour contrôler les emplacements prochains relatifs d'une fourmi. En s'inspirant de l'algorithme des oiseaux élaboré par les auteurs de [Monmarché, 2002] vu au chapitre 4 à la section 3.2.1 et [Hamdi, 2008].

Le comportement de déplacement de notre fourmi est déterminé par une règle individuelle identique pour toute la population des fourmis et décrite par l'algorithme 5.2. Cette règle

calcule pour une fourmi donnée une nouvelle direction en fonction de sa position, de sa direction actuelle et des autres fourmis situées dans son voisinage.

Dans SwarmClust, si chaque pixel  $p_i$  de l'image est caractérisé par ses coordonnées réelles dans la grille et par un voisinage  $R_{p_s}$  des  $s \times s$  cases centrées sur lui et qui détermine l'ensemble des pixels  $p_j$  voisins donnés par le paramètre  $V_{p_i}$ , chaque fourmi est caractérisée, au plus de ses coordonnées réelles dans la grille, par son vecteur de direction  $\hat{V}_u$  qui sera généré au début aléatoirement, puis modifié au gré du déplacement des fourmis en suivant une règle de comportement local, tel qu'à chaque itération les fourmis qui transportent des données similaires se déplacent dans la même direction.

Pour une fourmi  $F_u$ , caractérisée par un voisinage  $V_{F_{us}}$  de  $s \times s$  cases centrées sur elle, il faut déterminer le paramètre qui correspond à l'ensemble des fourmis  $k$  se trouvant dans les cases voisines de cette fourmi  $F_u$ . Deux cas peuvent se produire ici: s'il n'y a aucune fourmi dans le voisinage de  $F_u$ , alors  $F_u$  va se déplacer dans la même direction que précédemment.

Si  $V_{F_{us}} \neq 0$  alors il faut éliminer les fourmis non chargées de pixels de l'ensemble de voisinage et calculer la somme des influences sur la direction de  $F_u$  des fourmis chargées de pixels, cette somme sera sa nouvelle direction.

L'idée de base est que la distance réelle entre deux pixels  $p_i$  et  $p_j$  sur la grille, que nous le noterons  $d_r(i, j)$  doit converger vers une distance idéale  $d^*(i, j)$ , qui tient compte de la similarité  $sim_{ij}$  entre les données. Cette distance idéale est donnée par la formule suivante:

$$d^*(i, j) = \frac{1 - sim_{ij}}{1 - sim_{seuil}} d_{voisinage} \quad (5.5)$$

$d_{voisinage}$  est une distance réelle qui dépend de voisinage  $V_{p_s}$  et défini comme suit :

$$d_{voisinage} = \text{Max}_{(i, j) \in R_{p_s}} (d(i, j)) \quad (5.6)$$

$sim_{seuil}$  est un seuil de similarité calculé par la formule suivante :

$$sim_{seuil} = \frac{1}{2} (sim_{Moy} + sim_{Max}) \quad (5.7)$$

Où:  $sim_{Moy}$ ,  $sim_{Max}$  correspondent respectivement à la similarité moyenne et maximale entre les pixels.

Ainsi, si la similarité entre deux pixels ramassés par les fourmis  $F_u$  et  $F_k$  est importante et si ces fourmis sont trop éloignées par rapport à la distance idéale, il faut donc les rapprocher. Inversement, si cette similarité est faible et que les fourmis sont trop proches, il faut les éloigner.

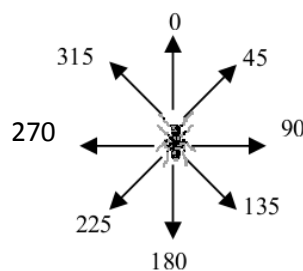
Pour calculer l'influence de la fourmi  $F_k$  sur la fourmi  $F_u$ , il faut comparer la distance réelle  $d_r(i, j)$  à la distance idéale  $d^*(i, j)$  et prendre en compte les deux vecteurs de direction de chacune des deux fourmis. Cette influence prend la forme d'un vecteur  $V_{resultant}(u, k)$  qui est défini par ses deux composantes  $\hat{V}_{uk}$  et  $\beta(u, k)$  où  $\hat{V}_{uk}$  est un vecteur unitaire pointant de la

fourmi  $F_u$  vers la fourmi  $F_k$  et  $\beta(u, k)$  un paramètre qui peut prendre 3 valeurs suivant les cas présentés ci-dessous :

- **Cas1** : si la distance entre les deux fourmis est plus grande que la distance idéale on va alors tenter de rapprocher les deux fourmis et une attraction aura lieu entre  $F_u$  et  $F_k$ , on aura donc  $\beta(u, k) = 1$ .
- **Cas2** : si la distance actuelle entre les deux fourmis est égale à la distance idéale alors le vecteur de direction de  $F_u$  suit celui de  $F_k$  en restant à la distance idéale, on aura donc  $\beta(u, k) = 0$ .
- **Cas3** : si la distance entre les deux fourmis est inférieure à la distance idéale alors une répulsion aura lieu entre  $F_u$  et  $F_k$  puisqu'elles sont trop proches l'une de l'autre, on aura donc  $\beta(u, k) = -1$ .

On obtient alors  $V_{résultant}(u, k) = \hat{v}_k + \beta(u, k) \times \hat{V}_{uk}$  et la nouvelle direction de la fourmi est donnée par le vecteur suivant  $V_{résultant}(u, \cdot) \leftarrow \sum_{k \in v(F_u)} V_{résultant}(u, k)$ .

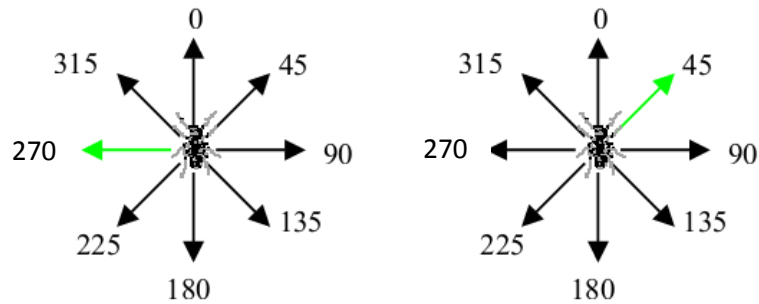
Pour cela nous avons distingué l'ensemble des valeurs des angles qui correspondent aux 8 directions possibles amenant la fourmi au bon choix de la case et que nous avons les représenter par la figure suivante :



**Figure 5.2.** Les 8 directions possibles pour chaque fourmi [Hamdi, 2008].

Le déplacement intelligent de la fourmi concerne uniquement les fourmis chargées d'un objet. Les fourmis non chargées ont un déplacement aléatoire.

Supposons qu'on a deux fourmis voisines A et B et que nous voulons calculer la nouvelle direction de A. Si la fourmi B n'est pas chargée de pixels alors la fourmi A se déplace avec l'ancienne direction (270), par contre, si B transporte déjà un pixel, la direction de A sera influencée par celui de B suivant le degré de similarité calculé entre des pixels portés par les fourmis. En effet, si les pixels sont similaires, une attraction aura lieu entre les deux fourmis qui vont tenter de laisser ces dernières dans leur voisinage. Inversement s'elles sont suffisamment dissimilaires une répulsion se produira pour séparer ces deux voisins.



**Figure 5.3.** La direction de la fourmi A(270) sera influencée par B(45) suivant la similarité entre les pixels portés par ces deux fourmis [Hamdi, 2008].

Donc l'algorithme de déplacement intelligent est le suivant :

**Déterminer le voisinage,  $VF_j$**  de la fourmi  $F_j$

**Si  $VF_{js} = 0$**  (pas de voisinage) **Alors**

$\hat{V}_j(t+1) \leftarrow \hat{V}_j(t)$  // pas de changement

**Si non** (des fourmis dans le voisinage, on s'intéresse que par les fourmis chargées)

**Pour** chaque fourmi chargée,  $F_k \in VF_{js}$  **Faire**

**Déterminer** les pixels ramassés par les fourmis  $F_j$  et  $F_k$ , soit  $p_j$  et  $p_k$  ces pixels

**Si  $d_r(p_j, p_k) > d^*(p_j, p_k)$**  **Alors**

$$\beta(F_j, F_k) = 1$$

**Fin Si**

**Si  $d_r(p_j, p_k) = d^*(p_j, p_k)$**  **Alors**

$$\beta(F_j, F_k) = 0$$

**Fin Si**

**Si  $d_r(p_j, p_k) < d^*(p_j, p_k)$**  **Alors**

$$\beta(F_j, F_k) = -1$$

**Fin Si**

L'influence de  $F_k$  sur  $F_j$  est alors :  $V_{résultant}(F_j, F_k) \leftarrow \hat{V}_{F_k} + \hat{V}_{F_j F_k} \times \beta(F_j, F_k)$

**Fin Pour**

**Calculer** la somme des influences :  $V_{résultant}(F_j, \cdot) \leftarrow \sum_{k \in VF_{js}} V_{résultant}(F_j, F_k)$

**Fin Si**

**Algorithme 5.2.** L'algorithme de déplacement intelligent.

3.2. Comportement de homing des araignées sociales

Comme nous l'avons déjà marqué dans le paragraphe précédent, la fourmi a le droit de se déplacer sur les cases voisines définies dans un voisinage  $V_{F_s}$ , la formule qui définit le vecteur de direction résultant donne dans certains cas des valeurs qui correspondent à une case occupée par une autre fourmi et génère par la suite une situation de blocage.

Dans d'autres cas la direction résultante peut générer un emplacement qui dépasse les bords de la grille et forme un deuxième état de blocage.

Ces problèmes peuvent être résolus par le comportement de homing observé chez l'araignée sociale et qui a été présenté dans le chapitre 3, la section 4.2.2.2. L'idée ici est qu'une fois bloquée, la fourmi applique une règle de retour en arrière sur la grille, ainsi, elle doit retourner à la dernière case et génère un nouvel emplacement aléatoire parmi l'ensemble des cases libres dans son voisinage.

