

UNIVERSITÉ MENTOURI DE CONSTANTINE
FACULTÉ DES SCIENCES DE L'INGÉNIEUR

DÉPARTEMENT DE L'INFORMATIQUE
Doctorat en Sciences

Doctorat en Science de l'Université de Constantine
Spécialité : Informatique

Présenté et soutenu publiquement par

Ali LEMOUARI

le 14/06/2009

**Systèmes Adaptatifs et Apprentissage
Incrémental: de l'inspiration
biologique à la résolution collective des
problèmes**

Jury :

Président

Pr. Mahmoud **BOUFAIDA**

Université de Constantine

Rapporteur

Pr. Mohamed **BENMOHAMMED**

Université de Constantine

Examineurs

Dr. Salim **CHIKHI**

M. C. Université de Constantine

Dr. Mohamed Taher **KIMOUR**

M. C. Université de Annaba

Dr. Ali **MELIT**

M. C. Université de Jijel

Directeur de thèse : Pr. Mohamed BENMOHAMMED

Remerciements

Je tiens à remercier Monsieur Mohamed BENMOHAMMED, Professeur à l'université de Constantine, qui à diriger et encadrer cette thèse. Je le remercié particulièrement pour la disponibilité, le regard critique, la compétence et la sagesse, avec lesquelles il m'a guidé tout au long de ce travail.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur Mahmoud BOUFAIDA, Professeur à l'université de Constantine, Salim Chikhi, Maître de Conférence à l'université de Constantine, Monsieur Mohamed Taher KIMOUR, Maître de Conférence à l'université de Annaba, Monsieur Ali MELIT, Maître de Conférence à l'université de JIJEL, qui m'ont fait l'honneur de participer à ce jury et qui ont bien voulu juger ce travail.

Je tiens également ma gratitude à tout les membres de l'équipe Systèmes Logistiques et Productiques (SLP) de l'Ecole des Mines de Nantes (EMN) de m'avoir permis de travailler dans un cadre agréable, pendant mon séjour de bourse de finalisation de thèse et plus particulièrement à Monsieur Najib BRAHIMI, actuellement Maître de Conférence à l'université de Sharjha, UAE.

Ma gratitude à Monsieur Idriss CHAKER.

A mes parents, ma femme, mes enfants je dédié ce travail.

“... Adaptation and learning require initial exploration beyond present knowledge into the « Unknown » or the « Non-authorized », and if knowledge is the fruit of learning, learning is the fruit of the experience, and experience is the fruit of past actions.”

Allen

Résumé

Dans cette thèse intitulé « *Systèmes adaptatifs et apprentissage incrémental : de l'inspiration biologique à la résolution collective des problèmes* », l'objectif principal est de mettre en évidence l'ampleur de l'approche par essaims, tant pour imiter un comportement collectif que pour la résolution collective des problèmes. Les colonies de fourmis, systèmes en essaims sont adaptatifs, dotés des moyens très sophistiqués de communication et sont capables d'apprendre sans aucune intervention.

Nous sommes intéressé aux systèmes exhibant une forme d'intelligence collective, comme le comportement de fourragement chez les fourmis et le comportement de vol d'oiseaux. Il a été démontré que ces systèmes étaient capables de réaliser des tâches difficiles à travers des règles simples. Nous cherchons à démontrer que les individus de tels systèmes sont capables d'apprendre à résoudre des problèmes rencontrés selon deux formes : (i) Soit au moyen de la communication indirecte via l'environnement, i.e., à base de la trace de la phéromone. (ii) Soit par imitation : les individus son capables d'apprendre à base de leurs expérience (*apprentissage cognitif*) ou à travers l'imitation des autres (*apprentissage social*), comme dans le comportement de vol d'oiseaux et le comportement des collections de poissons.

Deux types de travaux ont étaient abordés dans la thèse : (i) l'imitation des comportements collectifs des systèmes d'intelligence en essaims. (ii) l'utilisation des principes de ces systèmes pour la résolution des problèmes de types, tournées de véhicules.

Mots Clés : Intelligence Collective, Apprentissage Social, Apprentissage Cognitif, Intelligence en Essaims

Abstract

In this thesis, entitled “*Adaptive systems and incremental learning: from biological inspiration to the collective resolution of problems*”. The biological evolution has generated a rich variety of successful solutions as optimized strategies can be inspired from nature. Colony of ants, flock of birds, schools of fish, swarm of bees, all react in the same manner and in similar ways. There is no a leader which coordinates the others and tells them how to react. They operate in a decentralized manner.

In our work we show that the communication mechanisms play an important role in the formation of sophisticated pattern in swarm intelligence. Two communication concepts are treated in this thesis. The first concept deals with mechanism of stigmergy, based upon the pheromone trail leaved by ants in the environment. The second principal deals with a direct communication, i.e., the individual are able to learn by imitation from the others (social learning) or based upon their experience (cognitive learning), such in birds flocking or in fish schooling.

Both concepts are used in this thesis, either to simulate a natural behaviour of swarm or using the principal communication to resolve problems, like vehicle routing problem.

Keywords: Collective Intelligence, Social Learning, Cognitive Learning, Swarm Intelligence.

ملخص

في هذا العمل المخصص لنيل أطروحة الدكتوراه والمعنونة تحت " الا نظمة المهينة و التمرن المتصاعد : من الا ستلهم البيولوجي إلى الحل الجماعي للاشكاليات". الهدف الاساسي هوتبيان سعة وأفق المنهجية الجماعية المتبعة عند الكائنات. هذه الا نظمة مجهزة بوسائل مهينة للاتصال, هذه الاخيرة قادرة على التمرن بدون أي مساعدة من عنصر خارجي.

في هذا الاطارسنهتم بالا نظمة التي تمتلك شكلا من أشكال الدكاء الجماعي, مثل سلوك البحث عن الغذاء عند النمل و سلوك التحليق عند الطيور. لقد تم التحقق من أن هذه الا نظمة قادرة على ادراك المهام المنوطة بها وباستعمال قواعد بسيطة . نريد التحقق من أن أفراد هذه الجماعات قادرة على التمرن في حل الاشكاليات الموجودة على طريقتين مختلفتين.

الاولى : بواسطة الاتصال غير المباشر بين الافراد وباستعمال المحيط الخارجي, مثل الافرازات. ثانيا : بالتقليد, وهنا الافراد تكون قادرة على التمرن بالاستعانة بالخبرة أو بتقليد الاخرين. في هذه الاطروحة تمت معالجة نوعين من الأعمال: محاكاة أنظمة جماعية ثم الاستعانة بالمبادئ المتبعة لمعالجة بعض الاشكاليات الموجودة في مجالات اخرى مثل البحث العمالياتي .

المفاتيح : الدكاء الجماعي , التمرن بالخبرة , التمرن بتقليد الاخرين .

Table des Matières

Introduction Générale	1
-----------------------------	---

1. Auto-Organisation et Systèmes Emergents : Philosophies et Théories.

1. Introduction	9
2. Système Complexe : Propriétés et concepts	9
2.1 Caractéristiques des Systèmes Complexes	10
2.1.1 Emergence	10
2.1.2 Auto-Organisation	12
2.1.3 Feedback positif et négatif	14
3. Système Complexe et domaine sous-jacents	14
3.1 Système Complexe Adaptatif	14
3.2 En thermodynamique	15
3.3 En théorie des chaos	16
3.4 En Synergétique	16
3.5 En biologie et écologie	17
3.6 En Science Sociale	17
4. Méthodes et Modèles de Simulations.....	18
4.1 Automate Cellulaire	18
4.2 Réseaux Booléens	20
4.3 Systèmes Multi agents	20
4.3.1 Mécanismes basés sur l'interaction directe	21
4.3.2 Mécanismes basées sur la stigmergie	22
4.3.3 Mécanismes basées sur le renforcement	22
4.3.4 Mécanismes basées sur la coopération	22
4.3.5 Mécanismes basés sur des architectures génériques	23
5. Auto-organisation et Emergence : Similarités et Différences	23
5.1 Les Similarités	23
5.2 Les Différences	24
5.2.1 Auto-organisation sans présence de l'émergence.....	24
5.2.2 Emergence sans auto-organisation	25
5.3 Combinaison entre approches	25
6. Conclusion	26

2. Intelligence en Essaims : De la Simulation à la Résolution Collective des Problèmes

1. Introduction	30
2. Inspiration biologique	30
3. Rôles de la Biologie dans l'informatique	31
3.1 Une Preuve de Performance	31
3.2 La biologie comme une source d'inspiration de principes	31

3.3	Biologie comme un système implémentant les mécanismes	31
3.4	Biologie comme une substrat pour l'informatique	31
4.	La Vie Artificielle (Alife)	32
4.1	L'évolution et la vie artificielle	33
4.2	Emergence et Vie Artificielle	33
5.	Intelligence en Essaims	33
5.1	Exemples d'Intelligence en Essaims	35
5.1.1	Comportements de vol d'oiseaux	35
5.1.2	Comportements Intelligent chez les insectes sociaux	37
5.1.3	Comportement de Poissons	42
5.2	Application de l'intelligence en essaims	43
5.2.1	En Robotique	43
5.2.2	Intelligence en essaims et Optimisation	44
6.	Les Environment Collectives	47
6.1	Swarm	47
6.2	Echo	47
6.3	StarLogo	47
6.4	NetLogo	48
7.	Conclusion	48

3. Un Modèle pour la Gestion de Trafic des Fourmis à Base des Processus d'Exclusions

1.	Introduction.....	52
2.	Motivation.....	52
3.	Flux de trafic des fourmis	54
3.1	Trafic unidirectionnel.....	55
3.1.1	Mouvements des fourmis.....	56
3.1.2	Modification de la phéromone.....	56
3.2	Trafic bidirectionnel.....	56
4.	Modèle d'interaction.....	57
4.1	Processus d'exclusion asymétrique.....	57
4.2	Processus d'exclusion asymétrique total.....	58
4.3	Adaptation de modèle au trafic des fourmis.....	58
4.4	Traitement de collision et stabilité de système.....	59
4.4.1	Stratégie d'ignorance.....	60
4.4.2	Stratégie d'attente.....	61
4.5	Modèle pour la phéromone.....	62
4.5.1	Evaporation.....	63
4.5.2	Propagation.....	63
4.5.3	Modèle	63
5.	Emergence de trafic des fourmis	65
5.1	Mouvements des fourmis.....	66
5.2	Modification de la phéromone.....	66
6.	Discussions.....	67
7.	Conclusion.....	68

4. Un Algorithme à Base des Fourmis pour la Résolution de Problème de Voyageur de Commerce

1. Introduction	71
2. Approche de Résolution utilisée	71
3. Présentation du Problème	72
3.1 Définitions	72
4. Fourmis et Voyageur de Commerce	73
4.1 Système des fourmis (AS)	73
4.1.1 Max – Min Ant System	75
4.1.2 As-Rank	76
4.2 Système de Colonies des fourmis (ACS)	76
4.2.1 ACS et la recherche locale 3-opt	77
4.2.2 ACS et algorithme génétique	77
4.3 Système des fourmis et apprentissage par renforcement.....	77
4.4 L'heuristique ACO	77
4.5 Parallélisation des ACO	77
5. PVC et la méthode OEP	78
6. Méthode Proposée	78
6.1 Grille de représentation	78
6.1.1 Première Représentation	79
6.1.2 Deuxième Représentation	79
6.2 Représentation de la phéromone	80
6.3 Algorithme de résolution	81
6.4 Résultats et testes	81
6.5 Exemples de Traces	83
7. Conclusion	83

5. Apprentissage et Adaptation : Algorithme Culturel et les Essais Particulaires

1. Introduction	86
2. Evolution et Social Influence	87
3. Niveaux d'Adaptation	88
4. Modèle Culturel	88
4.1 Modèle Culturel d'Axelrod	88
4.2 Modèle Adaptative Culturel	88
4.3 Algorithme d'adaptation	89
5. Méthode d'optimisation par essais particuliers (OEP)	90
5.1 Algorithme de base	91
5.2 Les essais particulière et l'information et dans le voisinage	92
5.2.1 Modèle topologique de base	92
5.2.2 Autres Topologies	92
5.2.3 L'essaim de particules entièrement informés	93
6. Modèles pour les comportement d'essaims	95
6.1 Les Modèles d'essaims biologique	96

6.1.1	Modèle de Cauzin	96
6.1.2	Modèle de Huth et Wissel	96
6.2	Les essais de simulation	97
6.2.1	Modèle de Reynolds	97
6.2.2	Modèle de Heppner	97
7.	Adaptation de l'OEP au comportement de vol	98
7.1	Algorithme de simulation	100
7.2	Résultats de simulation et paramétrage	100
7.2.1	Les formes parallèles et attractive	101
7.2.2	Autres formes intéressantes	102
7.2.3	Multi essais	103
8.	Conclusion	103
6.	Une méthode d'essais particulières pour la résolution de problème de collectes et de livraisons (PCL)	
1.	Introduction.....	107
2.	Présentation du Problème.....	107
2.1	Les Données.....	108
2.2	Contraintes liées aux demandes de transports.....	108
2.3	Contraintes liées aux véhicules.....	109
2.4	Contraintes de temps.....	109
2.5	Les fonctions objectives.....	109
3.	Classification.....	110
4.	Exemples d'applications.....	111
5.	Méthodes de résolutions	111
5.1	Heuristiques de résolution	112
5.1.1	Heuristiques de gloutonnes.....	112
5.1.2	Méthodes de recherche locales.....	113
6.	Problème traité.....	114
6.1	Jeux de Données utilisé.....	114
6.2	Description et Contraintes liés au problème.....	114
6.3	Présentation de l'algorithme mimétique	115
6.3.1	Chromosome.....	115
6.3.2	Evaluation du chromosome.....	116
6.3.3	Opérateur de Croisement utilisé.....	117
7.	Méthode Proposée.....	118
7.1	Représentation de données.....	118
7.2	Méthode d'insertion des nœuds de collectes.....	119
7.3	Méthode et Algorithme Proposés	121
7.3.1	Adaptation de l'OEP pour le PCL.....	122
7.4	Expérimentations	124
8.	Conclusion.....	127
	Conclusion Générale.....	129
	Bibliographie	131

Liste des Figures

Fig. 1. Méthodologie d'inspiration utilisée adopté de (Arkin 98).....	2
Fig. 2 - Complexe Adaptative system.....	4
Fig. 1.1 – Le Proto-Emergentist et le Neo-Emegentist.....	11
Fig. 1.2 - Schéma Général d'un Système Complexe Adaptatif.....	15
Fig. 1.3 - Emergence des traits selon les simulations de modèle de Latané.....	18
Fig. 1.4 - Emergence de formes dans le jeu de la vie « Life Game ».....	19
Fig. 1.5 - Le canon à planeur.....	20
Fig. 1.6 - Différent cas possibles d'auto organisation et d'émergence.....	25
Fig. 2.1 - Simulation de modèle de Reynolds.....	35
Fig. 2.2 – Un de comportement de vol d'oiseaux.....	36
Fig. 2.3 - Simulation du modèle de Heppener, avec point de repos.....	36
Fig. 2.4 - Trace de la Pheromone.....	39
Fig. 2.5 - Introduction d'obstacles.....	39
Fig. 2.6 - Exploration de deux chemins.....	39
Fig. 2.7 - Emergence du chemin minimal.....	40
Fig. 2.8 - Simulations de Transition aux piles observes.....	40
Fig. 2.9 - Simulation en NetLogo du comportement de fourragement des fourmis....	41
Fig. 2.10 – Simulation en Netlogoo de comportement des Termites.....	41
Fig. 2.12 - Comportement des poissons en face d'un prédateur.....	43
Fig. 3.1 - Expérience du pont.....	54
Fig. 3.2 – Un trafic Symétrique dans le pont de simulation.....	54
Fig. 3.3 - Les étapes de mouvement des fourmis, pour le trafic unidirectionnel.....	56
Fig. 3.4 - Les étapes de mouvement des fourmis, pour le trafic bidirectionnel.....	57
Fig. 3.5 - Model ASEP.....	58
Fig. 3.6 - Model de processus d'exclusion total (TASEP).....	58
Fig. 3.7 – Modèle de déplacement des fourmis.....	59
Fig. 3.8 - Superposition de Deux Model TASEP.....	61
Fig.3.9 – La densité dans le trafic.....	62
Fig. 3.10 - Grille de représentation de la phéromone.....	63
Fig. 3.12 - Attractive et répulsive densité, sans propagation et évaporation.....	65
Fig. 3.13 - Attractive et répulsive densité avec présence de la phéromone.....	65
Fig. 3.14 - Emergence du trafic à l'aide de modèle proposé.....	67
Fig. 4.1 - Combinaison Auto organisation et Emergence.....	72