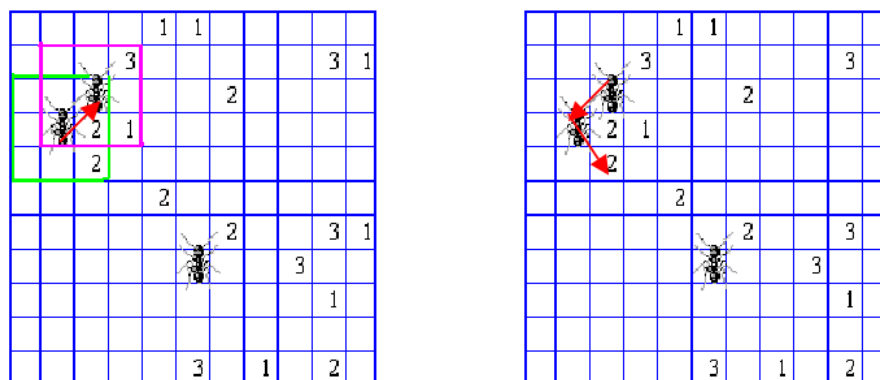


Figure 5.4. Comportement de homing observé si la nouvelle direction génère un emplacement occupé par une autre fourmi [Hamdi, 2008].

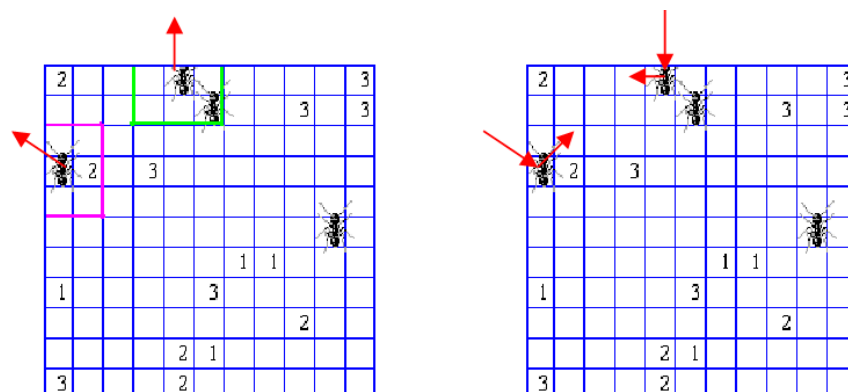


Figure 5.5. Comportement de homing observé si la nouvelle direction génère un emplacement hors grille [Hamdi, 2008].

Après cette première diversité de comportement (flocking des oiseaux et homing des araignées) l'algorithme LF de base sera modifié comme suit:

```

Placer aléatoirement les N pixels de l'image  $p_1, \dots, p_N$  sur la grille G
Pour T=1 à TmaxFaire
Pour toute fourmi  $F_j \in \{F_1, \dots, F_k\}$ Faire
Si la fourmi  $F_j$  n'est pas chargée de pixel et la case  $r(p_i) = r(F_j)$ Alors
  Calculer  $f(p_i)$  et  $P_R(p_i)$ 
    La fourmi  $F_j$  ramasse le pixel  $p_i$  suivant la probabilité  $P_R(p_i)$ 
  Si la fourmi  $F_j$  ramasse le pixel  $p_i$ Alors
    Déplacement Intelligent
  Si Cas de blocage Alors
    Déplacement Aléatoire
  Fin Si
    Sinon (la fourmi  $F_j$  ne ramasse pas le pixel  $p_i$ )
      Déplacement Aléatoire
    Fin Si
  Fin Si
Si la fourmi  $F_j$  chargée de pixel  $p_i$  et la case  $r(F_j)$  est vide Alors
  Calculer  $f(p_i)$  et  $P_D(p_i)$ 
    La fourmi  $F_j$  dépose le pixel  $p_i$  sur la case  $r(F_j)$  avec une probabilité  $P_D(p_i)$ 
  Si la fourmi dépose le pixel Alors
    Déplacement Aléatoire
  Sinon
    Déplacement Intelligent (parce que la fourmi est toujours chargée)
  Si Cas de blocage Alors
    Déplacement Aléatoire
  Fin Si
  Sinon (la fourmi  $F_j$  transporte le pixel  $p_i$  et la case  $r(F_j)$  est vide)
    Déplacement Aléatoire
  Fin Si
Fin Pour
Fin pour
  
```

**Algorithme 5.3.** Première diversité (flocking+ homing).

### 3.3. Comportement d'agents anti-clustering

On constate que l'application des notions préalablement décrites engendre des clusters de tailles différentes, on peut distinguer deux types de clusters générés en fonction de leurs tailles: des clusters suffisamment mûrs ( $d \geq 70$ ) qui ont dépassé l'étape préliminaire, et des clusters ayant un nombre réduit d'objets qu'on l'appelle *aberrants* ( $d < 70$  - inférieure ou égale à quatre).

Une procédure consiste à affecter chaque pixel issu d'un cluster aberrant à un cluster mûr sensé le plus proche par rapport à ce pixel afin de fusionner les aberrants avec les clusters mûrs générés. Le nombre de clusters mûrs sera le nombre final de clusters générés, et la fusion des aberrants n'est que pour accélérer et améliorer la qualité du processus de clustering, car l'approche s'appuie sur le contrôle itératif de chaque tentative de clustering, ce qui nous impose à réduire le temps d'exécution de chaque tentative, qui va à son tour réduire le temps total d'exécution. Car à l'origine, on voudrait se résoudre à un compromis entre ce temps et la qualité de clustering.

Pour plus d'une adaptabilité et de flexibilité à notre modèle de clustering proposé, on introduira des agents anti-clustering (Ac) de contrôle dont l'objectif est de construire des agents de contrôle qui se comportent contrairement aux agents de clustering, afin de réduire (ou d'empêcher) l'effet de clustering (chapitre 2, section 6.2).

Par contre à [KENIDRA, 2014] qui a utilisé une comparaison entre le nombre de clusters générés avec le nombre voulu fixé déjà, nous avons utilisé le coefficient de silhouette comme mesure de qualité de clustering. Cette intervention n'est que pour donner la chance aux agents de clustering pour reconstruire de nouveaux clusters sur une plateforme initiale et le nombre de clusters sera extrait automatiquement.

Les différents agents (Ac) utilisés sont: Ac-ant renversés, Ac-ant de voisinage inversé, Ac-ant aléatoires.

#### 3.3.1. Ac-ant renversés

Pour Ac-ant renversé, les probabilités pour qu'une fourmi de clustering ramasse un pixel ou le dépose, sont permutées dans une certaine situation.

Un tel agent va déposer (respectivement ramasser) un pixel avec la même probabilité qu'un agent de clustering ramasserait (respectivement déposerait) un pixel dans le même voisinage  $f$  :

$$P_R^{rev}(p_i) = P_D^{clust}(p_i) = \left(\frac{f}{k_R + f}\right)^2 \quad (5.8)$$

$$P_D^{rev}(p_i) = P_R^{clust}(p_i) = \left(\frac{k_D}{k_D + f}\right)^2 \quad (5.9)$$

Où  $k_D$  et  $k_R$  sont les valeurs seuils, utilisées pour les agents renversés. Dans la plupart des expériences les deux paramètres  $k = k_D = k_R$  sont initialisés à une même valeur.

Comme un cas extrême du comportement d'Ac-ant renversé, les Ac-ants renversés stricts, ou tout simplement les Ac-ants stricts. Ils ramassent les pixels avec une probabilité 1 s'il y a au moins un autre pixel dans leur voisinage et ne déposent les pixels que s'il n'y a aucun élément dans le voisinage. Un tel comportement est dénoté par  $k = 0$ , puisque c'est la même chose que le comportement des Ac-ant renversé pour les paramètres seuil  $k_D = k_R$  proches de 0.

Une autre possibilité de revenir sur le comportement des agents de clustering est de renverser la probabilité de ramasser et de déposer les pixels, de sorte que:

$$P_R^{rev}(p_i) = 1 - P_R^{clust}(p_i) \quad (5.10)$$

$$P_D^{rev}(p_i) = 1 - P_D^{clust}(p_i) \quad (5.11)$$

### 3.3.2. Ac-ant de voisinage inversé

Ac-ant de voisinage inversé ont les mêmes règles comportementales que les fourmis de clustering, mais ils ont une perception inversée du voisinage, c'est-à-dire, sur chaque cellule voisine, un Ac-ant de voisinage inversé voit un pixel lorsque la cellule est vide, sinon il ne voit aucun pixel. Ainsi, ces fourmis déposent des pixels avec une probabilité élevée lorsqu'il y a moins de pixels dans leur voisinage.

Formellement, les probabilités de ramasser et de déposer un élément sont:

$$P_R^{inv}(f) = P_R^{clust}(1 - f) = \left(\frac{k_R}{k_R + 1 - f}\right)^2 \quad (5.12)$$

$$P_D^{inv}(f) = P_D^{clust}(1 - f) = \left(\frac{1 - f}{k_D + 1 - f}\right)^2 \quad (5.13)$$

Où  $k_D, k_R$  sont les valeurs de seuil utilisées pour Ac-ant de voisinage inversé.

### 3.3.3. Ac-ant aléatoire

L'introduction de l'aspect aléatoire dans le comportement des agents, dans le sens où des pixels sont transportés aux cellules aléatoires, ça peut évidemment gagner un clustering robuste. Les agents-AC aléatoires ramassent toujours des pixels quand ils entrent dans une cellule occupée. Si un tel agent ramasse un pixel, il le dépose sur une cellule vide avec une probabilité fixe  $t > 0$ .

Formellement, pour les agents-AC aléatoires, les probabilités de ramasser un pixel et de le déposer sont:

$$P_R^{rand}(p_i) = 1 \quad (5.14)$$

$$P_D^{rand}(p_i) = t \quad (5.15)$$

Dans la figure 5.7 des exemples de fonctions de probabilité pour ramasser ou déposer des pixels pour les différents agents sont donnés [Scheidler, 2010].

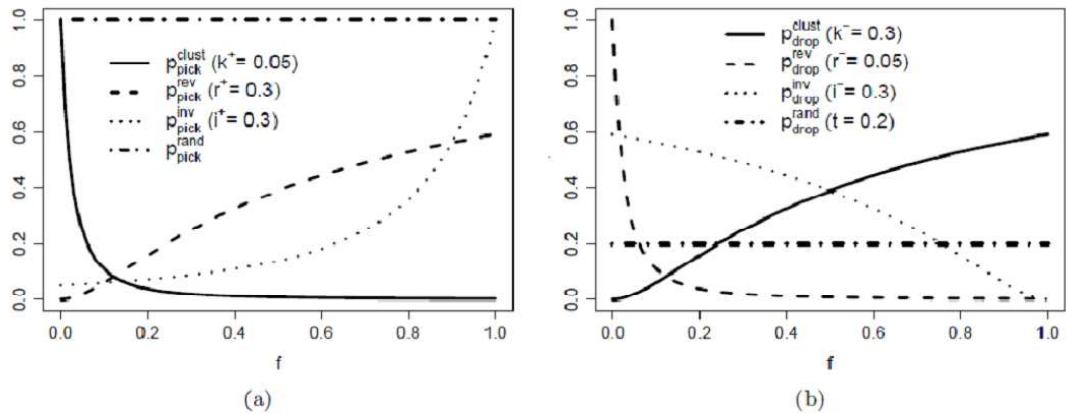


Figure 5.6. Les différents types d'agents [Scheidler, 10].

Probabilités pour ramasser (a) et de déposer (b) un pixel pour les différents types d'agents (agents de clustering, Ac-ants renversés, Ac-ants de voisinage inversé et Ac-ants aléatoires);  $f$  dénote la fraction des cellules occupées dans le voisinage.

### 3.4. Algorithme proposé : SwarmClust

SwarmClust est une hybridation des différents comportements discutés ci-dessus ("Première diversité: agrégation+ flocking+ homing"+ Agents Anti-Clustering). Cette approche essentiellement s'appuie sur la mesure de qualité de clustering, selon les valeurs du coefficient de silhouette obtenues, si les valeurs entre -1 et 0.2 (émergence négative), une nouvelle tentative de clustering. Avant de passer à exécuter l'algorithme une autre fois, il faut détruire les clusters générés, car ils sont considérés comme une émergence négative.

Il s'agit d'un contrôle d'une boucle de feedback, cette boucle globale contrôle le système et essaie d'atteindre des objectifs donnés (intervalle des valeurs du coefficient de silhouette). Ici la partie contrôle a une vue globale sur le système et permet de mesurer les états du système global et offre une bonne adaptabilité. Cette mesure s'effectue à chaque nombre limité d'itérations.

#### Début

Algorithme **Première diversité** (section 3.2)

**Si**  $S(i) > 0.2$  (equation 5.30) **Alors STOP**

**Sinon**

**Introduire** les agents anti-clustering pendant une durée qui vaut  $(T_{max} / 10)$  itérations

**Aller** au « Début »

**FinSi**

**Fin**

Algorithme 5.4. L'algorithme SwarmClust.

#### 4. Etude expérimentale

Afin de tester les performances de notre algorithme nous avons utilisé les images présentées dans les figures 5.8. Cette application pour la segmentation d'images conduit à une évaluation des résultats obtenus en l'absence d'informations sur la partition correcte.

##### 4.1. Les images de test

Le tableau 5.1 présente pour chacune des images, l'intervalle optimal pour le nombre des classes obtenu de [Turi, 2001], le nombre de niveau de gris présent dans l'image ainsi que l'histogramme associé.

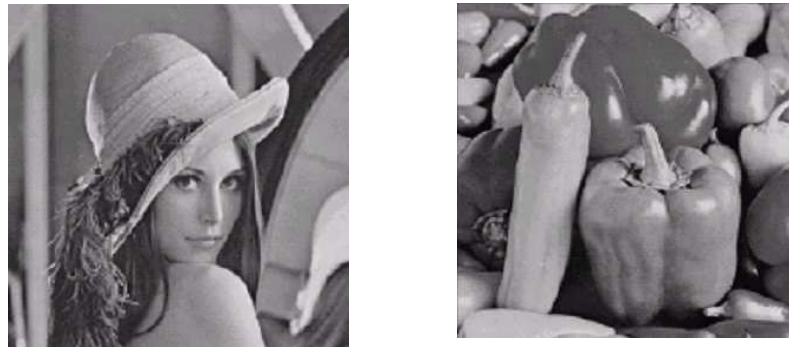


Figure 5.7. Les images de test (Lenna à droite, Poivron à gauche).

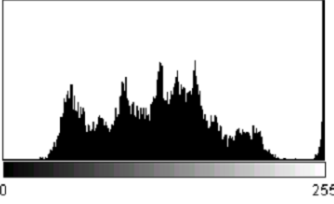
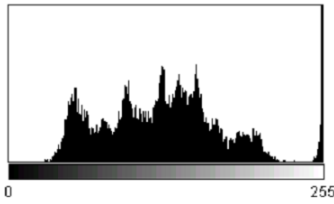
Image	Nbr de classes (K)	Nbr niveau de gris	Histogramme
Lenna	[5,10]	52	
Poivron	[6,10]	54	

Tableau 5.1. Caractéristiques des images de test.

##### 4.2. Nombre de clusters (K)

Le nombre de clusters  $K$  est le nombre de différentes régions des cellules connectées où chaque cellule a plus que  $d$  objets dans son voisinage. En d'autres termes, la mesure compte le nombre de régions à haute densité.

### 4.3. Les mesures d'évaluation

Pour évaluer les résultats de classification obtenus par SwarmClust pour la segmentation d'image, nous avons utilisé la mesure *coefficient de silhouette* pour valider la performance de classification. Pour étudier la performance de segmentation des images, nous avons décidé d'utiliser la mesure nous avons décidé d'utiliser la mesure d'intra-inter classes de *Rosenberger* [Rosenberger, 1999]. En plus de ces deux mesures, pour chaque expérimentation, nous donnons le nombre moyen de classes identifiées.

#### 4.3.1. Coefficient de Silhouette

Le coefficient de silhouette est une mesure conçue pour évaluer la qualité des résultats générés par un algorithme de clustering. La moyenne de coefficient de silhouette d'un cluster est calculée en prenant la moyenne des valeurs des coefficients de silhouette de chaque point dans le cluster. L'indice de silhouette  $S(i)$  de chaque objet dans l'ensemble de données est la différence moyenne entre la distance intra-cluster et la distance inter-cluster de l'objet avec les membres du cluster le plus proche. Elle peut être calculée selon les formules suivantes, tirées de [Brecheisen, 2006] :

$$a(i) = \frac{1}{A-1} \sum_{j \in A, j \neq i} d(i, j) \quad (5.16)$$

Où  $a(i)$  est la dissemblance moyenne de  $i$  à tous les autres objets dans  $A$

$$d(i, C) = \frac{1}{C} \sum_{j \in C} d(i, j) \quad (5.17)$$

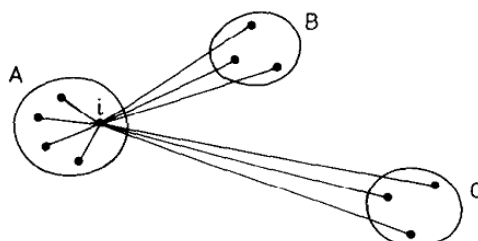
Dissemblance moyenne de  $i$  à tous les objets  $C$ , où  $C$  est tout autre cluster.

$$b(i) = \min_{C \neq A} d(i, C) \quad (5.18)$$

Où  $b(i)$  est le minimum sur tous les clusters  $C$  de  $d(i, C)$ , correspondant à la classe la plus proche  $B$

$$S(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (5.19)$$

La valeur de l'indice de silhouette est comprise entre -1 et 1. Cependant, on peut connaître la qualité du cluster, ou la cohésion et à la séparation des points à l'intérieur et entre les clusters, par les valeurs des coefficients de silhouette. Si les valeurs entre -1 et 0,2, alors les clusters sont moins cohérents et moins partitionnés pour former de nombreux sous-clusters [Rousseeuw, 1987]. Pour les valeurs de silhouette allant de 0,2 à 0,4 les clusters sont cohérents et bien séparés, bien que la qualité de cluster puisse être améliorée en re-exécutant l'algorithme de clustering. Toutes les valeurs ci-dessus de 0,5 à 1,0 indiquent que les clusters sont fortement classés.



**Figure.5.8.** Une illustration des éléments impliqués dans le calcul de  $S(i)$ , où l'objet  $i$  appartient au cluster  $A$  [Rousseeuw, 1987].

#### 4.3.2. Critère inter-intra régions de Rosenberg

D.Rosenberg propose un critère permet d'estimer l'homogénéité des classes d'un résultat de segmentation de manière à maximiser l'homogénéité intra-classe et le contraste inter-classes.

$$Rosenberg = \frac{Disparité_{intra} + 1 - Disparité_{inter}}{2} \quad (5.20)$$

$Disparité_{intra}$  est la disparité intra-classe globale et  $Disparité_{inter}$  est la disparité intra-classe globale.

$$Disparité_{intra} = \frac{1}{NC} \sum_{k=1}^{NC} \frac{Card(C_k)}{Card(I)} Disparité_{intra}(C_k) \quad (5.21)$$

L'importance de la disparité intra-classe d'une classe dans le calcul de la disparité globale est proportionnelle au nombre de pixels de cette classe. Il est en effet souhaitable qu'une classe de petite taille ait une influence moindre dans le calcul de la disparité intra-classe globale.

$$Disparité_{intra}(C_i) = \frac{2}{255} \sqrt{\frac{1}{Card(C_i)} \sum_{p_i \in C_i} g_I^2(p_i) - \frac{1}{Card(C_i)^2} \left( \sum_{p_i \in R_i} g_I(p_i) \right)^2} \quad (5.22)$$

avec  $g_I(p_i)$  correspond au niveau de gris du pixel  $(p_i)$  de l'image  $I$ .

$$Disparité_{inter} = \frac{1}{NC} \sum_{k=1}^{NC} \frac{Card(C_k)}{Card(I)} Disparité_{inter}(C_k) \quad (5.23)$$

Dans le calcul des disparités intra et inter-classes, la nature des classes segmentées est prise en compte à savoir uniforme et texturée.