Fig. 4.2 – Un exemple de PVC.....	73
Fig. 4.3 - Représentation d'un PVC à l'aide des agents arcs	79
Fig. 4.4 - Représentation d'un à l'aide des agents emplacements.....	80
Fig. 4.5 – Résultats des testes selon le modèle de la phéromone	82
Fig. 4.6 – Une incrémentation dans le nombre de fourmis.....	82
Fig. 4.7 - Trace d'exécution d' Oliver30	83
Fig. 4.8 - Trace d'exécution d' Eilo50	83
Fig. 5.1 – Comportement de vol d'oiseaux observé dans l'étourneau sansonnet.....	95
Fig. 5.2 - Range de la perception d'un particule quelconque.....	99
Fig. 5.3 - Alignement de mouvement d'un groupe d'individus.....	99
Fig. 5.4 - La perception dans le modèle en zone.....	100
Fig. 5.5 – Comportements Parallèles.....	102
Fig. 5.6 – Essaim tourne autour de l'aire de repos.....	103
Fig. 5.7 – Multi essaim	103
Fig. 6.1 - Représentation graphique d'un problème PCL.....	108
Fig. 6.2 - Exemple d'une séquence de nœuds.....	116
Fig. 6.3 - graphe H.....	117
Fig. 6.4 - Solution résultante.....	117
Fig. 6.5 – Opérateur de croisement avec un point de coupure.....	118
Fig. 6.6 – Représentation à l'aide des nœuds de collectes.....	119
Fig. 6.7 – Insertion des nœuds de collectes et de livraisons.....	119
Fig. 6.8 – Déplacements des nœuds de livraisons.....	120
Fig. 6.9 – Séquence de nœuds solution.....	121
Fig. 6.10 - Représentation d'un individu.....	121

Liste des Tables

Table 2.1 – Liste des problèmes traités par les algorithmes des fourmis.....	46
Table 3.1 – Table de propagation de la phéromone aux sites voisins.....	64
Table 4.1 - Tableau représentant les différents résultats des problèmes traités.....	82
Table 5.1 - Initialisation de la matrice de simulation.....	90
Table 5.2 – Emergence des régions à base de modèle culturel.....	90
Table 5.3 - Valeurs des Paramètres, forces d'accélération, rayons distances.....	101
Table 6.1 - Résultat des tournées pour 20 instances de (5s10r).....	125
Table 6.2 - Résultat des tournées pour 20 instances de (5s20r).....	125
Table 6.3 - Résultat des tournées pour 20 instances de (10s30r).....	126
Table 6.4 - Résultat des tournées pour 20 instances de (20s50r).....	126

Liste des Algorithmes

Algorithme 3.1 – Simulation de trafic des fourmis.....	66
Algorithme 4.1 - Ant System (AS).....	75
Algorithme 4.2 – Résolution de PVC à l’aide d’un environnement collective.....	81
Algorithme 5.1 – Algorithme de simulation de modèle Culturel adaptative.....	89
Algorithme 5.2 – Algorithme d’optimisation par essais particulières.....	91
Algorithme 5.3 – Simulation de comportement des essaims à l’aide de l’OEP.....	100
Algorithme 6.2 – Algorithme d’insertion des nœuds de collectes.....	120
Algorithme 6.3 – Algorithme d’adaptation de l’OEP pour le PCL.....	124

Introduction générale

Ce travail de thèse provient d'une idée dont le but est de chercher la réponse aux questions de types : comment les systèmes naturels sont-ils capables de s'adapter à des environnements partiellement observables ? Quels sont les méthodes et les moyens permettant adaptation ? Sont-ils intelligents et dotés des moyens très élaborés d'apprentissage ? Peut on dire que les mécanismes de la sélection naturelle sont à la base de leurs adaptations ? La réponse à l'ensemble de ces questions bien évidemment sort du cadre d'une telle thèse.

Notre objectif était l'étude de l'apprentissage incrémental dans les systèmes naturels en se basant sur la fonction de l'évolution et en s'inspirant de la théorie de complexité. Pour cela, on s'est intéressé à une approche où, Allen dit : « si la connaissance est le fruit de l'apprentissage, l'apprentissage est le fruit de l'expérience, et l'expérience est le fruit des actions passées » (Allen, 2001a) (Allen, 2001c) (Allen, 2001d).

En outre, la théorie de la complexité ou la science des systèmes complexes cherche à comprendre, modéliser et simuler les comportements manifestés au niveau global du système, en se basant sur les deux propriétés, l'auto-organisation et l'émergence. Ainsi le principe fondamental de l'évolution, qui est la sélection naturelle, peut être vue comme un processus auto-organisé où une fonction de niveau supérieur peut émerger à travers les éléments de niveau inférieur (Holland, 1997) (Allen, 2001b) (Allen, 2002) (Forbes, 2004). Par exemple un génome représente l'assemblage sous une forme particulière d'un ensemble de gènes.

Notre thèse se situe à l'intersection de plusieurs domaines de recherches : **(i)** La science de complexité, par le fait d'utiliser les deux principes de l'auto organisation et d'émergence comme étant une approche de résolution. **(ii)** L'inspiration biologique, par le fait que les systèmes utilisés et servant comme une base pour notre modèle sont biologique et s'inscrivent dans une branche que l'on nomme, l'intelligence en essaims. **(iii)** L'optimisation, par le fait que l'approche de résolution par émergence, était testée sur des problèmes d'optimisations combinatoires. Nous suivrons fidèlement la méthodologie représentée dans le schéma de la figure 1, adoptée pour le domaine de la robotique biomimétique et qui s'applique soit à la mimétique d'un phénomène, soit à la résolution d'un problème d'optimisation (Arkin, 1998).

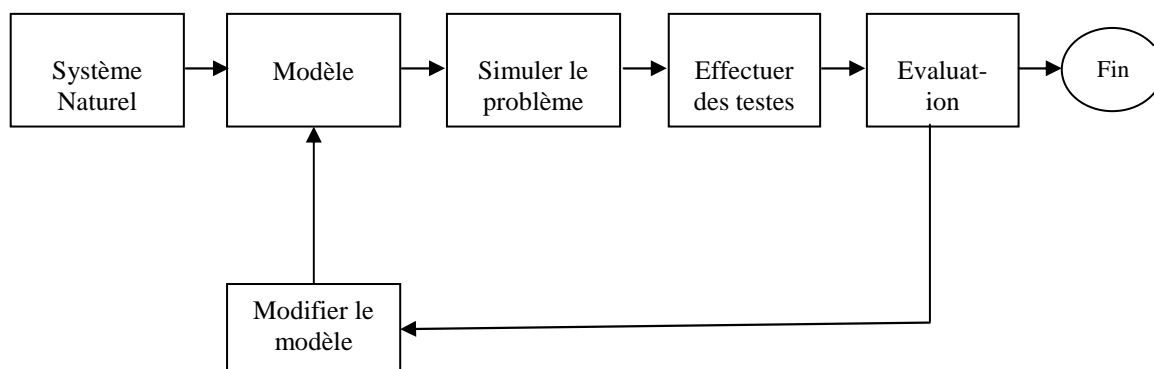


Fig. 1. Méthodologie d'inspiration utilisée, adopté de (Arkin, 1998).

Système complexe

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. Il est possible par conséquent de prévoir une émergence à travers ces échelles, organisés d'un phénomène simple, qui peut être considéré comme émergent, jusqu'au plus complexe et au plus ésotérique processus dans l'existence. Les propriétés émergées 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, 1995).

L'un des comportements nécessaires et qualifiant un système de complexe, est que l'interaction de ces entités au niveau inférieur, participent à un processus qualifié d'auto-organisé. Ce dernier, implique l'émergence des structures cohérentes dans le niveau supérieur.

Ces deux caractéristiques sont à la base de plusieurs travaux de recherches et de débats scientifiques. Ces travaux visent à modéliser et simuler les comportements de système afin d'extraire les similarités et les différences. En informatique et précisément 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.

Dans cette thèse nous nous intéressons aux deux concepts d'émergence et d'auto organisation pour les deux raisons suivantes :

1. Les systèmes qui nous intéressent, comme source d'inspiration sont auto-organisés et exhibent des comportements émergents. Ciblant les systèmes démontrant de l'intelligence collective et représentant des sources fascinantes d'inspiration pour les systèmes informatiques : tels que, les fourmis provenant de l'espèce des insectes sociaux (non vertèbres) et beaucoup plus social pour les systèmes sociaux (vertèbres), tels que les comportements de vol d'oiseaux et des collections de poissons.

2. 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.

Nous suivrons fidèlement dans la thèse cette approche dans laquelle la solution d'un problème donnée s'articule autour des interactions des éléments représentant le problème dans un langage de niveau inférieur.

Evolution

L'approche que nous venons de décrire partage beaucoup de similarités avec le principe de la sélection naturelle pour lequel la compétition pour la survie était développée par le biologiste Charles Darwin il y a deux siècles. L'évolution est caractérisée par : l'héritage, pour le passage des caractéristiques des parents à leurs descendants, la variation qui est le processus qui permet d'avoir des descendants différents d'une copie de leurs parents, et la sélection, processus permettant la reproduction de certains individus au lieu des autres. C'est ce que Fogel avait représenté mathématiquement (Fogel, 1966).

$$x(t+1) = s(v(x(t))) \quad (1)$$

Telle que $x(t)$ représente la population à l'instant t , v la variation et s la sélection. Les gènes caractérisant les parents sont passés génétiquement aux descendants de génération en génération, la sélection élimine les comportements non désirés, c'est-à-dire les phénotypes inadaptés à l'environnement et ayant une faible adaptation. La sélection joue le rôle d'un filtre qui ne laisse passer à la génération suivante que les phénotypes capables de survivre. Ce processus s'applique au niveau phénotypique, contrairement au processus de variation qui se déroule au niveau inférieur, en décrivant la manière d'interaction des génotypes.

Inspiration biologique

L'objectif des chercheurs en informatique est de concevoir des systèmes qui fonctionnent avec un degré très élevé d'autonomie, robuste, auto-reconfigurables, et apprennent de l'environnement sans aucune intervention. Inspirer ou imiter un système biologique est d'une importance considérable et pour l'informatique, i.e., l'application des principes dérivés du système, et pour la biologie, i.e., comprendre et surmonter les problèmes en implémentant et simulant dans la machine le comportement cherché.

L'inspiration biologique a prouvé son efficacité pour tous les paradigmes inspirés. Néanmoins les défis rencontrés par les chercheurs, montrent que les systèmes biologiques sont multifonctionnels. Alors un bon succès d'inspiration pour une fonction particulière, nécessite la séparation de toutes les parts ne contribuant pas à cette fonction (Forbes, 2004), dans ce cas l'approche par émergence des systèmes complexes s'impose (le tout n'égale pas la somme des parties). Un autre défi, est que l'adaptation biologique à un environnement, dépend non seulement des circonstances de cet environnement mais aussi de l'histoire de l'évolution.

Parmi les exemples d'inspiration nous trouverons : Les réseaux de neurones inspirés de la neurobiologie, les algorithmes évolutionnaires inspirés de la théorie d'évolution, la sécurité dans les systèmes informatiques inspirée de l'immunologie, l'architecture de Brooks dans la

robotique et l'optimisation par essaims inspirés de l'intelligence en essaims. Ce dernier domaine sera précisément le cadre principal de cette thèse.

Intelligence en essaims : la culture et la socio-psychologie

L'intelligence en essaims a gagné une forte popularité dans ces dernières années, dû aux faits que les méthodes et paradigmes inspirés, ont prouvé leurs efficacités dans plusieurs domaines de recherches, beaucoup plus en informatique et particulièrement dans l'optimisation et la robotique. L'un des meilleurs exemples est l'optimisation par colonies des fourmis (Dorigo et al., 1996a) (Dorigo et al., 1997) (Dorigo et al., 1999a). Les raisons conduisant à cette popularité sont :

1. Ces systèmes sont décentralisés : aucun individu n'a le contrôle central du système. L.
2. Ces systèmes utilisent des boucles de rétroactions, de feedback positif et négatif.
3. Le feedback positif est capable de renforcer les meilleures solutions, tandis que le feedback négatif élimine les mauvais choix.
4. La dynamique d'interaction est simple et multiples. Les interactions locales entre individus conduits à des comportements émergents.
5. Ces systèmes explorent l'environnement d'une manière aléatoire, sans se soucier de la qualité des solutions choisies. En d'autre terme, l'aléatoire conduit à la créativité et à l'originalité. Par exemple le principe de la stigmergie, permet aux fourmis d'explorer de nouvelles pistes, riches en nourriture.
6. L'auto-organisation est une propriété fondamentale pour tels systèmes. Ils ont la capacité de produire des nouvelles organisations si des changements environnementaux surviennent. Dans le plus part des cas, l'auto-organisation est couplé avec le comportement émergé.

Au début le mot intelligence en essaims désigne certains paradigmes dans la robotique, cette définition restrictive est élargie, pour designer toute algorithmes ou méthodes inspirés, des comportements collectifs des insectes sociaux et des autres sociétés animales. Mais récemment les travaux de Kennedy et Eberhart ont influé sur cette définition en l'étendant à un espace cognitif (Eberhart et al., 1995) (Kennedy, 1998) (Kennedy et al. 2001) .

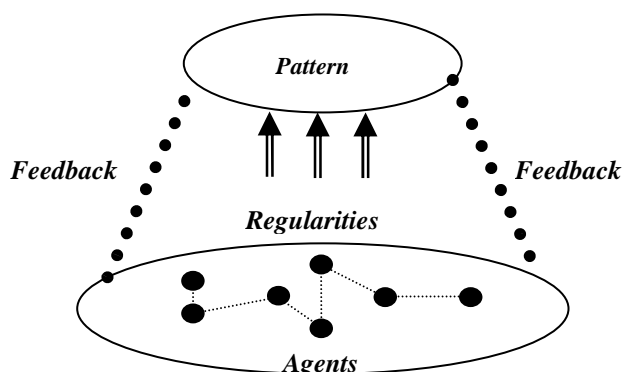


Fig. 2 – Système Complexe Adaptatif

Objet de la thèse

Ce travail de thèse vise plusieurs objectifs, dont le but commun est l'inspiration des modèles et algorithmes à base des systèmes exhibant une forme d'intelligence collective. Il a été démontré que ces systèmes ont la capacité de réaliser des tâches difficiles à travers des règles simples. Nous nous intéressons au comportement de fourragement chez les fourmis et à celui du vol d'oiseaux. Nous allons chercher à démontrer que les individus de ces systèmes sont capables d'apprendre à résoudre des problèmes rencontrés, selon deux formes :

- ❑ Soit au moyen de la communication indirecte : Dans ce cas la connaissance est partagée par les individus et mémorisée dans l'environnement sous forme d'une trace.
- ❑ Soit socio-cognitif, et dans ce cas les individus sont capables d'apprendre : **(i)** à base d'expérience (*apprentissage cognitif*). **(ii)** et par imitation des autres individus, et exactement le voisinage social (*apprentissage social*), comme dans les comportements de vol d'oiseaux et des collections de poissons.