La disparité inter-classes d'une classe se base sur sa disparité avec ses voisines et se calcule comme suit :

$$Disparité_{inter}(C_i) = \frac{1}{q^{(i)}} \sum_{j=1}^{q^{(i)}} Disparité_{inter}(C_i, C_j) \quad (5.24)$$

avec  $q^{(i)}$  le nombre de classes  $C_j$  voisine à  $C_i$ . La disparité entre deux classes uniformes se calcule de la manière suivante :

$$Disparité_{inter}(C_i, C_j) = \frac{|\bar{g}_I(R_i) - \bar{g}_I(R_j)|}{NG} \quad (5.25)$$

Où  $NG$  est le nombre de niveaux de gris dans l'image. Cette mesure calcule la différence normalisée des niveaux de gris de deux régions uniformes.

#### 4.4. Comparaison des résultats

Les résultats obtenus avec l'application SwarmClust, sont comparés avec ceux obtenus par l'algorithme classique de classification KMEANS. Comme nous l'avons connu, cet algorithme de classification converge rapidement vers un optimum local mais il présente le principal inconvénient de nécessiter une partition de départ avec un nombre de classes fixé (ce qui n'est pas le cas de notre algorithme). Dans nos expériences, nous avons initialisé l'algorithme KMEANS avec une partition contenant un nombre de classes aléatoirement constituées de 20 et de 100 classes. Nous l'appellerons, 20\_KMEANS et 100\_KMEANS dans la suite de cette section.

Le tableau 5.2 résume les valeurs des paramètres de SwarmClust et de KMEANS avec lesquels nous avons obtenu de bons résultats.

Paramètre	Désignation	Valeur
A	Nombre de fourmis	50
Tmax	Nombre maximum d'itérations dans SwarmClust	1000
KD	Paramètre de déposer	0.3
KR	Paramètre de ramasser	0.1
Nbr-iter	Nombre d'itérations maximum de KMEANS	50

**Tableau 5.2.** Paramètres de SwarmClust et de KMEANS.

Le tableau 5.3 résume les résultats de SwarmClust et de KMEANS pour la segmentation des images réelles en utilisant la mesure intra-inter régions. Pour chacune d'elles, 50 tests ont été menés afin d'avoir une estimation du comportement moyen de chacun des algorithmes. Pour chacune des mesures d'évaluation, nous avons calculé les valeurs moyennes.



Lenna	20_KMEANS	100_KMEANS	SwarmClust
nombre de classe (K)	19	52	10
intra_inter classes	4,652 e-01	4,882 e-01	3,313 e-01
Pappers	20_KMEANS	100_KMEANS	SwarmClust
nombre de classe (K)	14	54	7
intra_inter classes	4,334 e-01	4,887 e-01	2,462 e-01

**Tableau 5.3.** Résultats de classification des images par les algorithmes KMEANS et SwarmClust.

D'après les valeurs obtenues, on constate comme prévu l'incapacité de KMEANS, à extraire le bon nombre de classes quand le nombre de classes de départ est éloigné du nombre de classes originelles. Les résultats de 20\_KMEANS sont meilleurs que ceux de 100\_KMEANS. On

constate aussi que l'algorithme KMEANS tend à fournir un nombre de classes égal au nombre de niveaux de gris présents dans les images à segmenter. Les résultats montrent clairement que l'algorithme SwarmClust bien qu'il ne nécessite pas une connaissance du nombre probable de classe, arrive à identifier un nombre égal (ou très proche) du nombre correct de classes avec un écart type presque nul. D'un autre côté, la qualité de la classification générée par l'algorithme SwarmClust est très proche de la qualité optimale comme l'atteste les valeurs d'intra-inter classes réduite ce qui traduit une bonne homogénéité à l'intérieur des classes.

Le tableau 5.4 montre quelques exemples des images segmentées par SwarmClust avec différents nombres de classes extraites.

	Image segmentée	Nombre de classes
Lenna		10
	Image segmentée	Nombre de classes
Poivron		7

**Tableau 5.4.** Exemples d'images segmentées par le nombre de classes obtenu par SwarmClust.

### Conclusion

Dans ce chapitre nous avons montré que swarmest une source d'inspiration pertinente pour résoudre des problèmes de clustering. En particulier, nous avons observé que la diversité de populations des agents de clustering constamment surpasse l'homogénéité des groupes. En outre, nous avons trouvé que les changements comportementaux locaux basés sur une expérience antérieure peuvent être manipulés pour produire des effets macroscopiques désirés, dans un côté par un déplacement intelligent, et dans l'autre côté, dans la forme de bascules comportementales régulées par le feedback global d'environnement.

Dans SwarmClust, les pixels de l'image sont manipulés par des fourmis artificielles d'une façon analogue au comportement de tri du couvain observé chez les fourmis réelles où les déplacements sont effectués en tenant compte de la similarité des objets qu'elles portent, comme étant le cas de vol collectif observé chez certains oiseaux, et où les états de blocage sont résolus par le comportement de retour en arrière (homing) observé chez l'araignée. Suite aux aspects probabilistes, les fourmis parviennent à détruire une classe déjà construite, les

comportements des fourmis anti clustering sont alors proposés en tant que technique de contrôle d'émergence de partition effectuée.

SwarmClust est une nouvelle approche pour la classification non supervisée des images. L'intérêt principal de cet algorithme est sa capacité à extraire automatiquement les classes présentes dans l'image sans connaître le nombre de classes a priori et sans partition de départ. Dans les précédents travaux les fourmis se déplacent dont les paramètres sont difficiles à fixer et ont une grande influence sur la convergence de l'algorithme de fourmis. SwarmClust utilise une fonction de similarité locale qui mesure la similarité d'un pixel en terme de niveau de gris aux autres pixels présents dans une classe. Les expériences effectuées montrent que SwarmClust fournit de très bons résultats sur des images réelles variées et s'avère comme prévu supérieur à l'algorithme classique KMEANS. De plus cet algorithme est par sa nature distribuée donc facilement parallélisable.

---

# Conclusion

## Générale

---

"Tout devait être organisé  
et cela nécessitait un organisateur..."

## Conclusion Générale

---

Dans le cadre de notre mémoire, nous avons montré "qu'un système complexe n'est pas nécessairement compliqué". La règle de base mise en lumière ici est qu'une multitude d'individus relativement simples s'auto-organise à partir de règles simples peut faire émerger un comportement collectif intelligent capable de résoudre des problèmes globaux complexes qui se posent à la communauté. Ce principe fondamental peut être illustré par des exemples observés dans la nature chez certains animaux et insectes qui vivent en colonies.

Dans notre travail nous avons présenté des travaux qui s'inspirent de ces comportements pour résoudre des problèmes informatiques. Et nous nous sommes intéressés à l'intelligence collective (Swarm Intelligence) comme modèle concret d'auto-organisation et d'émergence en biologie pour résoudre le problème de segmentation d'image en niveau de gris par classification non supervisée. Ainsi, la capacité des fourmis à rassembler leurs cadavres et à trier leur couvain grâce au mécanisme d'auto-organisation le plus puissant et favorisé "la stigmergie", a été reproduite et adaptée au problème de classification non supervisée des pixels d'une image. L'ensemble de pixels de l'image, définis par un niveau de gris, doit être partitionné de la manière la plus naturelle possible et la plus pertinente aux observateurs. Et quoique nous ne disposions d'aucune information sur le nombre de groupes à constituer. Les fourmis artificielles ont été utilisées pour proposer une solution à ce problème (l'algorithme LF): les pixels sont répartis sur une grille à deux dimensions indépendamment de leurs caractéristiques et les individus-fourmis ramassent et déposent ces pixels de cet environnement suivant une mesure de similarité entre les pixels de cases voisines.

Le comportement local d'une fourmi (la décision de ramasser ou de déposer un pixel) amène la grille vers un état stable où les pixels similaires à base de leurs caractéristiques sont placés dans une même partie de la grille et émergent ainsi des clusters. L'aspect non supervisé est pris en compte par le fait que les fourmis ne connaissent pas la classe du pixel qu'elles transportent et par conséquent ne peuvent se baser que sur une mesure de similarité pour décider de déposer ou de ramasser un pixel. De plus, l'algorithme découvre lui-même le nombre de classes nécessaires à la répartition des pixels. Cette émergence peut se produire sans qu'elle ne soit voulue, et c'est la raison pour laquelle on a adopté la technique du contrôle d'émergence.

La grande diversité de comportements observés est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques qui a poussé les informaticiens à élaborer des algorithmes simples de résolution de problèmes complexes. L'algorithme SwarmClust, développé à cette occasion, constitue une meilleure utilisation de différentes techniques de swarm pour le problème de classification non supervisée des pixels puisqu'il utilise plus qu'un comportement biologique comme source d'inspiration et explore le rôle de la diversité et le comportement local adaptatif dans la formation de phénotype collectif de l'essaim grâce à une hybridation purement swarm. Par apport aux travaux initiaux, nous avons obtenu de bons résultats avec moins d'itérations.

Le déplacement des pixels utilisé jusqu'alors est aléatoire, en rectifiant ce déplacement qui sera qualifié d'un certain degré d'intelligence, nous avons simplifié et accéléré la convergence, réduit l'erreur de classification. Le comportement de déplacement collectif des oiseaux contrôle les emplacements prochains relatifs d'une fourmi, alors que le comportement de homing

## Conclusion Générale

---

observé chez l'araignée permet de résoudre ses situations conflictuelles. L'introduction des agents anti-clustering, comme approche de contrôle par swarm pour détruire l'émergence négative. Ces agents agissent de façon inverse par rapport au comportement de fourmis artificielles.

## Perspectives

Ce travail se positionne comme une contribution au développement d'algorithmes d'auto-organisation émergents inspirés des colonies des insectes et des animaux. Cette contribution donne naissance à une nouvelle méthode de classification à travers laquelle nous avons démontré pour la première fois, à notre connaissance, qu'il est possible d'améliorer les algorithmes stochastiques en utilisant une hybridation purement swarm, et c'est à cette voie que nous souhaitons inscrire nos prochains travaux.