Pour atteindre ces objectifs, nous nous sommes efforcé à réaliser les sous objectifs suivants en utilisant une approche par émergence.

1. Imiter un comportement de fourragement, en cherchant à émerger le chemin entre le nid et la source de nourriture.
2. Imiter un comportement de vol d'oiseaux, en se basant uniquement sur les forces de répulsion et d'attraction.
3. Appliquer le principe de fourragement des fourmis au problème de tournés des véhicules de type voyageur de commerce, en utilisant un environnement d'essaim.
4. Proposition d'une méthode d'optimisation par essais particuliers pour un problème de tournés des véhicules de type collecte et livraison.

Organisation de la thèse

La thèse est organisée en six chapitres dont voici un guide de lecture :

1. Le **premier chapitre**, décrit d'une manière succincte les systèmes complexes en mettant l'accent sur leurs propriétés communes, qui sont l'auto-organisation et l'émergence. Quelles sont leurs similarités et leurs différences ? dans quel contexte seront-elles utilisées ? bien que les définitions données des systèmes complexes n'encapsule pas toutes les systèmes naturels, l'objectif est de mettre en évidence l'ampleur de l'approche par émergence et de montrer quelques concepts utiles dans la suite de la thèse.
2. Le **deuxième chapitre** s'articule autour de l'intelligence en essaims, qui est le champ de la thèse. Ce chapitre répond aux questions suivantes : quels sont les caractéristiques d'un système exhibant une intelligence collective ? quels sont ces systèmes ? peut-on élargir le domaine de l'intelligence en essaims à d'autres espaces, tels que, la culture, la cognition et l'apprentissage ? nous verrons dans le contexte de ce chapitre que la notion de l'intelligence en essaims est un sujet à discussion entre chercheurs. Nous nous intéressons à une approche pour laquelle l'espace physique n'est pas une restriction pour l'intelligence. d'autres espaces, tels que l'espace cognitive sont à envisager.

Le reste de la thèse est divisé en deux parties :

❑ **Partie I :** Contient le troisième et le quatrième chapitre, dans laquelle l'espace physique est d'importance capitale. Nous s'intéressons au principe de la communication à base de la stigmergie, utilisé par les insectes sociaux et particulièrement les fourmis (Grassé, 1959).

❑ **Partie II :** Contient le cinquième et le sixième chapitre, dans laquelle l'espace cognitif est aussi important. Notre choix est basé sur les travaux d'Axelrod modélisant la dispersion de la culture au milieu social (Axelrod, 1997), puis sur les travaux de Kennedy qui complètent cette approche en développant la méthode d'optimisation par essais particuliers (**OEP**) (Kennedy, 1998) (Kennedy et al. 2001).

3. Dans le **troisième chapitre** nous présentons un état de l'art en matière de la gestion du trafic chez les fourmis. Des travaux de simulation de comportement de certaines espèces des fourmis ont été montrés. Par la suite nous s'intéresserons à l'imitation du comportement de fourrageage. L'importance de cette imitation est de montrer qu'il est possible d'émerger des comportements collectifs à travers des règles simples par le biais de la communication indirect, et par le développement d'un modèle pour la phéromone.

4. Le **chapitre quatre**, s'articule autour de l'émergence de la solution du problème de voyageur de commerce. Le modèle d'interaction est inspiré des travaux de (Dorigo et al. 1996a). Les simulations sont faites, en utilisant un environnement collectif.

5. Dans le **cinquième chapitre**, nous montrons le concept de sociabilité et son rôle dans l'émergence de solution pour un problème donné. L'approche d'Axelrod pour la dispersion de la culture est présentée avec des exemples de résolution de problèmes. Le reste du chapitre est consacré à la méthode d'optimisation par essais particuliers. Nous avons adapté la méthode pour la simulation des comportements collectifs, tels que le comportement de vol d'oiseaux et les collections de poissons.

6. Le **sixième chapitre** est consacré à la résolution de problème de collecte et de livraison. Nous proposons une nouvelle méthode, adoptée de la méthode d'optimisation par essais particuliers (**OEP**).

Enfin, nous présentons une conclusion sur les travaux réalisés à base de l'approche par essais. De même, des perspectives sur les travaux futurs de recherches seront présentées.

Chapitre 1

Auto-Organisation et Systèmes Emergents : Philosophies et Théories.

Résumé :

L'objectif de ce chapitre est de fournir un cadre pour les travaux présentés dans la thèse. L'accent est mis sur les caractéristiques principales d'un système complexe, et plus particulièrement l'auto-organisation et l'émergence.

Les deux concepts ont été longtemps considérés comme un seul, et parfois en confusion. Le fait de combiner les deux phénomènes est une approche prometteuse pour les systèmes multi agents complexes. Deux pistes ont été considérées : **(i)** la première piste considère l'auto-organisation comme étant une cause et dans ce cas, l'émergence est le résultat d'un processus auto-organisé. **(ii)** la deuxième piste considère l'auto-organisation comme étant un effet et dans ce cas, l'émergence se produit au niveau du processus d'auto-organisation.

Sommaire

1. Introduction	9
2. Système Complexe : Propriétés et concepts	9
2.1 Caractéristiques des Systèmes Complexes	10
2.1.1 Emergence	10
2.1.2 Auto-Organisation	12
2.1.3 Feedback positif et négatif	14
3. Système Complexe et domaine sous-jacents	14
3.1 Système Complexe Adaptatif	14
3.2 En thermodynamique	15
3.3 En théorie des chaos	16
3.4 En Synergétique	16
3.5 En biologie et écologie	17
3.6 En Science Sociale	17
4. Méthodes et Modèles de Simulations	18
4.1 Automate Cellulaire	18
4.2 Réseaux Booléens	20
4.3 Systèmes Multi agents	20
4.3.1 Mécanismes basés sur l'interaction directe	21
4.3.2 Mécanismes basées sur la stigmergie	22
4.3.3 Mécanismes basées sur le renforcement	22
4.3.4 Mécanismes basées sur la coopération	22
4.3.5 Mécanismes basés sur des architectures génériques	23
5. Auto-organisation et Emergence : Similarités et Différences	23
5.1 Les Similarités	23
5.2 Les Différences	24
5.2.1 Auto-organisation sans présence de l'émergence	24
5.2.2 Emergence sans auto-organisation	25
5.3 Combinaison entre approches	25
6. Conclusion	26

1. Introduction

L'émergence et l'auto-organisation sont deux concepts fondamentaux des systèmes complexes et qui sont intimement liés. Les systèmes naturels sont auto-organisés et présentent des comportements émergents. L'émergence est une propriété propre au système et qui ne peut être réductible ni prédictible à travers les entités du système. La science des systèmes complexes adopte une vue holistique considérée comme un cas complémentaire de l'approche traditionnelle du réductionnisme. Les philosophes s'intéressent en comment l'esprit émerge à travers l'interaction des différents neurones au niveau de notre cerveau ? Comment l'intelligence émerge de la matière ? Les biologistes s'intéressent depuis longtemps à l'émergence de la vie d'une matière inanimée. Dans la vie artificielle les chercheurs s'intéressent en comment des propriétés analogues à l'esprit ou la vie peuvent émerger automatiquement et non biologiquement ?

L'émergence est un phénomène qui peut exister à travers les différents niveaux de l'organisation, soit du niveau microscopique tels que les atomes et les molécules, jusqu'au niveau macroscopique tels que les espèces et les écosystèmes. Il est possible par conséquent de prévoir une émergence à travers ces échelles, organisées de simple phénomène jusqu'à la plus complexe et la plus ésotérique dans l'existence. Les propriétés émergées sont intrinsèques pour un système donné, et elles existent soit qu'on les observe ou elles passent inaperçu pour un observateur. Cependant il est aussi juste de dire que le fonctionnement des processus biochimiques au niveau de notre cerveau, par exemple, engendre des propriétés émergentes avec ou sans la conscience de l'observateur. Searle (Searle, 1995) a énoncé que « La conscience est une propriété de cerveau du niveau supérieur ou émergente au sens tout à fait banal de niveau inférieur ou d'émergent... ».

Ce chapitre vise à montrer les concepts utiles dans la suite de la thèse, telle que l'auto-organisation et l'émergence, leurs similarités et différences, les modèles du système implémentant ces concepts, etc.

2. Système complexe : Propriétés et concepts

Le système complexe est un sous domaine de l'approche systémique ou la science des systèmes, qui s'intéresse à l'étude des propriétés de système considérés comme complexe à la nature, à la société et pour la science. Le système complexe parfois est nommé, théorie des systèmes complexes ou science de la complexité. Le problème pour ce type de système est les difficultés rencontrées avec leur modélisation et aussi leur simulation. Selon cette perspective et dans les différents contextes de recherches, les systèmes complexes sont définis à travers leurs attributs, et jusqu'à présent il n'existe pas un consensus universel mettant une exacte définition pour ce qui est un système complexe.

Un système complexe est un système composé d'un grand nombre d'entités en interactions locales et simultanées. Il est un cas particulier des systèmes dynamique complexe¹. Il possède la majorité des caractéristiques telle que ; ces entités présentent peu d'organisation centrale, l'état d'une entité a une influence sur son état futur via l'état d'autres entités (présence des boucles de rétroaction). Les entités peuvent elle mêmes être des systèmes complexes. Ainsi le système est ouvert et soumis à l'échange des flux d'énergie et d'informations sur ses frontières.

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. De ce dernier résulte l'émergence des structures cohérentes.

Les systèmes complexes présentent un meilleur contre exemple à l'approche réductionnisme. En effet malgré la connaissance parfaite des composantes élémentaires du système, il est impossible de prévoir son comportement, sauf par expérience ou la simulation. Ceci est dû à l'impossibilité de mettre le système en équation, contrairement à un système chaotique, où les paramètres jouent un rôle important.

2.1 Caractéristiques des systèmes complexes

Les systèmes complexes, et particulièrement les systèmes biologiques, possèdent en général plusieurs caractéristiques importantes. Le comportement dynamique du système peut être décrit par ses propriétés dynamiques locales, et par ses propriétés collectives, caractéristiques du système pris dans sa globalité. Le système 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. Ces effets non- linéaires conduisent à des phénomènes émergents.

2.1.1 Emergence

2.1.1.1 Historique

Deux écoles avaient dominés les pensées des philosophes et scientifiques : le proto-emergentism et le neo-emergentism. Le premier considère le processus d'émergence comme étant une boîte noire, comme le montre la figure 1.1. Seules les entrées et les sorties sont à considérer. Aucune connaissance de la manière dont comment les entrées sont transformées en sorties.

Dès les années trente et jusqu'à l'heure actuelle, différentes perspectives ont été envisagés pour l'approche neo-emergentism. Elle a ses racines dans les systèmes dynamiques de la physique, dans les mathématiques et aussi dans l'informatique, à travers les travaux de (Holland, 1975) (Prigogine, 1977) (Haken, 1983) (Langton, 1990) (Kauffman, 1993) (Holland, 1997) (Goldstein, 1999); dont leur but était de développer des outils et méthodes pour lesquels le processus d'émergence devient simple et non pas un processus miraculeux. Ce mouvement essaye de comprendre et par conséquent de reproduire le processus qui conduit à l'émergence.

D'un point de vue philosophique, durant le 19ième siècle le terme émergence fut inventé par le psychologue G. H. Lewes dans son multi-volume "*Problems of life and mind*"

¹ **Système Dynamique** : englobe tous les systèmes, chaotique, thermodynamique, physique statistique..., est un système classique qui évolue au cours du temps de façon à la fois : causale, et déterministe.

(1874-1879) (Lewes, 1875). Pareil à ses collègues influençaient par l'évolution Darwinienne, Lewes voyait l'évolution du cerveau humaine comme étant un miracle formidable. Certains évolutionnistes, comme Alfred Russel Wallace, opta pour une explication dualiste², « Le cerveau est la production d'une force super naturelle ». En suivant le pionnier philosophe John Stuart Mill. Lewes après, fut annoncé que certain phénomène naturels produits ce qui est appelé une nouveauté qualitative. Même par le changement d'outils en ne pouvant pas l'exprimer par des termes quantitativement simples. Ils sont émergeant plutôt que résultant.

Deux approches sont à considérer le réductionnisme et le holisme. L'approche réductionniste décompose un phénomène complexe en ses parts. Cependant, la décomposition est insuffisante, la relation entre les différents parts de système reste inexpliquée. Cette décomposition de système en différentes parts est un sujet de discussion. Tandis que l'autre approche est tout à fait le contraire de réductionnisme, « le tout n'est pas égale à la somme des parties ».

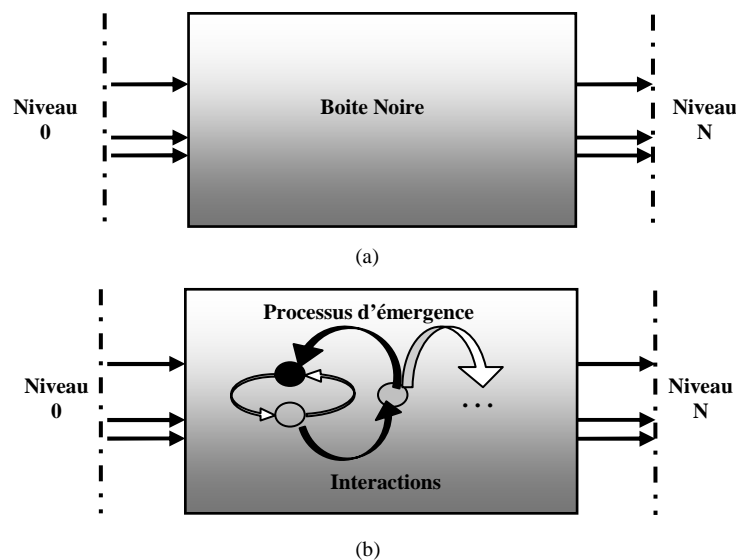


Fig. 1.1 - Le Proto-Emergentist et le Neo-Emergentist

2.1.1.2 Définitions et types d'émergence

Plusieurs auteurs avaient essayés de définir le terme “ émergence ” ou au moins, cherchaient à en donner une meilleure classification. Dans ce qui suit, nous donnons les plus importantes définitions du terme.

Selon Cariani, le problème de l'émergence s'intéresse à l'origine des structures et des fonctions qualitatives et nouvelles, dont leurs réductions à ceux existant sont impossibles. Il a catégorisé l'émergence en trois types : Calculable, c'est-à-dire formelle. Thermodynamique et Relativement à un modèle, c'est à dire fonctionnelle (Cariani, 1991).

Le calcul de l'émergence est souvent lié à la production des nouvelles formes globales, à travers des interactions locales, comme le comportement de vol d'oiseaux et le chaotique par exemple. L'émergence au sens thermodynamique s'intéresse aux problèmes de types,

² **Dualiste** : A. R. Wallace et le co-découvreur de la théorie de l'évolution par sélection naturelle avec Darwin, il a été fortement attiré par les idées radicales. Sa défense sur le spiritisme et sa croyance en une origine immatérielle pour les plus hautes facultés mentales de l'être humain mit à mal ses relations avec le monde scientifique.

origine de la vie ou de l'ordre émergeant à travers le désordre. L'émergence relative à un modèle s'impose lorsque l'observateur a besoin d'adapter son modèle afin de refléter le comportement désiré.