Une autre orientation qu'on peut-être dégageait consiste à hybrider cet algorithme (tel que décrit dans le point précédent) avec KMEANS. L'astuce est de découper le processus de clustering en deux phases, cet algorithme joue le premier rôle qui consiste à détecter les noyaux de départ (leur nombre et leur sélection) et KMEANS joue le deuxième rôle. Cette hybridation principalement vise à accélérer le processus de clustering. Bien que KMEANS soit un algorithme très rapide en termes de temps d'exécution, il a deux points faibles, le premier qu'il exige le nombre de clusters a priori, le deuxième se résume à la sélection des objets initiaux, cette sélection est importante, car les résultats directement dépendent de cette sélection. Finalement, on peut dire qu'avec cette hybridation:

- le problème lié au nombre de clusters qui doit être requis a priori est résolu.
- les noyaux de départ créés, vont jouer le rôle des objets initiaux du KMEANS.

Pour la possibilité de prévoir l'émergence négative. Cette prévision s'appuie sur l'injection des fourmis préventives. Notre proposition future est de bénéficier de plus en plus des mécanismes d'auto-organisation, un composant pourra décider par lui-même quand il passe du mode normal à un mode anti ou vice-versa pour empêcher l'émergence négative, par exemple, dépasse un seuil de nombre de fois de ramasser ou de déposer.

Le plus important est qu'il s'agit d'exploiter le parallélisme implicite des algorithmes basés swarm afin d'améliorer en plus le temps de convergence. Par exemple, on pourra associer aux fourmis des processeurs indépendants qui communiqueront entre eux à travers une mémoire commune qui contiendra les valeurs des phéromones.

# Bibliographie

- [Admane, 2006] L. Admane, K. Benatchba, M. Koudil, L. Siad, S. Maziz, "AntPart: an algorithm for the unsupervised classification problem using ants". Applied Mathematics and Computation, Vol. 180, Issue 1, pp. 16-28, 2006.
- [Ali, 1998] S.M.Ali, R.M.Zimmer and C.M.Elstob,"The question concerning emergence: implication for artificiality". In D.M.Dubois (Ed), First Computing Anticipatory Systems Conference (CASYS'97), CHAOS, Liège, Belgium, 1998.
- [Alviar, 2007] J. B. Alviar, J. Pena, R. Hincapie,"Subpopulation best rotation: a modification on PSO".RevistaFacultad de Ingenieria No 40, pp 118–122, 2007.
- [Arshinov, 2003] V. Arshinov, F. Christian,"Causality, emergence, self-organisation", Technical report, 1<sup>st</sup> Year Report-INTAS Project "Human Strategies in Complexity, 2003.
- [Ashby, 1947] W. R. Ashby, "Principles of self-organizing dynamic systems". Journal of General Psychology37, 125–128, 1947.
- [Aupetit, 2003] S. Aupetit, V. Bordeau, N. Monmarché, M. Slimane, G. Venturini, "Interactive Evolution of AntPaintings". IEEE Congress on Evolutionary Computation. 2003.
- [Azzag, 2003] H. Azzag, Monmarché, N. Slimane, M. Venturini, C. Guinot,"AntTree: A new model for clustering with artificial ants". In: IEEE Congress on Evolutionary Computation, Canberra, 8-12 december 2003.
- [Babaoglu, 2002] O. Babaoglu, H. Meling, A. Montresor, "Anthill: A framework for the development of agent-based peer to peer systems". In Proceedings of the ICDCS'02, Vienna, A, July 2002.
- [Bar-Yam, 1997] Y. Bar-Yam, "Overview: The Dynamics of Complex Systems-examples, questions, methods and concepts". Studies in Nonlinearity, In: Dynamics of Complex Systems, Westview Press, 1997.
- [Bar-Yam, 2003] Y. Bar-Yam,"Dynamics of Complex Systems". Wesview Press, 2003.
- [Beale, 1990] R. Beale, R. Jackson, "Neural Computing: An Introduction". Institute of Physics Publishing, London, 1990.
- [Bedau, 1997] M. A. Bedau, "Weak emergence". In: Tomberlin, J. (ed) Philosophical Perspectives: Mind, Causation and World, vol. 11, pp. 375–399, Blackwell, Malden, 1997.
- [Bedau, 2002] M. A. Bedau,"Downward causation and the autonomy of weak emergence". Principia 6(1),5–50, 2002.
- [Beni, 1989] G.Beni, J.Wang, "Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems". Proceedings of the NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems, Il Ciocco, Tuscany, Italy, June 26-30, 1989.
- [Bonabeau, 1997] E.Bonabeau, G. Theraulaz, "Auto-organisation et comportements collectifs: la modélisation des sociétés d'insectes". Auto-organisation et comportement, Editions Hermès, 1997.
- [Bonabeau, 1999]E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Théraulaz,"Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems". Oxford University Press, London, 1999.

- [Bourjot, 1999] C. Bourjot, V. Chevrier, A. Bernard, B. Krafft, "Coordination par le biais de l'environnement: une approche biologique". In actes des 7èmes JFIADSM, St Gilles les Bains, pp 237-250, Hermes, 1999.
- [Bourjot, 2003] C. Bourjot, V. Chevrier, V. Thomas, "A new swarm mechanism based on social spiders colonies: from web weaving to region detection". *Web Intelligence and Agent Systems: An International Journal-WIAS*, 2003.
- [Brecheisen, 2006] S. Brecheisen, H. P. Kriegel, M. Pfeifle, "Parallel Density-Based Clustering of Complex Objects", *PAKDD, LNAI 3918* pp 179 – 188, 2006.
- [Camazine, 2003] S. Camazine, J. L. Deneubourg, N.R. Franks, J. Sneyd, G. Théraulaz, E. Bonabeau, "Self-Organization in Biological Systems". Princeton University Press, Princeton 2001.
- [Caper, 2003a] D. Caper, J. P. Georgé, M. P. Gleizes, P. Glize, "The AMAS theory for complex problem solving based on self-organizing cooperative agents". *TAPOCS*, Linz, Autriche, 2003.
- [Caper, 2003b] D. Caper, J. P. Georgé, M. P. Gleizes, P. Glize, "Emergence of organisations, emergence of functions". In *AISB'03 symposium on Adaptive Agents and Multi-Agent Systems*, pp 103–108, D. Kudenko, D. Kazakov, and E. Alonso (Eds), University of Wales, Aberystwyth, 2003.
- [Castro, 2002] L. D. Castro, J. Timmis, "Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach". Springer, Berlin, 2002.
- [Castro, 2003] L. D. Castro, J. Timmis, "Artificial immune systems as a novel soft computing paradigm". *SoftComput.* 7, 526–544, 2003.
- [Chalmers, 2002] D. J. Chalmers, "Varieties of emergence". Tech. Rep, University of Arizona. 2002.
- [Chalmers, 2006] D. J. Chalmers, "Strong and weak emergence". In Davies, P, Clayton, P. (eds) *The Re-emergence of Emergence*, pp. 244–256, Oxford University Press, 2006.
- [Chandebois, 1999] R. Chandebois, "Comment les cellules construisent l'animal", Phénix éditions, Paris, 1999.
- [Chandrasekar, 2007] R. Chandrasekar, T. Srinivasan, "An improved probabilistic ant based clustering for distributed databases". In M. M. Veloso (Ed), *proceedings of 20th international joint conference on artificial intelligence* (pp. 2701–2706), *IJCAI 2007*.
- [Cheng, 2001] H. Cheng, X. Jaing, Y. Sun, J. Wang, "Color Image Segmentation: Advances & Prospects". *Pattern Recognition*, vol.34, pp. 2259-2281, 2001.
- [Collier, 2003] J. Collier, "Fundamental properties of self-organisation". In: V. Arshinov, C. Fuchs, (eds), "Emergence, Causality, Self-Organisation". pp. 150–166, *NIA-Priroda*, Moscow, 2003.
- [Collier, 2004] J. Collier, "Self-organization, individuation and identity". *Rev. Int. Philos.* 59, 151–172, 2004.
- [Contractor, 1993] N. S. Contractor, D. R. Seibold, "Theoretical frameworks for the study of structuring processes in group decision support system—adaptive structuration theory and self-organising systems theory". *Hum, Commun. Res.* 19 (4), 528–563, 1993.
- [Corning, 2002] P. A. Corning, "The re-emergence of emergence: a venerable concept in search of theory". *Complexity*, 7:18-30, 2002.

- [Crutchfield, 1993] J. Crutchfield, "The calculi of emergence: Computation, dynamics, and induction". Working Paper 94-03-016, Santa Fe Institute, 1993.
- [Crutchfield, 1994] J. Crutchfield, "Is anything ever new? Considering emergence". Working Paper 94-03-011, Santa Fe Institute, 1994.
- [Cui, 2005a] X. Cui, T. E. Potok, "Document clustering analysis based on hybrid PSO+K-means algorithm". *Journal of Computer Sciences*, 5, 27–33, 2005.
- [Cui, 2005b] X. Cui, T. E. Potok, P. Palathingal, "Document clustering using particle swarm optimization". In *Proceedings of the IEEE swarm intelligence symposium, SIS 2005* (pp. 185–191). Piscataway: IEEE Press, 2005.
- [Delgado, 1997] J. Delgado, R. Sole, "Collective-induced computation". *Physical Review*, Vol. 55, pp.2338-2344, 1997.
- [Deneubourg, 1990] J.L.Deneubourg, S Aron, S. Goss, J.M.Pasteels, "The self-organizing exploratory pattern of the argentine ant". *Dans Journal on insect Behavior*, 3: 159-168, 1990.
- [Diego, 2005] A. I. Diego, G. Leguizamon, M. Errecalde, "Adaptive clustering with artificial ants". *Journal of Computer Science and Technology*, Science Press, Vol. 5, No. 4, 2005.
- [Dorigo, 1996] M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni, "Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents". *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B*, 26(1), 1996.
- [Dorigo, 2000] M. Dorigo, E. Bonabeau, G. Theraulaz, "Ant algorithms and stigmergy". *Future Generation Computer Systems* 16: pp. 851–871, 2000.
- [Dorigo, 2004] M. Dorigo, T. Stützle, "Ant colony optimization". Cambridge: MIT Press, 2004.
- [Dowling, 2001] J. Dowling, V. Cahill, "The K-Component Architecture Meta-Model for Self-Adaptive Software". *Proceedings of Reflection, Lecture Notes in Computer Science*, volume 2192, pp. 81-88, Springer-Verlag, Berlin, 2001.
- [Edmonds, 1999] B. Edmonds, "Syntactic Measures of complexity". PhD thesis, University of Manchester, 1999.
- [Eronen, 2004] M. Eronen, "Emergence in the Philosophy of Mind". PhD thesis, University of Helsinki, 2004.
- [Farland, 1987] D. McFarland, "The Oxford Companion to Animal Behaviour". Oxford University Press, London, 1987.
- [Fenet, 1998] S. Fenet, S. Hassas, "An ant based system for dynamic multiple criteria balancing". In *Proceedings of the First Workshop on ANT Systems*, Brussels, Belgium, September, 1998.
- [Fenet, 2002] S. Fenet, S. Hassas, "A distributed intrusion detection and response system based on mobile autonomous agents using social insects communication". *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, 63:21–31, 2002.
- [Fernandes, 2008] C. Fernandes, A. M. Mora, J. J. Merelo, V. Ramos, J. L. J. Laredo, "KohonAnts: A Self-Organizing Ant Algorithm for Clustering and Pattern Classification", <http://arxiv.org/abs/0803.2695v1>, 2008.
- [Focardi, 2002] S. Focardi, S. Cincotti, M. Marchesi, "Self-organization and market crashes. *Journal of Economic Behavior and Organization*", 49(2):241–267, 2002.
- [Forrest, 1991] S. Forrest, "Emergent computation: Self-organizing, Collective, and cooperative phenomena in Natural and Artificial Computing networks". Special issue of *Physica D*, MIT Press/North-Holland, 1991.