Le problème lié à cette représentation d'émergence est la manière de distinction entre ces trois formes. Si, par exemple, nous sommes en face d'une nouvelle forme globale émergente à base du premier type d'émergence. C'est certainement qu'un observateur a changé les règles de son modèle, par la création de nouveaux termes descriptifs. De cette manière il apparaît que l'émergence relative à un modèle peut en contenir les deux autres.

(Pepper, 1926) (Bunge, 1977) (Forrest, 1990) (Steels, 1991) (Stacey, 1996) (Ali et al. 1997) (Grumbach, 1997) (Brunner, 2002) et autres, définissent l'émergence comme étant un processus, qui se développe en produisant des résultats dans un vocabulaire qui n'a aucun effet au préalable sur la description des éléments internes du système.

L'interaction avec l'environnement est cruciale pour un tel processus, ce fait est souvent appelé par Franklin, avec l'environnement "*with the environment*" (Franklin et al. 1997). Par l'interaction avec l'environnement nous cherchons ce qui diffère la chimie de la physique et la biologie de la chimie. Et c'est pour ça un système intelligent comme l'agent capable d'apprendre, est utile pour ce type de problème qui réside en permanence dans l'environnement !

Récemment Stephan écrivait : « Reste à discuter les critères avec lesquels les propriétés émergentes sont à distinguer de celles non émergents » (Stephan, 1998). Il a distingué trois types d'émergence :

- ❑ **Synchronique** : Une propriété est dite émergente, si elle est irréductible en terme d'arrangement des propriétés des composantes du système.
- ❑ **Diachronique** : Une propriété est considérée comme émergente, si on ne peut pas la prédire.
- ❑ **Faible** : Ce type d'émergence est un caractère de l'approche systémique, pour lequel une propriété apparaît au niveau supérieur du système dans sa globalité et non pas dans l'un de ses composantes.

2.1.2 Auto-Organisation

Le terme auto-organisation a été établi par Prigogine et ces collègues à travers l'étude de la thermodynamique au milieu des années 70. L'idée principale est que le système ouvert diminue son entropie lorsque il est confronté à une énergie externe. La matière s'auto-organise sous la pression externe afin d'atteindre de nouveaux états pour lesquels l'entropie diminue. Comparé au principe de la stigmergie inventé par Grassé (Grassé, 1959), une différence fondamentale entre les deux principes est bien évidente. En effet, dans le premier cas l'auto-organisation est le résultat d'une pression venant de l'extérieur du système. Tandis que pour le deuxième cas l'auto-organisation se produit à travers les comportements venant de l'intérieur du système. Par exemple, au niveau des systèmes d'insectes sociaux, les fourmis ou les termites exhibent des comportements auto-organisés.

Plus récemment l'auto-organisation est largement invoquée dans les colonies des insectes sociaux par Deneubourg, pour lequel un grand nombre de phénomènes collectifs sont auto-organisés (Deneubourg et al. 1989). Le fait d'interpréter les comportements complexes des colonies à base de concept d'auto-organisation a l'avantage de recourir aux comportements complexes aux niveaux individuels.

L'auto-organisation est vue comme un ensemble de mécanismes, pour lesquels des structures émergentes au niveau supérieur du système ne doivent pas être imposés de l'extérieur. Comme nous venons de présenter dans le contexte de l'émergence, l'auto-organisation exige que les interactions inter-individuelles ne fassent aucune référence aux structures émergées.

Dans le plus part des cas, le processus d'auto-organisation est doté d'un comportement émergeant. En effet les composantes individuelles utilisent des règles simples, et à travers un modèle d'interaction représentant la dynamique du système, ils sont capables de produire collectivement des comportements complexes.

Camazine définissait l'auto-organisation (Camazine, 2001).

L'auto-organisation est un processus dans lequel un modèle de niveau global, émerge d'un grand nombre de composantes en interactions. De plus, les règles spécifiant les interactions entre composantes de système utilisent uniquement des informations locales, sans référence à aucun modèle global.

Nous présentons les quatre propriétés fondamentales caractérisant, l'auto-organisation. Pour lequel l'absence de l'une de ces propriétés, le système est considéré comme non auto-organisé.

❑ **Contrôle central**

Le système est en interaction continue avec l'environnement, capable de recevoir des stimuli et produire des effets, sans aucun contrôle central, ni un planning donnant au système la manière de réaction.

❑ **Incrémentation dans l'ordre**

Le système peut avoir une incrémentation dans l'ordre comme étant le résultat d'un processus auto-organisé. Cependant l'ordre ne s'incrémente pas indéfiniment et ne restera pas tout le temps dans une configuration d'ordre supérieur. L'ordre est en alternance entre la croissance et la décroissance.

❑ **Adaptabilité**

Un système auto-organisé doit être robuste vis-à-vis les perturbations, et capable de s'adapter aux changements survenus dans l'environnement.

❑ **Interaction**

Sans interaction, les composantes ne sont qu'un groupe indépendant d'entités, incapables d'exprimer des comportements collectifs et cohérents.

Les trois premières propriétés sont un consensus dans la littérature (Kauffman, 1995) (Anderson, 2002) (De Wolf et al. 2004). La quatrième est mentionnée dans (Bonabeau et al. 1999) avec le feedback positif et feedback négatif et la fluctuation et ses amplifications. Le feedback négatif est déjà considéré dans le contexte d'un système adaptatif (Holland, 1997). La fluctuation est le résultat de feedback négatif et non pas une propriété générale de l'auto-organisation (Andersson, 2002). Il est intéressant de mentionner ici que l'émergence peut avoir aussi peu de propriétés fondamentales (De Wolf et al. 2004), elle est différente de concept de l'auto-organisation par la présence de nouveaux comportements globales.

2.1.3 Négatif et positif feedback

La plus part des systèmes modélisés par les méthodes mathématiques traditionnelles de la physique sont linéaire. Dans cette tendance les effets sont proportionnels aux causes. Dans les systèmes auto-organisés la relation entre les causes et les effets est souvent non précise et non linéaire, des petites causes peuvent engendrer des grands effets, et des grandes causes engendrent des petits effets. La relation de causes et d'effets est circulaire. 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.

□ 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.

Dans les systèmes complexes auto-organisés, il peut y avoir plusieurs boucles enclenchées de feedback positif et négatif. Ainsi des changements dans certaines directions seront amplifiés, tandis que des changements dans d'autres directions seront supprimés. Ceci conduit à des cas compliqués, où on ne peut pas prédire de comportements.

3. Système complexe et domaines sous-jacents

3.1 Système Complexe Adaptatif (CAS)

Le système complexe Adaptatif noté (CAS) est un cas spécial de système complexe. Par complexe on entend les divers et multiples interconnexions d'éléments, et par adaptative chaque élément possède une capacité de changement et d'apprentissage à partir de son expérience. Le terme CAS été inventé à l'SFI³ par J. H. Holland et d'autres. Différentes définitions ont été données par différents chercheurs pour le CAS.

Selon Holland, un CAS est un réseau dynamique composé d'un grand nombre d'agents, qui peuvent représenter des cellules, des espèces, des individus, qui réalisant des tâches en parallèles, réagissent d'une manière continue aux faits survenues des autres agents (Holland, 1997). Le contrôle au niveau de CAS doit avoir tendance à être très décentralisé. Les comportements du système sont le résultat d'un grand nombre de décisions effectués à chaque moment par les agents. Les autres définitions du CAS s'inscrivent dans le contexte de cette définition.

Collections macroscopique d'éléments qui s'interagissent d'une manière simple et non linéaire, doté d'une capacité d'évolution et d'adaptation avec les changements survenus dans l'environnement

Ce qui fait la différence entre un CAS et un système multi agents (Multi Agent Système : MAS), est que un CAS possède des propriétés et les caractéristiques tels que : l'auto-similarité, la complexité, l'émergence et l'auto-organisation. Un MAS est définie comme

³ SFI : est un institut de recherche dédié à l'étude des systèmes complexes. Il se situe à Santa Fe (Nouveau-Mexique), et a été fondé par George Cowan, David Pines, et autres.

un système composé de multiple agents en interactions (Actuellement les tendances des architectures des systèmes MAS tiennent compte de la plus part de ces propriétés). Les CAS sont caractérisés par un niveau très élevé de capacité d'adaptation, donnant à celui-ci une grande élasticité en face des perturbations.

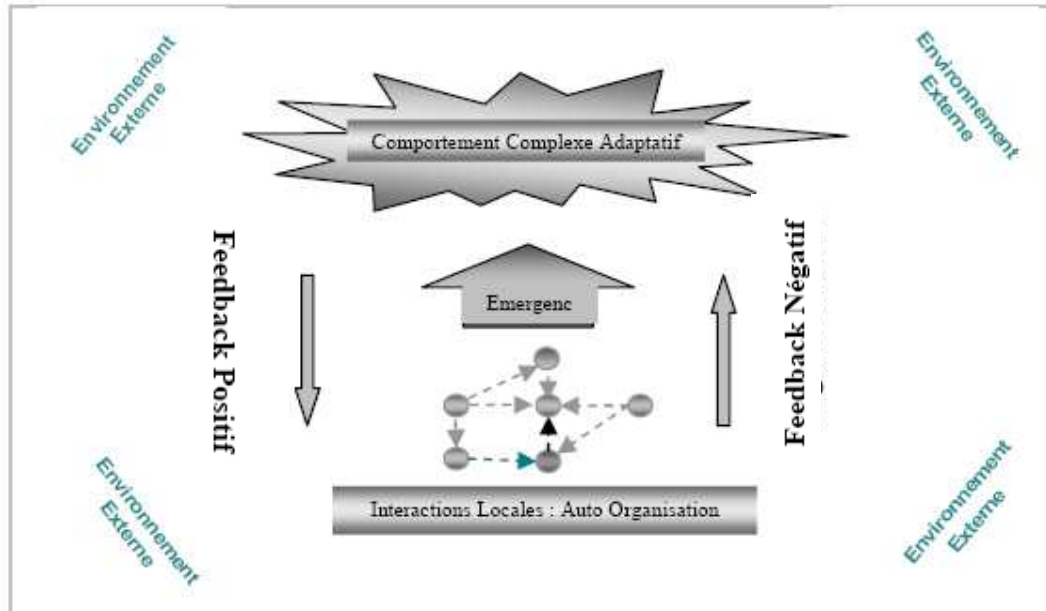


Fig. 1.2 Système Complexe Adaptatif

Autres propriétés importantes sont la communication, la coopération, la spécialisation, une organisation spatio-temporelle, et la possibilité de reproduction. La cellule, par exemple, s'adapte et se reproduit d'elle-même comme les gros organismes. La communication et la coopération se trouveront à tous les niveaux, du niveau agent jusqu'au niveau système.

Les organismes vivants sont des systèmes complexes adaptatifs. Bien que la complexité soit difficile à quantifier dans la biologie, l'évolution a produit des organismes complexes remarquables. Cette observation se situe dans l'idée de l'évolution elle-même, que tout a commencé par la progression vers les super organismes. Si ce postulat est vrai, l'évolution doit posséder une tendance vers la complexité. Et pour ce type de processus la complexité ne cesse de s'accroître dans le temps. En effet, certaines simulations de la vie artificielle avaient suggéré que la génération des CAS est un inévitable trait, important pour l'évolution.

3.2 En 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 à l'échelle macroscopique 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 de persister; mais dès que le système atteint une entropie maximum la réaction cesse de continuer.

Le terme “structure dissipative”⁴ du mot anglais “*dissipative structure*” introduit par Prigogine pour contraster ces structures de celles en équilibre. Les structures dissipatives fournissent un meilleur exemple de non équilibre comme étant une source de l’ordre. De plus le mécanisme de formation des structures dissipatives, été en contraste, avec les structures en équilibres basés sur le premier principe de Boltzmann⁵. 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 (Prigogine, 1977) “*Self Organization in non equilibrium systems*”.

3.3 En théorie de chaos

La théorie de la complexité prend ces racines dans la théorie de chaos. , et qui fut ces origines il y a plus d’un siècle dans les travaux de mathématicien Henri Poincaré. Récemment la théorie des chaos était liée aux travaux de (Holland, 1975) (Kouffman, 1993), et autres de l’SFI. Le chaos est parfois vu comme un processus extrêmement compliqué, plutôt qu’une absence dans l’ordre (Hayles, 1991). 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 des chaos.

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 linéaire (Cilliers 1998). Par conséquent, la différence principale entre un système chaotique et un système complexe est leur histoire (Buchanan, 2000). 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. En outre, les systèmes complexes évoluent proche de l’équilibre et au bord du chaos⁶.

3.4 En physique statistique (synergetic)

Dans la physique, l’émergence aux différents niveaux de système complexe concerne le domaine de l’équilibre en physique statistique (Reif, 1965) (Ashcroft et al. 1976). Les entités dans le système sont des objets physiques simples, souvent appelés les particules. Les lois locales déterministes sont imposés avec certain bruit probabiliste spécifiant les interactions entre les particules.

L’analyse d’un tel système est centrée sur la recherche de caractère de stabilité du système. La totalité des particules spécifiant le comportement de système convergent 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

⁴ **Structure Dissipative** : Structure dissipative (ou *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 « structures dissipatives » fut créé par Ilya Prigogine.

⁵ **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 (l’énergie mécanique en énergie thermique, etc.).

⁶ **Au bord du Chaos** : Le bord au chaos été découvert par C. Langton à travers ces travaux sur l’auto reproduction à l’aide des automates cellulaires. Le bord au chaos été reconnu comme un régime entre l’ordre et le chaos

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) (Wolpert et al. 1999).

3.5 En biologie et modélisation écologique

Similaire à la physique statistique, la biologie et l'écologie sont aussi sujets à des comportements émergents lorsque un grand nombre d'entités relativement simples interagissent entre eux (Begon et al. 1996) (Hastings, 1997). Néanmoins en physique les entités sont des particules alors qu'en biologie les entités sont des individus. La différence entre les deux systèmes réside dans le nombre d'entités manipulées. En effet en physique le nombre d'entités est beaucoup plus élevé qu'en biologie et écologie.

L'interaction des entités de système est une forme d'abstraction du processus de la sélection naturelle. Souvent, les processus de reproduction génétique, et la compétition entre les individus de la même espèce, ou entre espèces sont modélisés. La modélisation biologique et écologique s'intéresse généralement à la dynamique des écosystèmes et ces comportements à long terme provenant des interactions locales. Les résultats et les modèles obtenus dans la biologie et dans la modélisation écologique sont appelés aux systèmes non biologiques aussi. Par exemple, au niveau social comme l'émergence des langages et des cultures, et même au niveau économique (Epstein et al. 1996) (Gabora, 1998).

3.6 En science social

Dans la vie sociale, plusieurs exemples d'auto-organisation apparaissent au niveau global et à base des interactions locales, sans aucun contrôle central. Un exemple remarquable est le flux d'individus circulant dans une route, capable de s'auto-organiser sans collision et sans aucun contrôle central. Un autre exemple et les différences remarquables entre populations de région en région, style de cheveu, style de vêtement, couleur. Harton suggère que tous les éléments de la culture, jusqu'à la culture elle-même, sont les résultats d'un système en auto-organisation (Harton, 1997).

De plus, l'approche Latané était basée sur le fait que les comportements individuels peuvent s'exprimer en fonction des propriétés auto-organisées du système sociale en question (Latané, 1981). 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 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 ou par d'autres méthodes, possèdent quatre caractéristiques, décrites par Latané dans plusieurs publications (Latané, 1970) (Latané, 1981) (Latané, 1996).

- ❑ **Consolidation** : La diversité de l'opinion se réduit, si les individus ont une prépondérance dans la majorité des arguments.
- ❑ **Groupage (clustering)**: Dans un espace social, les individus deviennent similaires à leurs voisinages.
- ❑ **Corrélation** : Les attitudes qui sont originalement indépendantes tendent à être associées.
- ❑ **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 social, la sociologie, l'économie et aussi l'anthropologie. 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 avaient conduits à l'émergence des traits et des régions à travers l'interaction des individus. Selon Kennedy (Kennedy et al. 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 humaine, figure 1.3.

Une autre approche, s'inscrive dans ce cadre a été menée par Axelrod, à travers ces travaux sur le problème Prisonner – Delemma ⁷ et la publication du fameux livre « *Evolution of cooperation* » (Axelrod, 1980) (Axelrod, 1984). Selon lui trois concepts définissent le paradigme d'auto-organisation au niveau des systèmes sociale et qui sont : l'agent, la stratégie, et la population.

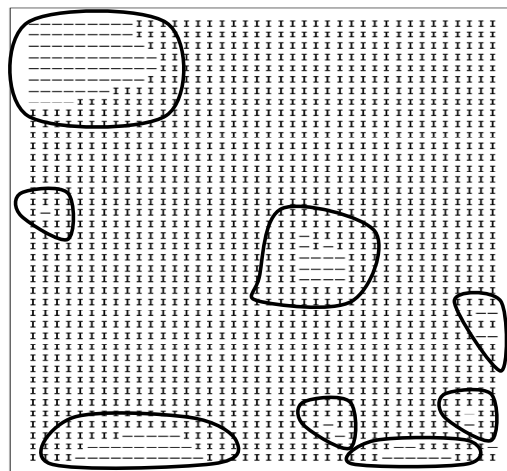


Fig. 1.3 - Emergence des traits selon les simulations de modèle de Latané.

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

Nous reviendrons sur cette approche dans le cinquième chapitre, beaucoup plus en détail.

4. Méthodes et modèles de simulations

4.1 Automate Cellulaire

L'histoire des automates cellulaires remonte aux années quarante avec les travaux de Ulam (Ulam, 1943). La base en était un espace à deux dimensions divisé en cellules. Chacune des cellules pouvait avoir deux états : allumé ou éteint. Partant d'une configuration donnée, la génération suivante était déterminée en fonction des règles de voisinage. Par exemple, si une cellule donnée était en contact avec deux cellules allumées elle s'allumait

⁷ **Problème de Prisonner dielma** : Le prisonnier-dielma est un exemple célèbre de la théorie des jeux. Dans ce jeu, comme dans bien d'autres, l'hypothèse est que chaque joueur ici appelé « prisonnier » essaye de maximiser ses bénéfices sans tenter d'en faire autant avec ceux de l'autre joueur.

sinon elle s'éteignait. Ulam, a rapidement constaté que ce mécanisme permettait de générer des figures complexes et que dans certains cas, ces figures pouvaient se répliquer. Des règles extrêmement simples permettaient de construire des structures très complexes. À partir de là, se posait la question suivante : ces mécanismes récursifs, c'est-à-dire en l'occurrence dépendant de leur propre état antérieur peuvent-ils expliquer la complexité du réel ? Cette complexité n'est-elle qu'apparente, les lois fondamentales étant elles-mêmes simples ? Les automates cellulaires sont sortis des laboratoires en 1970 avec le désormais fameux Jeu de la vie (Life Game) de J. H. Conway.

Les règles du Jeu de la vie sont simples : Une cellule inactive entourée de 3 cellules actives devient active (« naît ») ; Une cellule active entourée de 2 ou 3 cellules actives reste active. Dans tous les autres cas, la cellule « meurt » ou reste inactive.

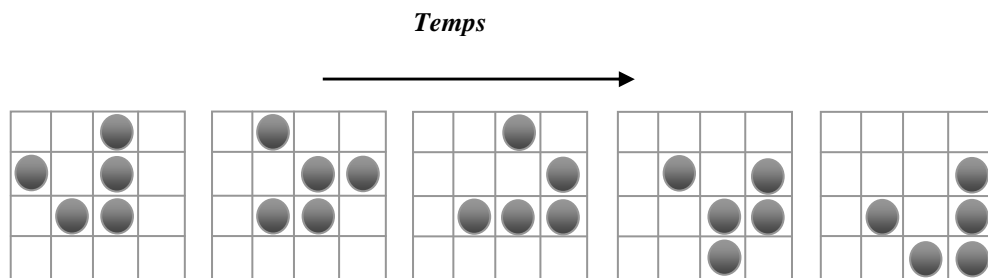


Fig. 1.4 - Emergence de formes dans le jeu de la vie
« *Life Game* »

Les automates cellulaires présentent certaines propriétés fondamentales :

- ❑ **Le parallélisme** : Un système est dit parallèle si ses constituants évoluent simultanément et de manière indépendante.
- ❑ **La proximité** : Le nouvel état d'une cellule ne dépend que de son état actuel et de l'état du voisinage immédiat.
- ❑ **L'homogénéité** : Les lois sont universelles, c'est-à-dire communes à l'ensemble de l'espace de l'automate.

Les processus émergents sont généralement fondés sur la multiplication des interactions parallèles entre éléments indépendants. Les automates cellulaires fonctionnent précisément selon ce principe. Ils constituent ainsi un outil précieux d'analyse de l'émergence. Par exemple, les règles du Jeu de la vie ont été fixées de façon à engendrer une grande diversité de structures imprévisibles. L'une des plus fameuses est le planeur « *glider* ». Une configuration donnée de cinq cellules se réplique toutes les quatre générations à une cellule de distance, comme indiqué dans la figure 1.4. On peut également citer une autre figure remarquable, figure 1.5, le canon à planeur « *glider gun* ». Il s'agit d'un ensemble de cellules engendrant des planeurs.

À titre d'illustration, on peut citer la simulation d'un phénomène de ségrégation entre tortues rouges et tortues vertes. Dans cet automate, chaque tortue décide de changer de "quartier de résidence" en fonction d'un pourcentage minimum de voisins de même couleur. Si le pourcentage est satisfait, alors la tortue demeure dans son quartier. Si le pourcentage n'est pas respecté, alors elle déménage dans un quartier où le pourcentage minimum tolérable est respecté. Rapidement, le système se stabilise et des regroupements de tortues de même couleur apparaissent mettant en évidence le phénomène bien connu de ségrégation urbaine.

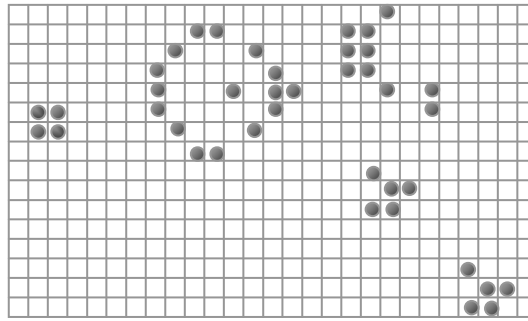


Fig. 1.5 - Le canon à planeur

Des systèmes plus complexes ont également été développés comme l'automate cellulaire de vie artificielle de (Langton, 1986), dans lequel des entités possédant huit états différents en interaction avec leurs quatre voisins immédiats. Selon la probabilité de survie de l'entité lors de la génération suivante, le comportement induit par l'ensemble des interactions varie. On observe successivement des phases de stabilité, de stabilité périodique, de l'ordre à la frontière du chaos et de chaos. Wolfram (Wolfram, 1984) (Wolfram, 1994) s'était intéressé aux règles générales de comportements des automates cellulaires, de nombreux automates s'intègrent dans quatre classes principales des automates où l'évolution conduit à : des configurations homogènes, simples ou périodiques, des configurations chaotiques, et la dernière classe l'évolution vers des configurations globales et complexes.

4.2 Les Réseaux Booléens

Dans les réseaux booléens appliqués à l'étude des systèmes complexes (Kauffman, 1983), le système est décomposé de N entités liées les unes aux autres par K liens. Ces entités forment ainsi des ensembles interdépendants.

Les règles d'interaction demeurent simples, par exemple, si l'une des K entités en interaction avec une entité donnée est active, règle « *ou* », alors cette dernière devienne active. Si les K entités en interactions avec une entité donnée sont activées, règle « *et* », alors cette dernière devienne active. À partir d'une distribution initialisée aléatoirement, le système arrive à divers équilibres selon les valeurs respectives de K (nombre de liens) et de N (nombre d'entités en interaction).

4.3 Systèmes Multi Agents

Un Système Multi Agent (SMA) est un group d'agents ou des sociétés d'agents, chaque agent est capable de percevoir son environnement à travers ces capteurs, il est capable d'exécuter des actions affectant l'environnement. Les agents interagissent par, communication, coordination, et négociation avec les autres agents. L'interaction entre agents s'effectue toujours à l'aide d'un modèle de coordination. Un agent communique d'une manière directe ou indirecte avec les autres agents par coopération ou par compétition, le but est de réaliser une tâche donnée. Puisque l'agent perçoit son environnement et interagit avec les autres agents, il est capable de construire une partie de l'environnement représentant ces connaissances.

Souvent, dans les SMA, l'interaction n'est pas prédéfinie, et il n'y aura pas d'objectif global pour le système. La dynamique d'interaction entre les agents et leur environnement

mène à des comportements émergents, même à travers une composante responsabilisée pour produire un but global pour le système.

D'une autre part, l'intelligence artificielle (IA) n'était représentée au début que par les entités simples, comme le système expert. Les recherches dans l'intelligence artificielle distribuée (IAD) n'ont commencés que pendant l'implémentation en parallèle des tâches classiques. Ces implémentations concerne, d'une part le système de l'intelligence artificielle, tels que le système de production ou le langage de programmation (Forgy, 1982) (Rich et al. 1991), et d'autre part des modules spécialisés pour des tâches définies comme l'ordonnancement, le planning et le raisonnement (Lee et al. 1999).

Le champ de recherche dans les SMA a ces racines dans l'IAD. Il est basé sur l'idée que l'intelligence doit émerger des interactions entre les composantes du système (Minsky, 1986) (Brooks, 1991a) (Brooks, 1991b) (Jennings et al. 1998). De là, les SMA sont similaires aux systèmes distribués observés dans la physique et dans la biologie, dans le sens que de multiples agents interagissent en donnant lieux à des comportements complexes au niveau système. Mais les agents ne sont pas aussi complexes que ceux observés dans la nature. Pour cela il y a eu une longue discussion pour définir un agent, qui n'arrivera jamais à une conclusion.

Lorsque l'agent lui-même deviendra un système complexe, les recherches dans les SMA présentent deux cas importants : l'agent, lui-même et en même temps, l'interaction entre les différents agents (Jennings et al. 1998). Plusieurs techniques ont été développées tant pour la coordination (Sen et al. 1994), que pour la négociation (Kraus, 1997).

Plusieurs applications ont étaient menées dans le cadre des MAS, ces applications utilisent des différents mécanismes menant à l'auto-organisation, par conséquent à des phénomènes émergents. Les différentes approches peuvent être divisés en cinq classes :

- ❑ L'interaction entre les agents est basée sur des principes tels que l'échange de messages.
- ❑ Interaction indirecte entre agents, telle que la communication à base de la stigmergie.
- ❑ Renforcements de comportements d'agents.
- ❑ Comportements coopératifs entre agents.
- ❑ L'utilisation d'une architecture générique.

4.3.1 Mécanismes basés sur l'interaction directe

Dans (Zambonelli et al. 2004), l'approche proposée consiste à utiliser de principes, comme l'échange d'informations et de localisation, couplés avec des interactions locales entre agents dont le but est de produire un état globale stable et cohérent. Ces algorithmes diffèrent de l'approche traditionnelle des algorithmes distribués, par le fait qu'ils s'intéressent à la convergence et au maintien d'un état stable, en dépit d'éventuel micro niveaux d'interactions.

Des exemples typiques des mécanismes, sont ceux appliqués dans le domaine d'auto-assemblage (self-assembly) et dans l'auto-localisation distribuée, pour lesquels l'émergence des formes spatiales à base des objets mobiles est nécessaire. Un exemple était décrit dans (Mamei et al. 2005), pour lequel un algorithme d'élection permet de déterminer le centre de gravité de l'objet et le propagé à l'ensemble des autres objets en mouvement jusqu'à ce que une distance du centre sera atteinte. Le résultat final donne une forme circulaire des objets autour de centre.

4.3.2 Mécanismes basées sur la stigmergie

Ce mécanisme de communication vise à obtenir du système complexe en question des comportements provenant de l'interaction indirecte entre les agents. Ces interactions sont des réponses, qui sont dues aux changements survenus dans l'environnement. Le comportement final, mène à la fonction globale désirée. Plusieurs approches d'auto-organisation basées sur l'idée ont été proposées et leurs efficacités à réaliser des tâches difficiles étaient démontrées.

Plusieurs exemples existent dans la littérature, nous citerons quelques uns et nous reviendrons dans les chapitres qui suivent, sur ce mécanisme en détail. Le mécanisme de la stigmergie était utilisé dans le contrôle de la fabrication dans (Karuna et al. 2005), dans la sécurité des réseaux (Foukia, 2005) et pour le guidage et la coordination des véhicules sans équipage. Le principe était appelé pour des applications d'auto-assemblage, pour lequel des formes non symétriques émergent pendant l'exécution (Poulton et al. 2005). Un exemple d'une telle émergence utilisant les principes biologiques de formation des morphogènes est donné dans (Mamei et al. 2005).

4.3.3 Mécanismes basées sur le renforcement

Dans ces approches, l'auto-organisation est basée sur la capacité des agents d'adapter dynamiquement leurs comportements selon certains renforcements. Le principe est que les récompenses favorisent le comportement d'agent et les punitions les défavorisent. Dans ces approches, l'agent sélectionne un nouveau comportement (ou action) basé sur la probabilité, qui dépend de son état actuel, de l'état de l'environnement observé et des décisions passées.

D'autres approches étaient détaillées dans (Pattison et al. 1987) et pour lesquelles l'auto-organisation assigne des rôles et responsabilités aux différents niveaux d'organisation.

Un exemple typique pour cette approche est celle décrivant un modèle d'agent adaptatif dans (Weyns et al. 2004), le modèle est basé sur l'adaptation d'une manière dynamique des relations logiques entre différents comportements, représentés par des rôles. Ces relations sont utilisées pour sélectionner des nouveaux comportements d'agent lorsque une nécessité d'adaptation s'impose.

Les comportements sont représentés à l'aide d'un graphe dont les nœuds correspondent aux rôles et les liens entre ces rôles. Les nœuds rôles sont connectés entre eux via des nœuds de liens appropriés qui contiennent des conditions déterminant quand l'agent peut switcher entre rôles. La sélection de rôles tient compte des facteurs (propriétés d'agents) associés aux liens dans le graphe des comportements, qui changent de valeurs pendant l'exécution.

4.3.4 Mécanismes basées sur la coopération

L'approche par coopération était utilisée en premier dans la théorie des AMAS (Capera et al. 2003), pour lequel des comportements collectifs désirés émergent. C'est l'approche par émergence évoquée au début de ce chapitre. Chaque agent possède une capacité de s'auto-organiser, par le réarrangement de ces interactions avec les autres agents et l'environnement. Ces interactions dépendent des connaissances acquises, à travers la représentation de l'autre agent ou dans la tâche individuelle qui lui est assignée.

4.3.5 Mécanismes basés sur des architectures génériques

Une classe particulière de l'auto-organisation est basée sur des architectures de références ou des méta modèles, pour laquelle l'instanciation de l'organisation des agents est modifiée d'une manière dynamique. Elle est étroitement liée à l'application en question.