- [Forrest, 1997] S. Forrest, S. Hofmeyer, A. Somayaji, "Computer immunology". Commun. ACM 40 (10), 88–96, 1997.
- [Foukia, 2003] N. Foukia, S. Hassas, "Towards self-organizing computer networks: A complex system perspective". In: Proceedings of the International Workshop on Engineering Self-Organizing Applications, Melbourne, Australia, 2003.
- [Fromm, 2004] J. Fromm, "The emergence of complexity". Kassel University, 2004.
- [Fromm, 2005] J. Fromm, "Ten questions about emergence. Technical report, Kassel University, 2005.
- [Georgé, 2003] J. P. Georgé, "L'émergence". Technical report, IRIT, 2003.
- [Georgé, 2004] J. P. Georgé, "Résolution de problèmes par émergence. Étude d'un Environnement de Programmation Émergente". Thèse de doctorat, Université Toulouse III, France, 2004.
- [Gershenson, 2007] C. Gershenson, "Design and Control of Self-organizing Systems". New England Complex Systems Institute and Vrije Universiteit Brussel, 2007.
- [Glansdorff, 1973] P. Glansdorff, I. Prigogine, "Thermodynamic theory of structure, stability and fluctuations", Am. J. Phys. 41, 147–148, 1973.
- [Gleizes, 1999] M. P. Gleizes, V. Camps, P. Glize, "A theory of emergent computation based on cooperative self-organisation for adaptive artificial systems". Fourth European Congress of Systems Science, Valencia, 1999.
- [Gleizes, 2004] M. P. Gleizes, "Vers la résolution de problèmes par émergence". Habilitation à diriger des recherches de l'université Paul Sabatier, 2004.
- [Glenn, 2002] H. Glenn, G. Gary, "Energizing your e-commerce through self-organising collaborative marketing networks". Technical report, School of Business, University of Salford, UK, 2002.
- [Goldstein, 1999] J. Goldstein, "Emergence as a construct: History and issues". Emergence 1, 1999.
- [Grassé, 1959] P. P. Grassé, "La reconstruction du nid et les interactions inter-individuelles chez les termites *Bellicositermes natalensis* et *Cubitermes*, la théorie de la stigmergie-essai d'interprétation des termites constructeurs". Insectes Sociaux, 6 :41–81, 1959.
- [Grumbach, 1997] A. Grumbach, "A propos d'émergence. Emergence ou explication". *Intellectica Emergence and explanation*, Vol. 25, pp. 185-194, 1997.
- [Haan, 2007] J. D. Haan, "How emergence arises". *Ecol. Complex.* 3, 293–301, 2007.
- [Haken, 1983] H. Haken. "Synergetics. An Introduction". Springer, Berlin, 1983.
- [Haken, 1998] H. Haken, "Information and Self-Organisation: A Macroscopic Approach to Complex Systems". Springer Verlag, Germany, 1998.
- [Haken, 2008] H. Haken, "Self-organization", *Scholarpedia* 3(8), 2008.
- [Hamdi, 2008] A. Hamdi, N. Monmarché, A. M. Alimi, S. Mohamed, "SwarmClass: A Novel Data Clustering Approach by a Hybridization of an Ant Colony with Flying Insects". LNCS 5217, pp. 411–412, 2008.
- [Hamerly, 2002] G. Hamerly, C. Elkan, "Alternatives to the K-means Algorithm that Find Better Clusterings". In Proceedings of the ACM Conference on Information and Knowledge Management (CIKM-2002), pp. 600-607, 2002.

- [Handl, 2002] J. Handl, B. Meyer, "Improved Ant-Based Clustering and Sorting in a Document Retrieval Interface". Proceedings of the 7th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, LNCS 2439, 2002.
- [Handl, 2004] J. Handl, J. Knowles, M. Dorigo, "Strategies for the increased robustness of ant-based clustering". Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2977, pp. 90-104, 2004.
- [Handl, 2006] J. Handl, J. Knowles, M. Dorigo, "Ant-Based Clustering and Topographic Mapping". Artificial Life, MIT Press, Vol. 12, No. 1, 2006, pp.35-61.
- [Handl, 2007] J. Handl, B. Meyer, "Ant-based and swarm-based clustering". Swarm Intelligence 1(1), 95–113, 2007.
- [Haralick, 1985].R.M. Haralick,L.G.Shapiro, "Survey: Image segmentation techniques". Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 29, p.100-132, 1985.
- [Hartmann, 2005] V. Hartmann, "Evolving agents swarms for clustering and sorting". In Genetic Evolutionary Computation Conference, GECCO, ACM Press, Vol. 1, 2005, pp. 217-224.
- [Hassas, 2006] S. Hassas,C.Castelfranchi, D. M. Serugendo,G.Karageorgos,"Self-organising mechanisms from social and business/economics approaches". Informatica 30 (1), 63–71 2006.
- [Hemelrijk, 1996] C. K. Hemelrijk,"Dominance interactions, spatial dynamics and emergent reciprocity in a virtual world". In Proceedings of the fourth international conference on simulation of adaptive behavior, vol. 4, MIT Press,1996.
- [Herrmann, 2008] L. Herrmann, A. Ultsch, "Explaining Ant-Based Clustering on the basis of Self-Organizing Maps". ESANN2008 Proceedings, European Symposium on Artificial Neural Networks – Advances in Computational Intelligence and Learning, Bruges (Belgium), pp. 23-25, April 2008.
- [Heyligen, 1989] F. Heyligen,"Self-organization, emergence and the architecture of complexity".In: Proceedings of the 1st European Conference on System Science, Paris, 1989.
- [Heyligen, 2001]F. Heyligen,"The science of self-organization and adaptivity". In Kiel, L.D. (ed.) Knowledge Management, Organizational Intelligence and Learning and Complexity,The Encyclopedia of Life Support Systems, EOLSS, pp. 253–280,Eolss Publishers, Oxford,2001.
- [Holland, 1992] J.H. Holland,"Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence", 1992.
- [Holland, 1995] J. H. Holland, "Hidden Order: How Adaptation Builds Complexity". Addison-Wesley, Longman, Redwood City, 1995.
- [Holland, 1997] J. H. Holland, "Emergence – from Order to Chaos". Addison-Wesley, 1997.
- [Holland, 1999] J. H. Holland, C. Melhuis,"Stigmergy, self-organization and sorting in collective robotics". Artificial Life, 5(2):173–202, 1999.
- [Huang, 2007] X. Huang, Y. Yang, X. Niu, "Towards improving Ant-based clustering – An Chaotic Ant Clustering Algorithm". Proceedings of the 2007 International Conference on Computation Intelligence and Security Workshops, pp. 421-424, 2007.
- [Jain, 1988] A.K. Jain, R.C.Dubes,"Algorithms for clustering Data". Prentice Hall Advanced Reference series, 1988.
- [Jain, 1999] A.K. Jain, M.N. Murty, P.J. Flynn,"Data clustering: a review". ACM Computing Surveys, 31(3):264\*322, 1999.