Des exemples d'architectures de références, est l'architecture médiateur proposée dans (Maturana et al. 1996) et l'architecture PROSA proposée dans (Bongaerts, 1998), basées sur un modèle hiérarchique appelé le modèle *Holonique*⁸. Un aspect commun pour ces architectures est leurs capacités d'impliquer des caractéristiques, pour lequel l'organisation de base des agents est inspirée de l'organisation holonic. Dans PROSA l'organisation holonic consiste en trois types de base: ordre holonique, production holonique, et ressource holonique. Lorsque les agents sont organisés selon un métaphore holonique ils participent à la formation des structures holoniques. L'auto-organisation dans ce cas, consiste à l'altération entre les niveaux de l'hiérarchie holonique suivant les perturbations provenant de l'environnement.

5. Auto-Organisation et émergence : similarités et différences

Une analyse comparative de l'auto-organisation et de l'émergence se trouve dans (De Wolf et al. 2004) et une orientation de ces concepts vers les systèmes multi agents (MAS) se trouve dans (Serugendo et al. 2006). La comparaison entre ces deux concepts est importante dans la mesure où l'auto-organisation et l'émergence sont longtemps considérées, comme un seul concept et parfois en confusion. Anderson citait plus de dix définitions de différents auteurs, dans lesquelles un éparpillement dans la définition des deux concepts est bien évident (Anderson, 2002).

En réalité nous sommes confrontés à des systèmes avec/sans les deux concepts à la fois et la confusion vient généralement des systèmes exhibant de l'auto-organisation et aussi de l'émergence.

Pour résumer, le but de l'émergence est de montrer l'existence des comportements globaux nouveaux émergents à base des autres éléments du système. Tandis que l'auto-organisation représente un processus adaptable, capable d'acquérir un ordre croissant et le maintenir par la suite. Dans ce qui suit nous présentons les similarités et les différences entre les deux concepts.

5.1. Les Similarités

Comme l'émergence et l'auto-organisation chacun s'intéresse d'une manière différente au comportement du système, il existe peu de similarités entre les deux concepts. La principale similarité est que l'émergence et l'auto-organisation sont deux processus dynamique survenus dans le temps. Cependant l'émergence est robuste dans la flexibilité de ces éléments, causant cette émergence (i.e. l'échec d'un élément dans le système n'induit pas une défaillance complète du système). Tandis que la robustesse d'un système auto-organisé, représente son adaptabilité aux changements survenus et la capacité de maintenir de l'ordre. Le fait d'avoir peu de similarités n'entraîne pas leurs indépendances, les deux concepts se complètent l'un par rapport à l'autre.

⁸ Le Concept Holonic : Le mot Holon décrivant l'unité fondamentale de base d'organisation dans les systèmes biologiques et sociaux. Holon est la combinaison les deux mots Grecs : Holos veut dire le tout, et le suffixe On veut dire l'entité ou le particule. Le Holon est une unité ou entité d'un système ayant une identité unique, ces entités produisant ensemble des parts dans l'organisation, eux même à leurs tours participant dans la formation de « Tout ».

5.2 Les différences

Nous avons montré dans les sections précédentes, que les deux concepts d'émergence et d'auto-organisation, s'attaquent chacun à des caractéristiques différentes du système. Les deux concepts peuvent exister séparément. Dans ce qui suit nous montrons la différence entre les deux concepts, en présentant chaque concept sans la présence de l'autre.

5.2.1 Auto-organisation sans présence de l'émergence

La figure 1.6, montre une idée sur la différence entre l'émergence et l'auto-organisation. Dans 1.6 (a), le système auto-organisé est représenté sans les effets micro macro. Ceci explique que le système n'a aucun contrôle provenant de l'extérieur de système. La flèche circulaire représente une organisation interne du processus. Les propriétés spécifiques d'émergence et qui ne sont pas nécessaire pour un processus auto-organisé sont : la nouveauté, les effets micro macro, la flexibilité des entités, et le contrôle décentralisé. Si l'un des propriétés est manquantes il n'y aura pas d'émergence.

Un système auto-organisé, est un système autonome qui maintien 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 central, c'est-à-dire un agent contrôlant le comportement global du système, aura besoin d'un plan pour contrôler le système. Le processus d'auto-organisation peut élire les agents de contrôle lorsque les autres agents sont devenus incapables pour munir à terme la tâche. Mais il n'y pas de nouveauté radicale.

Une autre propriété importante du système émergent est « *graceful degradation* », qui dépend de la flexibilité des entités. Une entité prise individuellement n'est pas essentielle pour le fonctionnement du système. Un système auto-organisé, pour lequel chaque entité est essentielle ne pourra pas être élu comme émergent.

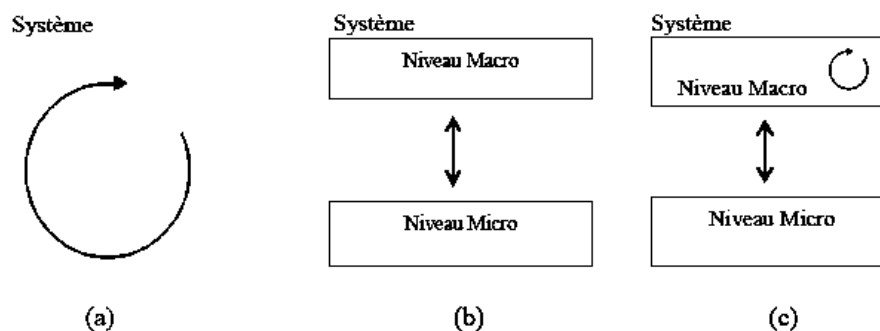


Fig. 1.6 - Différent cas possibles d'auto-organisation et d'émergence.
Figure inspiré de (De Wolf et al. 2004)

5.2.2 Emergence sans présence de l'auto-organisation

L'émergence sans auto-organisation est possible, la figure 1.6.(b) illustre une telle situation. Le système a des effets micro-macro mais n'est pas auto-organisé. Pas de control externe ni d'adaptation. Par exemple dans la physique, la thermodynamique peut émerger de la mécanique statistique dans un système stationnaire, sans la présence de l'auto-organisation. Dans Un processus stationnaire l'ordre est invariant, il n'y a pas d'ordre croissant.

Un gaz réparti sur un espace de certain volume constitue une propriété émergente, résultante de l'interaction (i.e. 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 de comportement spécifique des comportements divers. Foukia (Foukia et al. 2003) a formalisé celui-ci en terme d'un équilibre entre l'exploration et l'exploitation. Le système peut exhiber des comportements chaotiques, 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 réaliser la tâche qui lui est destinée.

5.3 Approche Prometteuse : Combinaison entre approches

Dans le plus part des systèmes considérés dans la littérature, l'émergence et l'auto-organisation se produisent ensemble. Dans les SMA très complexes, c'est-à-dire distribués, ouverts, situés dans des environnements à contexte dynamique, etc., la combinaison entre l'émergence et l'auto-organisation est recommandée. Dans un système complexe il est nécessaire de garder les entités relativement simples, pour des raisons de simplicités. Un individu simple ne peut pas diriger le système seul, et le comportement global cohérent doit émerger des interactions entre les individus.

Un système complexe peut aussi requérir la production de comportement émergent. En effet avec la complexité, il est impossible d'imposer une structure initiale au 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 cherché se produire et s'organise 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. L'émergence dans les systèmes complexes est le résultat d'un processus auto-organisé (Goldstein, 1999) (Camazine et al. 2001), combinés d'une manière préprogrammé 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 le montre la figure 1.6.(c).

Ce dernier point de vu est montré comme étant un résultat caractérisant l'auto-organisation, c'est-à-dire un besoin dans la croissance dans l'ordre. Dans le niveau micro la dynamique est toujours très compliquée et désordonnée. L'augmentation dans l'ordre peut se produire à l'intérieur de niveau global. Dans ce cas l'émergence devienne de plus en plus organisée. Shalizi exprime ce point de vu par « l'auto-organisation implique une croissance dans la complexité, tandis que l'émergence la réduire » (Shalizi, 2001).

Une caractéristique attribuée à l'un des deux phénomènes, probablement davantage pour la combinaison de phénomènes, est la non linéarité (Goldstein, 1999) (Camazine et al. 2001). Un système sans ordre et pour lequel l'émergence peut être auto-organisé, nécessite le principe "*peu de causes, grand effets*". C'est-à-dire il y aura une interactivité non linéaire.

La non linéarité permet les effets secondaires au niveau macro. Cette non linéarité est souvent accompli 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'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. Un bon exemple est exposé dans le quatrième chapitre, dans lequel des fourmis participent ensemble dans l'émergence d'une solution pour le voyageur de commerce. Les fourmis s'alignent la trace de la phéromone, qui constitue la solution pour le voyageur.

Le mécanisme de non linéarité est en rapport avec l'un des propriétés de l'auto-organisation, mathématiquement déduite par Prigogine (Glansdorff et al. 1978). Il affirme qu'au moins l'un des composantes dans le système doit se comporter comme un auto-catalyseur. Un système permet de jouer le rôle d'un auto-catalyseur si l'un de ces composantes est causalement influencée par d'autres, ce qui abouti à une amplification. Actuellement, l'auto-catalyseur est le sort de feedback positif, le meilleur exemple est le mécanisme de renforcement de la phéromone utilisé par les fourmis, qui peut causer des effets non linéaires. Nous reviendrons dans le troisième chapitre en détail pour le mécanisme de renforcement.

Dans les systèmes auto-organisés, l'émergence doit être adaptative, dont le but d'avoir un système auto-organisé à la présence des situations de changements. Lorsque 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. Camazine affirme que la présence de feedback positif et négatif est considérée comme un comportement d'adaptation importante (Camazine et al. 2001).

6. Conclusion

Les méthodes utilisées pour étudier les systèmes adaptatifs complexes se fondent sur l'idée d'interaction entre entités modifiant leur comportement selon des règles simples. Le but

étant de comprendre comment de simples règles auxquelles des agents en interaction sont soumis, peuvent mener à des ordres inattendus comme celui qu'on retrouve dans les systèmes physiques, biologiques et sociaux. Parmi ces méthodes, les automates cellulaires sont fréquemment employés. Bien qu'ils s'agissent de systèmes fermés, les automates cellulaires permettent d'étudier la manière selon laquelle des agents en interaction mènent à des configurations ordonnées non initialement programmées, c'est-à-dire à des comportements émergents induites par les règles.

L'auto-organisation et l'émergence sont deux concepts fondamentaux des systèmes complexes, chacun s'intéresse d'une manière différente au comportement du système. Ainsi, le fait de combiner les deux phénomènes est une approche prometteuse pour avoir des comportements cohérents pour les systèmes multi agents et complexes. Cette combinaison impose le fait de savoir comment les deux phénomènes sont –ils liés l'un à l'autre ? Pour cela différentes pistes sont possibles. La première piste considère l'auto-organisation comme étant une cause. L'émergence dans les systèmes complexes est le résultat d'un processus auto-organisé. La deuxième piste considère l'auto-organisation comme étant un effet. Ainsi l'auto-organisation est une propriété émergente.

La théorie des systèmes complexes ouvre une nouvelle ère dans l'étude des organisations au niveau système. Néanmoins, il ne faut pas négliger que le fait de fixer des règles entre agents pose un véritable problème de spécification des modèles que l'on souhaite analyser. Dans la limite d'hypothèses simplificatrices raisonnables, des modèles de systèmes organisés représentant des situations différentes peuvent, cependant, être construits afin de comprendre comment une dynamique d'interactions mène à différents équilibres. C'est donc une voie de prudence qui est recommandée; prudence dans la nature des applications rencontrées et dans celle de la modélisation.

Chapitre 2

Intelligence en Essaims : De la Simulation à la Résolution Collective des Problèmes

Résumé :

Ce chapitre est une suite conséquente du premier chapitre. Les systèmes étudiés dans le cadre de ce chapitre sont des instances des systèmes complexes. Il s'agit, des systèmes biologiques non vertèbres, tels que les insectes sociaux et plus particulièrement les fourmis, et de ceux vertèbres, tels que les oiseaux et les autres sociétés. Ces systèmes sont honorés de toutes les caractéristiques d'un système complexe. Ils sont auto-organisés, émergeant, robustes aux changements survenus et riches en comportements. Cette richesse émerge, non pas des individus pris séparément, mais à travers leurs interactions. Il a été montré que même avec des sociétés plus complexe, les individus sont les moins compliqués et les plus simples.

Les recherches dans ces systèmes ont émergé le domaine d'intelligence en essaims, défini comme étant la conception des outils de résolution des problèmes inspirés des comportements des insectes sociaux et des autres sociétés animales. Cette définition est vite apparue comme restrictive. Le domaine enferme d'autres systèmes pour lesquels l'aspect de mouvement dans un espace physique n'a pas de sens.

Deux comportements seront étudiés dans le cadre de ce chapitre. Le premier est le comportement de recherche de nourriture dans les colonies des fourmis, qui utilisent une communication basée sur le principe de la stigmergie (espace physique). Le deuxième, est consacré au comportement collectif dans les sociétés d'oiseaux et les collections de poissons. Un individu permet d'exhiber un comportement en fonction de ceux des autres dans la collection.

Sommaire

1.	Introduction	30
2.	Inspiration biologique	30
3.	Rôles de la Biologie dans l'informatique	31
3.1	Une Preuve de Performance	31
3.2	La biologie comme une source d'inspiration de principes	31
3.3	Biologie comme un système implémentant les mécanismes	31
3.4	Biologie comme une substrat pour l'informatique	31
4.	La Vie Artificielle (Alife)	32
4.1	L'évolution et la vie artificielle	33
4.2	Emergence et Vie Artificielle	33
5.	Intelligence en Essaims	33
5.1	Exemples d'Intelligence en Essaims	35
5.1.1	Comportements de vol d'oiseaux	35
5.1.2	Comportements Intelligent chez les insectes sociaux	37
5.1.3	Comportement de Poissons	42
5.2	Application de l'intelligence en essaims	43
5.2.1	En Robotique	43
5.2.2	Intelligence en essaims et Optimisation	44
6.	Les Environment Collectives	47
6.1	Swarm	47
6.2	Echo	47
6.3	StarLogo	47
6.4	NetLogo	48
7.	Conclusion	48

1. Introduction

Actuellement les systèmes informatiques sont extrêmement compliqués, fréquemment fragile souvent en pannes. Quoique leurs habilités, à fournir un degré élevé de fonctionnalité aux utilisateurs, beaucoup de ces systèmes sont sujets à des pannes catastrophique, difficiles à maintenir, et entièrement vulnérables aux attaques. L'objectif des chercheurs est de concevoir des systèmes capables de fonctionner avec un degré élevé d'autonomie, et de robustesse. Ces systèmes doivent être capable de procéder à une reconfiguration automatique dans le réseau lorsque une partie est endommagée, d'apprendre de l'environnement sans aucune intervention et permettre l'évolution pour mieux s'adapter avec l'environnement.

C'est sans doutes, que les systèmes informatiques dotés de telles propriétés sont extrêmement désirables. Bien que le développement de tels systèmes, soit un champ actif de recherche en informatique ou dans l'ingénierie, l'internet est un meilleur exemple de tel systèmes capables de procéder sans aucun contrôle central, de reconfigurer ces parts lorsque des dégâts se produisent. Les chercheurs s'intéressent à développer de tels systèmes et prospecter au-delà des Toolbox et outils existants, de chercher des nouveaux types de matériels, de logiciels, d'algorithmes, ou quelques choses qui pourraient être entièrement différents. L'un des domaines florissant, qui intéresse les chercheurs à travers l'ensemble des techniques et fonctions inspirés, est le domaine de la biologique. Les organismes biologiques sont souvent capables d'exhiber des propriétés et des fonctions désirées, pour la construction de ces systèmes.

Dans ces dernières années l'intelligence en essaims a gagné une grande popularité. Souvent définie à travers le fait de concevoir et de mettre en place des dispositifs de résolution des problèmes, d'une manière collective et distribué, en s'inspirant des comportements collectifs des sociétés animales. L'interaction entre les individus permet la réalisation des tâches difficiles, sans aucun contrôle centrale, malgré la simplicité des règles gouvernant le comportement de chaque individu.

Dans la suite de ce chapitre on s'intéresse à une telle approche, soit pour l'imitation des comportements des sociétés d'insectes, ou pour l'inspiration des algorithmes de résolution des problèmes en ingénierie.

2. Inspiration biologique

Tous les systèmes à leurs nature, biologique, écologique, social et toutes les sociétés et les collections d'insectes ou d'animales, fonctionnent avec un degré extrêmement élevé d'autonomie. Par exemple les entités biologiques, tel que les neurones peuvent s'auto configurer dans le réseau. Tous les organismes biologiques sont multi cellulaires, qui s'agrandissent d'un état initial, qui n'est pas moins compliquée phénotypiquement que leurs états finals.

3. Rôles de la biologie dans l'informatique

3.1 Une preuve de performance

L'un des plus importants rôles de la biologie, est que le système biologique peut servir 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-t-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.

3.2 La biologie comme une source d'inspiration de principes

Si le système biologique peut démontrer des fonctionnalités intéressantes, c'est parce qu'il est construit selon des principes permettant telles fonctionnalités. L'espérance est qu'à travers une bonne inspection des principes physiques, mathématiques, et même de traitement de l'information, essentielles aux fonctions biologiques, ces derniers peuvent être utiles dans la science de l'ingénierie pour réaliser des systèmes artificiels robustes. Il est à noter que ces principes dans le plus part des cas sont difficiles à cerner.

3.3 Biologie comme modèle d'implémentation de mécanismes

La nature implémente des mécanismes ayant des effets sur certaines fonctions. Par exemple, un organisme biologique peut implémenter un algorithme qui peut être la base pour la solution d'un problème d'optimisation. Elle est capable d'implémenter une architecture ou une méthode permettant d'organiser et de concevoir la dynamique d'une structure, réalisant la relation entre les éléments d'un système complexe et servant comme connaissance de base pour un système artificiel. Nous citons comme exemple pour cette catégorie, les architectures des réseaux de neurones inspirés du modèle d'activation des dendrites et des axons dans le cerveau, l'approche évolutionnaire aussi basée sur les changements génotypique et la sélection, et l'utilisation des polymers électroactive⁹ comme un mécanisme d'animation pour les robots, inspirés des mouvements des muscles des animaux.

3.4 Biologie comme un substrat pour les systèmes informatiques

Les trois derniers rôles cités, sont étroitement liés aux niveaux d'abstractions appropriés à la pensée autour des systèmes biologiques. Pour quelques systèmes et phénomènes d'intérêts, l'approche ascendante « *Bottom-up* » est garantie. Dans ce sens nous aurons le besoin de savoir comment utiliser des transistors pour construire un circuit logique pour un ordinateur, ou de connaître comment les neurones codent l'information ? À travers le rôle des implants neuronaux dans la construction du système prosthétique¹⁰. Pour d'autres systèmes et phénomènes, l'architecture fourni le niveau d'abstraction appropriée. Dans ce cas, comprendre comment les éléments du système sont interconnectés, la nature de l'information échangés entre les éléments est la réponse de ces éléments aux flux d'informations en question.

⁹ **Polymers électroactive** : Une électroactive polymer est un outil permettant de répondre à des stimuli électriques venants de l'extérieur, en exerçant un déplacement significatif.

¹⁰ **Système Prosthétique** : En Biologie, un groupement prosthétique est la partie de la molécule d'une hétéroprotéine qui renferme son radical actif.

Une autre façon de voir ces trois rôles, est de donner une importance à la différence entre le contenu, la représentation, et le matériel informationnel.

- ❑ Le contenu informationnel est spécifié à travers des équations différentielles et les conditions aux limites appropriées. La solution n'est pas la conséquence directe de l'équation. Généralement la solution est une courbe représentant toutes les solutions possibles.
- ❑ La représentation insiste sur la manière de représenter l'information, dans sa forme digitale, analogique, neuronale ou même dans sa forme physique.
- ❑ Matériellement, fait référence au dispositif physique utilisé pour résoudre le modèle d'équation, à l'aide d'un ordinateur ou d'une machine.

Ces trois catégories, correspondent à peu près aux trois rôles déjà cités, le contenu comme une source de principe, la représentation comme une implémentation des mécanismes et le matériel comme base physique.

4. La Vie Artificielle

Les recherches dans la vie artificielle émergent du domaine de la biologie à celui de l'informatique, et des autres disciplines telles que la physique, la chimie, l'économie et la philosophie. Longton a défini la recherche en vie artificielle comme étant (Longton, 1992):

Le domaine d'étude dévoué à comprendre la vie par abstraction des principes fondamentales de la dynamique sous-jacent aux phénomènes biologiques, et la recréation de ces dynamiques en utilisant d'autres moyens physiques comme la machine, dont le but est de rendre ces principes accessibles à des nouvelles manipulations expérimentales et tests.

Les recherches en vie artificielle ont deux objectifs principaux :

- ❑ **Premier Objectif :** Par abstraction de fonctionnement, le premier objectif cherche à comprendre plus particulièrement les mécanismes des processus servant à l'origine de la vie sur terre. Un exemple de processus fondamental examiné est l'assemblage des lipides dans des structures complexes comme les vaisseaux et les membranes (Edwards et al., 1998). A un niveau plus abstrait, le processus d'auto réplication¹¹ (Smith, 1992) et d'auto-organisation dans les travaux de McMullin (McMullin et al., 1999).
- ❑ **Deuxième Objectif :** Beaucoup plus créatif qu'analytique. Il prend la vie territoriale comme une source d'inspiration pour concevoir des systèmes. Par exemple, la conception d'un système immunitaire pour la sécurité de la machine, était plus attachée au modèle biologique. Le système développe des « *Anti-corps* », permettant de lutter contre les virus artificiels et dans lequel une forme de vie est préservée. Les algorithmes proposés dans ce contexte sont beaucoup plus efficace et rapide que les autres algorithmes (Forrest et al., 1994) (Kephart, 1994). Un autre exemple est le développement des package et des logiciels basés sur les principes de l'évolution naturelle (Koza, 1992), qui sont beaucoup plus des applications abstraites, inspirés des principes biologiques.

¹¹ **Auto Réplication :** En français qui se produit par elle-même. Au début l'objectif est la réalisation d'une machine Auto réplcatrisse, et vu l'impossibilité de réaliser une telle machine, Van Neumann s'est tourné vers les automates cellulaires pour construire son automate Auto réplcateur.

Enfin, la création des systèmes artificiels à travers une machine pour l'étude de la vie « *Life-as-it-could-be* » cherche à satisfaire les deux objectifs. Néanmoins la vie sur terre, reste toujours le seul moyen disponible pour la comprendre.

4.1 L'évolution et la vie artificielle

L'apprentissage et l'évolution sont les deux propriétés de bases des créatures sur terre. Dans ce domaine de la vie artificielle, plusieurs variétés d'adaptation d'algorithmes génétiques ont été proposés, à l'exception des travaux de Holland (Holland, 1975) formalisant le principe de l'évolution à un niveau plus bas d'abstraction. Sims (Sims, 1994) décrivait un système artificiel formalisant l'évolution et la co-évolution¹² des créatures virtuels. Ces créatures rentrent en compétition pour les ressources partagés, seules les plus fortes peuvent se reproduire et survivre. Leurs comportements sont limités à des actions réelles tels que: l'attraction, la répulsion et la collision. La structure génotypique est représentée à l'aide d'un graphe de nœuds connectés. Ces génotypes sont capables de déterminer les systèmes neuronaux pour contrôler les forces musculaires et la morphologie de ces créatures. Ils permettent de simuler la co-évolution à travers l'adaptation de la morphologie et comportement, durant le processus d'évolution. Diverses stratégies intéressantes ont été trouvés et découvertes pendant la simulation de la population des créatures durant la compétition.

4.2 Emergence et vie artificielle

Adami, place l'étude des populations montrant des propriétés globales observés dans les comportements individuels, comme des comportements émergents (Adami et al. 1994). Ces systèmes vivants sont difficiles à décrire, à l'aide des approches classiques, tel que les statistiques, en terme des variables macroscopiques. Une tentative cherche à décrire les comportements individuels à l'aide de parallélisme, dont le but est l'obtention des comportements émergents. Cette approche est peu intéressante. En effet le parallélisme est incapable de capturer l'auto organisation, apparaissant au niveau macro, à base des collections d'individus pour la majorité des systèmes vivants. De plus, le comportement observé est le résultat des boucles de rétroaction, permettant d'influencer en récurrence les comportements individuels.

Parmi les meilleurs exemples exposés par la nature, les systèmes d'intelligence en essaims permettent d'exhiber des comportements émergents. Nous citons comme instance : **(i)** Les termites, capables de construire des tunnels très complexes sans aucune connaissance préalable de ce qui sont entrain de faire. **(ii)** L'émergence du trafic de chemin minimal chez les fourmis, pendant la recherche de nourriture. **(iii)** Un autre exemple, cité par Adami est le fameux travail de simulation de Reynolds, dont l'objectif est la simulation de comportement de vol d'oiseaux (Reynolds, 1987). Le comportement de vol, émerge sans aucune instruction dictée par un superviseur.

5. Intelligence en essaims

Dans ces dernières années, l'intelligence en essaims avait gagnée une grande popularité. L'intelligence en essaims est souvent définie comme (Bonabeau et al., 1999)

¹² **Co-évolution** : En Biologie le terme coévolution désigne les transformations qui se produisent au cours de l'évolution de deux espèces vivantes suite à leurs influences réciproques.

Toute tentative de concevoir des algorithmes ou des dispositifs de résolution des problèmes, distribués, inspirés des comportements collectifs des insectes sociaux ou d'autres sociétés animales.

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 et al., 1997). Cette proposition s'inscrit bien dans l'approche par émergence citée dans le chapitre précédent.

Les auteurs Bonabeau, Dorigo et Thraulz dans leurs volume « *Swarm Intelligence, from natural to artificial system* » (Bonabeau et al., 1999), accordent que le terme « *Intelligence en Essaims* », été originellement utilisée pour décrire un paradigme particulier dans la robotique. Ils continuèrent de dire, que l'utilisation de l'expression « *Intelligence en Essaims* » pour décrire uniquement ce type de travaux, semble restrictive et incomplète. C'est pour cela, qu'ils avaient étendues la définition pour inclure toute conception, inspirée des comportements collectifs des insectes sociaux.

Kennedy et autres dans leurs volume « *Swarm Intelligence* » (Kennedy et al., 2001), avaient remis en cause cette dernière définition, en se basant sur une définition plus ancienne, donnée par l'SFI pour décrire les systèmes de simulation des essaims : « Nous utilisons le terme « *Essaims* » dans un sens général pour référencer toute structure de collection d'agents en interaction. L'exemple classique d'essaims est l'essaim des abeilles, mais le métaphore d'essaim peut être élargi aux autres systèmes avec une architecture similaire. Une colonie de fourmis peut être vue comme un essaim dans lequel ces entités et ces agents sont des fourmis, un essaim d'oiseaux est un essaim et pour lequel ces agents sont des oiseaux, un trafic est un essaim ces agents sont des véhicules, un système immunitaire est un essaim et ces agents sont des cellules et un système économique est un essaim composé des agents économique. Bien que la notion d'essaim suggère un aspect de mouvement collective dans l'espace, comme dans les essaims d'oiseaux, nous nous sommes intéressé à tous types de comportements collectives, non seulement à ceux exhibant un mouvement spatial ».

Et en ajoutant la possibilité d'échapper à l'espace physique, en définissant et en dotant les essaims d'une force qui lui permet de se produire dans un espace cognitive (un espace de dimension élevée), et dans lequel la collision n'a pas d'intérêt et de sens.

Quatre principes gouvernant l'intelligence en essaims :

- ❑ **Feedback positif** : Permet de renforcer les meilleurs choix dans le système.
- ❑ **Feedback négatif** : Permet l'ignorance et la suppression des mauvais choix dans le système.
- ❑ **Aspect aléatoire** : Permet la bonne exploration de l'espace de solution, d'une manière indépendante de la qualité, ce qui donne de la créativité.
- ❑ **Interaction multiple** : Principe de base permettant la construction des meilleures solutions et choix.

Chaque principe joue un rôle important. Tsetlin avait suggéré que l'aspect aléatoire, la décentralisation, l'interaction indirecte et l'auto-organisation, sont des caractéristiques qui permettent à l'approche d'être puissante (Tsetlin, 1973).

En général l'approche d'intelligence en essaims cherche à découvrir les meilleures interactions entre entités, menant à des comportements spécifiés.

5.1 Exemples d'intelligence en essaims

5.1.1 Comportements de vol d'oiseaux

Le premier travail connue et qualifié d'intelligence collective, est la simulation des comportements de vol d'oiseaux, et celui des collections de poissons (Reynolds, 1987). Dans ces simulations, Reynolds emploie des créatures graphiques appelés *Boids*¹³ pour simuler le comportement du vol, chaque boids cherche à maintenir un minimum de distance avec son voisinage.

Les règles gouvernant la simulation, appelé aussi « *Règles de Reynolds* » sont les suivants :

- ❑ **Règle de séparation** : Se déplacer en évitant d'être en collision avec le voisinage local.
- ❑ **Règle d'alignement** : Se déplacer en s'alignant avec les voisins.
- ❑ **Règle de cohésion** : Se déplacer vers la position moyenne du voisinage local.

Ces règles sont entièrement locales et simples, chaque individu montre un comportement qui dépend de son observation et de son voisinage local. Un comportement de vol d'oiseaux est observé dans le temps, indépendant de la position initiale des individus, comme l'indique la figure 2.1. Ces collections de boids étaient capables d'exhiber des formes de vol d'oiseaux autour des obstacles d'une manière plus naturelle. En effet, les groupes de Boids sont capables de subdiviser à des collections d'individus, à la rencontre d'un obstacle, et ils se rejoignent à l'autre extrémité de l'obstacle comme s'ils avaient eux même préprogrammés une telle tâche. Parfois un individu rentre en collision avec un obstacle, il se palpite autour de l'obstacle pour un moment, puis s'élance en avant rejoignant la collection et se remis en mouvement selon les règles décrites au-dessus.

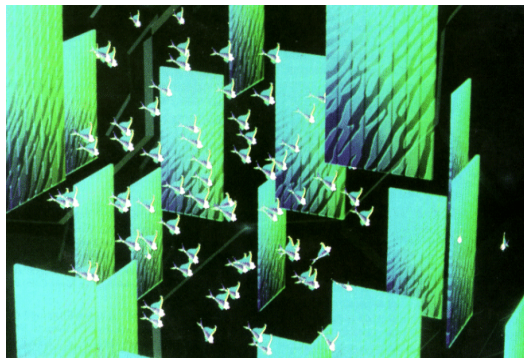


Fig. 2.1 - Simulation de modèle de Reynolds

Aujourd'hui, les simulations de Reynolds¹⁴ sont vues comme une meilleure démonstration, pour lequel un comportement complexe émerge à base des interactions entre individus, qui utilisent des règles locales et simples. L'approche incarne « ***règle simple, comportement complexe*** », est devenue la technique la plus largement utilisée dans les travaux d'animation informatique, comme le montre la figure 2.2.

¹³ **Boids** : Signifie Birds – Oids, le mot Boids désigne un programme développée en vie artificiel par C. W Reynolds simulant un comportement émergent des oiseaux en vols.

¹⁴ le premier film qui a été tenu à Hollywood utilisant le modèle de Reynolds (une version de Reynolds boids), été dans *Batman Returns* (1992). Puis après les simulations ont été utilisées dans les films comme « *The Lion King*(1994) » et beaucoup d'autres.