- [Jain, 2000] A. Jain, R.Duin, J.Mao,"Statistical Pattern Recognition: A review". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No.1, pp 4-37, 2000.
- [Jean, 1997] M.R. Jean, "Emergence et sma". In 5<sup>ème</sup> Journées Francophones sur l'intelligence Artificielle Distribuée et les systèmes Multi-Agents, 1997.
- [Jelasy, 2005] M. Jelasy,"Engineering emergence through gossip".In Bruce Edmonds, N.Gilbert, S. Gustafson,D. Hales, and N.Krasnogor, editors,Proceedings of the Joint Symposium on Socially-InspiredComputing, pages 123–126, Hatfield, UKUniversity of Hertfordshire, 2005.
- [Jie, 2006] J. Jie, J. Zeng, C. Han, "Self-organization particle swarm optimization based on information feedback". In Advances in natural computing (part-I–II: second international conference, (ICNC, Xi'an, China), pp 913–922, 2006.
- [Johnson, 2006] C.W.Johnson,"What are emergent properties and how do they affect the engineering of complex systems?"Reliab. Eng. Syst. Saf. 91 (12), 1475–1481, 2006.
- [Kanungo, 2000] T. Kanungo, D. M. Mount, N. S. Netanyahu, C. D. Piatko, R. Silverman, A. Y. Wu, "The analysis of a simple k-means clustering algorithm". In Symposium on computational geometry (pp. 100–109). New York: ACM, 2000.
- [Kaufman, 1993]S. Kaufman,"the Origin of Order: Self-Organization and Selection in Evolution". Oxford UniversityPress, New York,1993.
- [Kenidra, 2014] B. Kenidra,"Contribution à la Fouille de Données : Clustering de Données basé sur les Colonies de Fourmis avec Contrôle de l'Emergence". Thèse en vue de l'obtention du diplôme de Magister en informatique, Ecole nationale Supérieure d'Informatique (E.S.I),2014.
- [Kennedy, 1995] J. Kennedy, R.Eberhart, "Particle swarm optimization". In Proceedings of the IEEE internationaljoint conference on neural networks, IJCNN 95 (pp. 1942–1948), Piscataway: IEEE Press,1995.
- [Kennedy, 2001] J. Kennedy, R.C. Eberharte, Y. Shi. "Swarm Intelligence".Morgan Kaufmann Publishers,2001.
- [Koestler, 1967] A. Koestler,"The Ghost in the Machine". Hutchison and Co, London, the Danubeedn, 1967.
- [Kohonen, 2001] T. Kohonen, "Self-Organizing Maps". Springer series in Information Sciences, Vol. 30, Springer, Berlin, Heidelberg, New York, 1995, 1997, 2001.
- [Labroche, 2002] N. Labroche, N. Monmarché, G. Venturini,"A new clustering algorithm based on the chemical recognition system of ants". Proc. of the 15th European Conference on Artificial Intelligence, France, pp. 345-349, IOS Press, 2002.
- [Langton, 1992]P.C. Langton, "Artificial Life II", volume X of SFI Studies in the Science of Complexity, pages xiii-xviii. Addison-Wesley, New York, 1992.
- [Latané, 1970] B. Latané, J.M. Darley,"The Unresponsive Bystander: Why Doesn't He Help?" Appleton-Century-Crofts. New York, 1970.
- [Latané, 1981] B. Latané, "The psychology of social impact". American Psychologist, Vol. 36, pp.343–356, 1981.
- [Latané, 1996] B. Latané, T. L. Herrou,"Spatial clustering inthe conformity game: Dynamic social impact in electronic groups". Journal of Personality and Social Psychology, Vol.70, pp.1218–1230, 1996.

- [Lehn, 1999] J.M. Lehn, "Dynamic combinatorial chemistry and virtual combinatorial libraries", *Chem. J. Eur.*, 5, pp. 2455-63, 1999.
- [Lehn, 2000] J.M. Lehn, "Programmed chemical systems: Multiple subprograms and multiple processing/expression of molecular information", *Chem. Eur. J.*, 6, pp. 2097-2102, 2000.
- [Lemouari,2009] A. Lemouari,"Systèmes Adaptatifs et Apprentissage Incrémental: de l'inspiration biologique à la résolution collective des problèmes". Thèse de doctorat, Université de Constantine, 2009.
- [Lesage, 1993] M.J. Lesage,"De la pensée classique à la pensée complexe, Regard sur révolution actuelle de la pensée scientifique occidentale",1993.
- [Li, 2003] X. L. Li, "A new intelligence optimization-artificial fish school algorithm". Doctor Thesis, University of Zhejiang, Zhejiang, China, 2003.
- [Lu, 2012]S. Lu, D. Chang,"An Image Segmentation method based on Dynamic Artificial Fish Swarm Algorithm". ICSP2012 Proceedings, 978- 1-4673-2197-6 IEEE,2012.
- [Lumer, 1994] E.Lumer, B.Faieta,"Diversity and Adaptation in Populations of Clustering Ants". InD. Cliff, P. Husbands, J. Meyer, S.W. Wilson, (eds), *Proceedings of the Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior (SAB)*, pp. 501–508. MIT Press, Cambridge, 1994.
- [MacQueen, 1967] L. Macqueen,"Some methods for classification and analysis of multivariate observations". In *Proceeding 5th Berkeley Symp*, pages 281–297, 1967.
- [Maes, 1994] P. Maes,"Modeling Adaptive Autonomous Agents".C.G.Langton. et al (Eds), *Artificial Life 1(1-2):135-162*, MIT Press, Cambridge, MA, 1994.
- [Mano, 2006]J.P. Mano, C. Bourjot, G. Lopardo, P. Glize,"Bio-inspired mechanisms for artificial self-organised systems",*Informatica*, In press, 2006.
- [Martin, 2001] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, J. Malik, "A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics". *Proc. 8th Int. Conf. Comput. Vis*, vol. 2, pp. 416-423, 2001.
- [Maturana, 1973] H.R. Maturana, F.J Varela,"Autopoiesis and Cognition: The Realization of the Living". *Boston Studies in the Philosophy of Science*, Springer, Berlin (1991). 2nd edn. (1980), 1st edn, 1973.
- [Maturana, 1992]H.R. Maturana, F.J. Varela,"the Tree of Knowledge: The Biological Roots of Human Understanding".Shambhala, Halifax, 1992.
- [Maturana, 1996] F. Maturana and D. H. Norrie,"Multi-agent mediator architecture for distributed manufacturing".*Journal of Intelligent Manufacturing*, 7:257-270. Kluwer Academic Publishers, Amsterdam, the Netherlands, 1996.
- [McLaughlin, 1992] B.P. McLaughlin,"The rise and fall of Britishemergentism", 1992.
- [McLaughlin, 1997] B.P. McLaughlin,"Emergence and supervenience". *Intellectica*, 25:25-43, 1997.
- [Merwe, 2003] D. Merwe, A.Engelbrecht, "Data clustering using particle swarm optimization". In *Proceedings of the 2003 congress on evolutionary computation* (pp. 215–220), Piscataway: IEEE Press, 2003.
- [Monmarché, 1999a] N. Monmarché,"On Data Clustering with Artificial Ants". In:Freitas AA, editor, *Data Mining with Evolutionary Algorithms:Research Directions—Papers from the AAI Workshop*, pages 23-26. AAI Press, 1999.

- [Monmarché, 1999b] N. Monmarché, M. Slimane, G. Venturini, "On improving clustering in numerical databases with artificial ants". *Advances in Artificial Life*, pp. 626-635, 1999.
- [Monmarché, 2002] N. Monmarché, C. Guiot, G. Venturini, "Fouille visuelle et classification de données par nuage d'insectes volants". *RSTI-RIA-ECA-16/2002. Optimisation pour ECA*, pages 729 à 752, 2002.
- [Moncion, 2008] T. Moncion, "Modélisation de la complexité et de la dynamique des simulations multi-agents. Application pour l'analyse des phénomènes émergents". Thèse de doctorat, de l'université d'Evry val d'Essonne, 2008.
- [Mostefaoui, 2003] S.K. Mostefaou, O.F. Rana, N. Foukia, S. Hassas, G.D. Marzo, C.V. Aart, G. Karageorgos, "Self-Organizing Applications: A Survey". In: *Proceedings of the International Workshop on Engineering Self-Organizing Applications*, 2003.
- [Muller, 2004] C. Muller, C. Malsburg, R. P. Wartz, "Organic Computing". *InformatikSpektrum*, 27(4):332-336, 2004.
- [Nicolis, 1977] G. Nicolis, I. Prigogine, "Self-Organization in Non-Equilibrium Systems". Wiley, New York, 1977.
- [Odell, 2002] J. Odell, "Agents and complex systems". *JOT* 1. 35-45, 2002.
- [Omran, 2002] M. Omran, A. Salman, A.P. Engelbrecht, "Image classification using particle swarm optimization". In *Proceedings of the 4th Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning 2002 (SEAL 2002)*, pages 370-374, 2002.
- [Ostrovsky, 2000] R. Ostrovsky, Y. Rabani, "Polynomial time approximation schemes for geometric k-clustering". In *IEEE Symposium on Foundations for computer science*, Pages 349-358, 2000.
- [Ottino, 2004] J. M. Ottino, "Complex systems". *AIChE Journal*, 49:292-299, 2004.
- [Ouadfel, 2006] S. Ouadfel, "Contributions à la Segmentation d'images basées sur la résolution collective par colonies de fourmis artificielles", Thèse de doctorat, de l'université Hadj Lakhdar de Batna, 2006.
- [Pagels, 1988] H.R. Pagels, "The Dreams of Reason: The Computer and the Rise of the Sciences of Complexity". Simon and Schuster, New York, 1988.
- [Parunak, 2002] H. V Parunak, S. Brueckner, J.A. Sauter, "Digital pheromone mechanisms for coordination of unmanned vehicles". *International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS'02)*, pp. 449-450, ACM Press, New York, NY, USA, 2002.
- [Parunak, 2004] H.D. Parunak, S.A. Brueckner, "Engineering Swarming Systems". In F. Bergenti, M. P. Gleizes, M.P. Zambonelli, eds: *Methodologies and Software Engineering for Agent Systems*. Kluwer, 2004.
- [Parwani, 2003] R. Parwani, "Collective Behaviour". *Seminar Notes for SP2171*, Mars, 2003.
- [Pattison, 1987] H.E. Pattison, D. Corkill, V.R. Lesser, "Instantiating descriptions of organisational structures". *Distributed Artificial Intelligence*, pp. 59-96. M. N. Huhns (Ed) Pitman, London, 1987.
- [Paulovič, 2011] A. Paulovič, "Bee Nest-Site Selection Clustering". *Information Sciences and Technologies Bulletin of the ACM Slovakia, Special Section on Student Research in Informatics and Information Technologies*, Vol. 3, No. 2 (2011) 100-103, 2011.
- [Polani, 2008] D. Polani, "Foundations and formalizations of self-organization", In Prokopenko, M. (ed) *Advances in Applied Self-Organizing Systems*, pp. 19-37. Springer, London, 2008.

- [Poli, 2007]R. Poli, J. Kennedy,T. Blackwell, "Particle swarm optimization—an overview".Swarm Intelligence, 1(1), 33–57, 2007.
- [Prigogine, 1977] I. Prigogine, G. Nicolis,"Self-organization in Non-Equilibrium Systems". Wiley and Sons, New York, 1977.
- [Proctor, 1998] G. Proctor, C. Winter, "Information flocking: data visualization in virtual worlds using emergent behaviours". In J-C. Heudin (Ed), Lecture notes in computer science: Vol. 1434. Proceedings of the international conference on virtual worlds (pp. 168–176). Berlin: Springer, 1998.
- [Prokopenko, 2008]M. Prokopenko, "Design vs. self-organization", In Prokopenko. M, (ed) Advances in Applied Self-organizing Systems, pp. 3–17. Springer, London,2008.
- [Ramos, 2002]V. Ramos, J. J. Merelo, "Self-Organized Stigmergic Document Maps: Environment as a Mechanism for Context Learning". In E. Alba, F. Herrera, J. J. Merelo et al. Eds, AEB'2002, First Spanish Conference on Evolutionary and Bio-inspired Algorithms, pp. 284-293, Spain, 2002.
- [Razavi, 2005] R. Razavi, J. F. Perrot, N. Guelfi, "Adaptive modeling, an approach and a method for implementing adaptive agents". Massively Multi-Agent Systems I. T. Ishida, L. Gasser, H. Nakashima (Eds). Lecture Notes in Artificial Intelligence, volume 3446, pp. 136-148. Springer-Verlag, Berlin, 2005.
- [Reynolds, 1987]W. C. Reynolds, "Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model". Proceedings of the 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH'87) (ACM),1987.
- [Richter, 2006] U.Richter, M.Mnif, J. Branke,C.Muller, H.Schmeck,"Towards a generic observer/controllerarchitecture for Organic Computing". KollenVerlag, Lecture Notesin Informatics P-93, 112-119, 2006.
- [Rosenberger,1999] C. Rosenberger, "Mise en oeuvre d'un systèmeadaptatif desegmentation d'images".Thèse de Doctorat de l'université de Rennes I, 1999.
- [Rousseeuw, 1987] P. Rousseeuw, "Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis". J. Comput. Appl. Math. 20, 1 (Nov. 1987), 53-65. DOI= [http://dx.doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](http://dx.doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7), 1987.
- [Runkler, 2005] T. A. Runkler, "Ant colony optimization of clustering models". International Journal of Intelligent Systems, 20 (12), 1233–1251, 2005.
- [Saatchi, 2005] S.Saatchi, C.C. Hung, "Hybridization of the ant colony optimization with the k-means algorithm for clustering". In Lecture notes in computer science: Vol. 3540, Image analysis, Berlin: Springer, 2005.
- [Saatchi, 2007] S. Saatchi,C. C. Hung, "Swarm Intelligence and Image Segmentation", Source: Swarm Intelligence: Focus on Ant and Particle Swarm Optimization, Book edited by: Felix T. S. Chan and Manoj, Kumar Tiwari, ISBN 978-3-902613-09-7, pp. 532, December 2007, Itech Education and Publishing, Vienna, Austria,2007.
- [Sadeghi, 2009] Z. Sadeghi, M. Teshnehlab, M. M. Pedram, "K-Ants Clustering – A New Strategy Based on Ant Clustering". ICS 2008, Tamkang, Vol. 2, pp. 329-334, 12 Feb. 2009.
- [Sandeep, 2011] R. Sandeep, J. Sanjay, K. Rajesh,"A review on particle swarm optimization algorithms and their applications to data clustering". J.ArtifIntell Rev 35(3):211–222. doi: 10.1007/s10462-010-9191-9,2011.
- [Scheidler, 2010] A.Scheidler, "Self-Organized Specialization and Controlled Emergence in Organic Computing Systems", 2010.

- [Schmeck,2005] H. Schmeck,"Organic Computing–A New Vision for Distributed Embedded Systems". Proc. Of the Eighth IEEE International Symposium on Object-Oriented Real-Time Distributed Computing (ISORC 2005), 201-203,2005.
- [Schockaert, 2004] S. Schockaert, M. Cock, C. Cornelis, E. E. Kerre, "Efficient Clustering with Fuzzy Ants". Applied Computational Intelligence, World Scientific Publishing Company, 2004.
- [Scholer, 2006] T. Scholer, C. Muller,"An Observer/Controller Architecture for Adaptive Reconfigurable Stacks". Proceedings ARCS05, Springer, LNCS 3432, 139-153, 2006.
- [Schoonderwoerd, 1997] R. Schoonderwoerd, O. Holland, J. Bruten, "Ant-like agents for load balancing in telecommunications networks". In Proceedings of the 1st International Conference on Autonomous Agents, pages 209–216, February 5-8,1997.
- [Schumpeter, 2002] J. A. Schumpeter,"The economy as a whole–seventh chapter of the theory of economic development". Industry and Innovation, 9(1/2), 2002.
- [Searle, 1992] J. R. Searle, "The Rediscovery of the Mind". MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1992.
- [Selfridge, 1959] O. Selfridge, G. Pandemonium, "A paradigm for learning". In Blake. D, Uttley. A, eds, The Mechanisation of Thought Processes. Volume 10 of National Physical Laboratory Symposia. Her Majesty's Stationary Office, London (1959) 511–529, 1959.
- [Serugendo, 2004] D. M. Serugendo, G. Karageorgos, A. Rana, O.F Zambonelli, F. (eds),"Engineering Self-Organising Systems: Nature-Inspired Approaches to Software Engineering". Lecture Notes in Computer Science, vol. 2977, Springer, Berlin,2004.
- [Serugendo,2006] D. M. Serugendo, M.P. Gleizes, G. Karageorgos, "Self-organisation and emergence in MAS: an overview". Inform. Slov.30 (1), 45–54,2006.
- [Serugendo, 2011] D. M. Serugendo, M.P. Gleizes, G. Karageorgos, "Self-organising Software, From Natural to Artificial Adaptation". Springer-Verlag Berlin Heidelberg,2011.
- [Sedighzadeh, 2009] D. Sedighzadeh, E. Masehian, "A particle swarm optimization method, taxonomy and applications". In Proceedings of the international journal of computer theory and engineering, vol 5, pp 486–502,2009.
- [Shalizi, 2001] C.R. Shalizi, "Causal Architecture, Complexity and Self-Organization in Time Series and Cellular Automata". PhD thesis, University of Wisconsin at Madison, 2001.
- [Shen, 2007] X. Shen, K. Wei, D. Wu, Y. Tong, Y. Li, "A dynamic adaptive dissipative particle swarm optimization with mutation operation". In Proceedings of IEEE/ICCA, pp 586–589,2007.
- [Smith, 2006] A. E. Smith,"Complexity, Networking and Effects-based Approaches to Operations". Ccrp Publication Series, 2006.
- [Théraulaz, 1999] G. Théraulaz, E. Bonabeau, J.L. Deneubourg, "The mechanisms and rules of coordinated building in social insects", In C. Detrain, J.L. Deneubourg, J. Pasteels, Edits. Information Processing in Social Insects, Birkhauser Verlag. pp. 309-330, 1999.
- [Thi, 2012] T.H. Thi, "Un modèle multi-agent récursif générique pour simplifier la supervision de systèmes complexes artificiels décentralisés". Thèse de doctorat, del'université de GRENOBLE, 2012.
- [Tseng, 2001] L.Y. Tseng, S.B. Yang, "A genetic approach to the automatic clustering problem", Pattern Recognition, vol. 34, No. 2, pp. 415-424, 2001.
- [Turi, 2001] R.H. Turi, "Clustering-Based Color Image Segmentation". Phd Thesis, Monash University, Australia, 2001.

- [Ulieru, 2002] M. Ulieru, "Emergence of holonic enterprises from multi-agent systems: a fuzzy evolutionary approach". *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications-Soft Computing Agents*, 83: 187-215, IOS Press-Frontiers in AI and Applications Series, Amsterdam, The Netherlands, 2002.
- [Varela, 1979] F.J. Varela, "Principles of Biological Autonomy", Elsevier, New York, 1979.
- [Warangkhan, 2007] N. Warangkhan, S. Ono, S. Nakayama, "Multiple pheromone deposition in ant-based clustering as an ant foraging concept". *Proceeding of the third conference on IASTED International Conference on Advances in Computer Science and Technology*, pp. 432-436, 2007.
- [Wang, 2007] Y. Wang, R. Li, B. Li, P. Zhang, Y. Li, "Research on an Ant Colony ISODATA Algorithm for Cluster Analysis in Real Time Computer Simulation". *Proceedings of the Second Workshop on Digital Media and its Application in Museum & Heritage*, pp. 223-229, 2007.
- [Weili, 2009] Z. Weili, "An Improved Entropy-Based Ant Clustering Algorithm". *Proceedings of the 2008 WASE International Conference on Information Engineering*, Vol 2, pp. 41-44, 2009.
- [Weyns, 2004] D. Weyns, K. Schelfhout, T. Holvoet, O. Glorieux, "Role based model for adaptive Agents". *Fourth Symposium on Adaptive Agents and Multi-agent Systems at the AISB'04 Convention*, 2004.
- [Wolf, 2003] D.T. Wolf, T. Holvoet, "Adaptive behaviour based on evolving thresholds with feedback". *Proceedings of the AISB'03 Symposium on Adaptive Agents and Multiagent Systems*, pp. 91-96, D. Kudenko, D. Kazakov, and E. Alonso (Eds), University of Wales, Aberystwyth, 2003.
- [Wolf, 2004]. D.T. Wolf, T. Holvoet, "Emergence and self-Organisation: a statement of similarities and differences". In *Proceedings of the International Workshop on Engineering Self-Organizing Applications*, 2004.
- [Xie, 2002a] X.F. Xie, W.J. Zhang, Z.L. Yang, "Adaptive particle swarm optimization on individual level". In *International conference signal processing (ICSP)*, pp 1215–1218, 2002.
- [Xie, 2002b] X.F. Xie, W.J. Zhang, Z.L. Yang, "A dissipative particle swarm optimization". In *Congress on evolutionary computation (CEC)*, pp 1456–1461, 2002.
- [Yang, 2006] Y. Yang, M. S. Kamel, "An aggregated clustering approach using multi-ant colonies algorithms", *Pattern Recognition*, Vol. 39, Issue 7, July 2006, pp. 1278-1289.
- [Yovits, 1960] M.C. Yovits, S. Cameron, eds, "Self-Organising Systems: Proceedings of an Interdisciplinary Conference", Oxford, Pergamon Press vol. 2 of *International Tracts in Computer Science and Technology and Their Application*, 1960.
- [Zhang, 1997] Y.J. Zhang, "Evaluation and comparison of different segmentation algorithms". *Pattern Recognition Letters*, 18: 963–974, 1997.