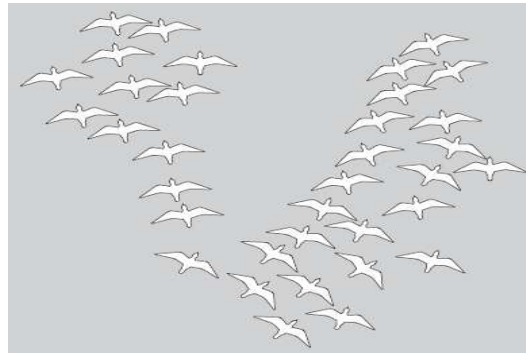


Fig. 2.2 Un comportement de vol d'oiseaux.

Une deuxième simulation marquante, qui exhibe le comportement du vol d'oiseaux, était développée en 1990 par Heppner (Heppner, 1990), avec l'utilisation des mêmes règles de Reynolds, bien que les deux modèles ont été développés d'une manière indépendante, en incorporant une force dynamique permettant d'influencer le comportement des individus, comme le montre la figure 2.3. La force permet aux créatures d'exercer une attraction envers une aire de repos, ou un endroit particulier riche en nourriture. Si le point de repos est (x_1, y_1) la force d'attraction est représentée à l'aide de l'équation,

$$f = \sqrt{(x(t) - x_1)^2 + (y(t) - y_1)^2} \quad (2.1)$$



Fig. 2.3 - Simulation de modèle de Heppner.

Comme résultat, la collection d'oiseaux tourne et se dirige vers la direction de l'aire de repos. Le groupe de la collections tournent, jusqu'ou tous les individus atterrissent en arrivant à se terminant à l'aire de repos.

Ces deux modèles de simulation de comportement du vol d'oiseaux sont l'ancêtre de la méthode d'optimisation par essaims particulaires, objet de cinquième chapitre. L'algorithme emploie des individus, comme étant une population composée d'oiseaux explorant un espace de recherche, qui représente une fonction à optimiser.

5.1.2 Comportements intelligents chez les insectes sociaux

Les fourmis offrent une grande diversité de comportements et de morphologies. L'étude précise de leur comportement (l'éthologie) est souvent limitée aux espèces les moins peuplées pour des raisons pratiques et évidentes d'étude en laboratoire. Cette diversité

exubérante est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques. C'est ainsi que les capacités des fourmis en matière de coopération, de communication, de compétition et d'apprentissage, peuvent être mises à profit pour la conception de robots ou d'algorithmes de résolution de problèmes.

5.1.2.1 La communication

Les insectes sociaux en général, et les fourmis en particulier, ont développé des mécanismes de communication très élaborés pour les insectes sociaux, et pour les animaux en général (Brossut, 1996) (Vander Meer et al., 1998). Plusieurs types de réponse mettant en oeuvre une forme de communication ont été défini dont les plus importants sont : l'alarme, le recrutement, l'entretien et la mue, l'échange d'aliments solides, les effets de groupe (augmentation ou inhibition d'une activité), la compétition pour la reproduction, et le marquage du territoire et du nid, etc. (Hölldobler et al., 1990).

Les ouvrières sont par exemple capables de déposer des traces chimiques sur le trajet qu'elles empruntent pour ramener de la nourriture. La communication chimique est aussi mise à l'oeuvre pour déclencher des alarmes quand le nid est attaqué et ainsi mobiliser un grand nombre d'individus pour défendre la fourmilière.

Ces deux mécanismes font partie des comportements de recrutement. De plus, plusieurs phéromones peuvent être utilisés et avec des concentrations différentes, constituant ainsi une sorte de langage chimique. Les principales fonctions de l'activité de recrutement sont la recherche de nourriture, la construction du nid, la défense de la colonie et la migration vers de nouveaux sites de nidification.

La communication entre les individus peut se faire directement ou indirectement. L'utilisation des phéromones est en général une forme indirecte, puisque l'échange d'informations se fait grâce au support du sol ou l'environnement. Quand deux individus interagissent indirectement en modifiant l'environnement, on parle du principe de la stigmergie.

5.1.2.2 Principe de la Stigmergie

Un principe fondamental des comportements émergents à travers des interactions locales est la stigmergie. Le biologiste Grassé est le premier qui fait introduire ce concept dans les années cinquante (Grassé, 1959), devenue maintenant une voie de recherche et de conception dans les systèmes d'agents artificiel. Grassé fut découvrir le principe en étudiant les comportements des insectes sociaux. Le nome stigmergie dérivé du mot Grec « *Stigma* » veut dire « *Signe* » et le mot « *Ergon* » veut dire « *Travail* », indiquant que les activités des individus sont influencés par des signes externes, eux-mêmes générés par les activités des individus. Ainsi, des tâches simples doivent être coordonnées par le moyen de la communication indirecte et émanant à l'émergence de phénomènes.

Deux formes de la stigmergie ont été identifiées. Une stigmergie Sema-tectonique¹⁵, entraînant un changement physique dans les caractéristiques de l'environnement. La construction du nid chez les fourmis est un exemple de la stigmergie sema-tectonique. Une fourmi observe une structure en développement et c'est à son tour d'y participer à la construction. La deuxième forme de la stigmergie est basée sur la trace. Ici les marques

¹⁵ **Sema Tectonique** : La stigmergie sématectonique dénote un moyen de communication via la modification physique de l'environnement, plusieurs exemples existent dans la nature montrent l'émergence des structures spatio-temporelles résultant de l'action collective.

sont des traces, déposées par les fourmis sur l'environnement, émanant à une forme de contribution indirecte à la tâche en question et réalisant une influence sur le comportement désiré.

La stigmergie n'explique pas les mécanismes de coordination en détail, Mais pour des problèmes inverses pour concevoir des systèmes accomplissant des tâches globales, la stigmergie fournit le concept général permettant la coordination entre les individus et le comportement global au niveau de la colonie.

Les avantages de l'utilisation de l'approche par stigmergie sont :

- ❑ L'utilisation des individus simples.
- ❑ Réduction de la communication entre individus.
- ❑ Une approche incrémental dans la construction des meilleures solutions. Ce qui montre une méthode d'apprentissage incrémentale pour la résolution des problèmes.
- ❑ La flexibilité et la tolérance aux pannes.

Les fourmis sociales exhibent les deux formes de la stigmergie. La stigmergie sematectonique est observé dans la construction des piles de fourmis mortes. Les fourmis réalisant un tel comportement montrent les règles probabilistes suivantes :

- ❑ **Règle (1)** : Se déplacer aléatoirement dans l'environnement.
- ❑ **Règle (2)** : Pour chaque fourmi, si une fourmi morte est rencontrée à la position x alors prendre celle-ci par une probabilité $P_{up}(f(x))$.
- ❑ **Règle (3)** : Si une fourmi transporte une fourmi morte, alors déposer celle-ci par une probabilité $P_{down}(f(x))$.

Les probabilités P_{up} et P_{down} dépendent de la densité $f(x)$ des fourmis mortes dans la position x .

Une fourmi perçoit la densité par sauvegarde dans sa mémoire pour une durée limitée, le nombre des fourmis mortes, rencontrés dans son parcours aléatoire. Une densité élevée des fourmis mortes indique une petite P_{up} et une grande P_{down} .

La stigmergie à base de la trace de la phéromone est beaucoup plus observée dans la recherche de nourriture, avec l'émergence du chemin minimal entre la source de nourriture et le nid (Goss et al., 1989). Il a été démontré que les fourmis n'utilisent aucune information visuelle dans leurs activités, et sans aucun contrôle central indiquant aux fourmis le chemin à employer (Hölldobler et al., 1990).

La recherche de la nourriture, appelée aussi « *le fourragement* », est une activité souvent plus dispersée spatialement que la construction du nid et qui peut aussi être mise en œuvre de façon très différente suivant les espèces de fourmis. La communication peut avoir un impact important, en particulier pour les mécanismes de recrutement, dont le principal intérêt collectif est de rassembler les ouvrières sur les sources de nourriture rentables. D'un point de vue plus général, la communication mise en œuvre pour la recherche de nourriture peut être considérée comme une forme de mémoire collective.

Les étapes suivantes expliquent bien ce mécanisme,



Fig. 2.4 - Trace de la Phéromone.

La figure 2.4, montre un scénario initial. Les fourmis emploient le chemin marqué par la trace de la phéromone. Le chemin joint le nid à la source de nourriture. La phéromone est une substance chimique générée et perçue par les fourmis. La substance représente le moyen de communication indirecte dans le scénario. Les fourmis dans leurs retours au nid, déposent une quantité de la phéromone à chaque déplacement et préfèrent de se déplacer vers les emplacements les plus concentrés de la phéromone.

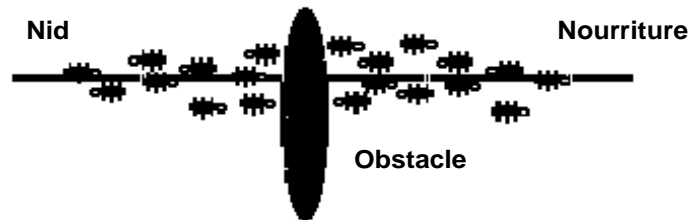


Fig. 2.5 - Introduction d'un obstacle.

Lorsque le chemin émergé est obstrué à l'aide d'un obstacle, comme le montre la figure 2.5, les fourmis prennent une décision aléatoire pour choisir l'un des deux branches droite ou gauche de l'obstacle. Au début et sans présence d'aucune concentration de la phéromone, le flux des fourmis se subdivise en deux flux approximativement égales. Le choix aléatoire donne une exploration des deux choix, figure 2.6.

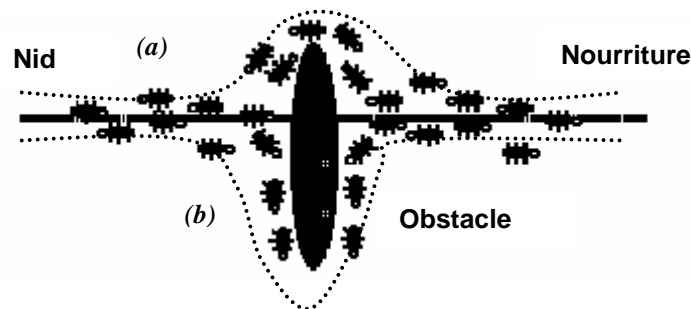


Fig. 2.6 - Exploration de deux chemins.

Le chemin représenté dans la figure 2.6 (a), est le plus concentré en phéromone. Ainsi, les fourmis qui circulent sur ce chemin, arrivent en premier à la destination et permettent la formation d'un flux entre le nid et la source de nourriture. Tandis que dans le deuxième chemin, représenté à l'aide de la figure 2.6 (b), la quantité secrétée est moins concentrée. En effet avec la considération du caractère d'évaporation de la phéromone, le chemin le plus court devient le plus concentré, ce qui conduit à une attraction des fourmis jusqu'au recrutement de toutes les fourmis, comme il est indiqué dans la figure 2.7.

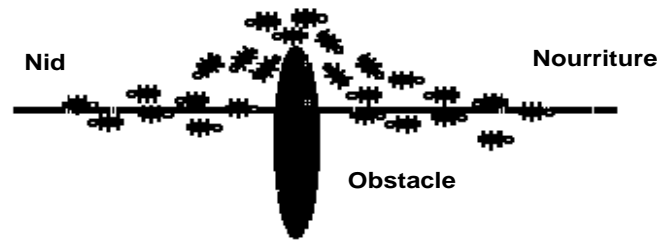


Fig. 2.7 - Emergence du chemin minimal.

Autres comportements collectifs observés chez les fourmis sont :

- L'architecture des nids construits par les fourmis est un exemple frappant de structure complexe. L'intérêt pour des modèles pouvant expliquer l'apparition de telles structures provient de l'organisation distribuée qui est sous-jacente (Deneubourg, 1977). Il n'y a pas, a priori, de contrôle centralisé, de coordination de niveau supérieur à l'individu. Les fourmis « *tisserandes* » sont par exemple capables d'unir leurs efforts pour rapprocher des feuilles en formant de véritables ponts puis d'unir les bords des feuilles en utilisant la soie produite par leurs larves (Holldobler et al., 1996).

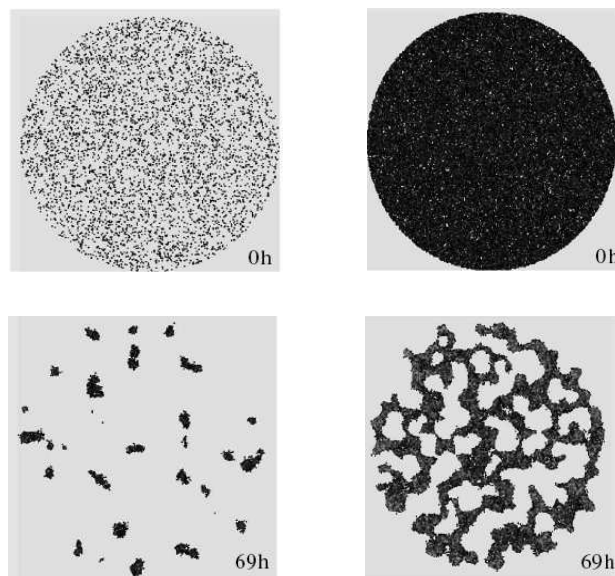


Fig. 2.8 - Simulations des Transitions des piles de cadavres.
Les figures ont été inspirées de (Theralulaz et al. 2003)

- L'apparition des piliers dans une termitière, figure 2.10, et la recherche de nourriture, figure 2.9, s'explique par l'amplification de différentes fluctuations chaotiques. La structure et le modèle des forces à l'équilibre est naît à travers ces amplifications. La construction de nids de guêpes est aussi un modèle d'action collective où les agents répondent plus particulièrement à des stimuli, issus de certaines configurations dans la structure (Bonabeau et al. 1999).

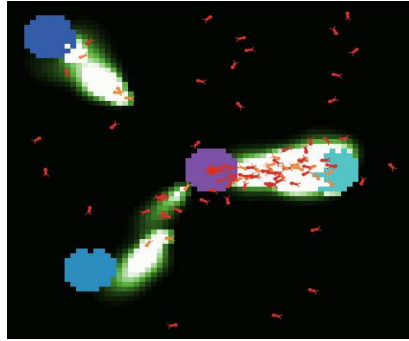


Fig. 2.9 - Simulation de comportement de fourrage avec trois sources de nourriture

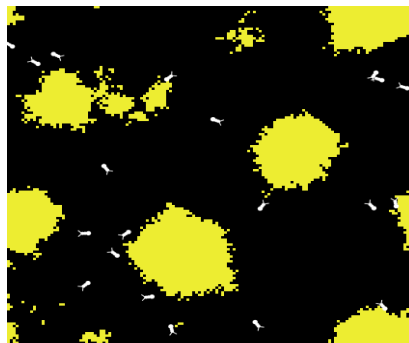


Fig. 2.10 - Simulation de comportement des termites.

L'exemple de la figure 2.8, montre l'émergence d'une structure spatio-temporelle (Theralulaz et al. 2003). L'exemple illustre trois propriétés importantes d'auto-organisation, associées au principe de la stigmergie.

- ❑ L'émergence des structures spatio-temporelles dans la distribution aléatoire des cadavres. Les mécanismes conduisant à l'élaboration de ces structures sont le feedback positif et le feedback négatif. Le feedback négatif permet d'empêcher les amplifications d'être infinies. Le mécanisme est déclenché à travers l'exhaustion des ressources ou cadavres.
- ❑ La possibilité de co-existence de plusieurs états stables (multi stabilité) : des structures émergent à travers des amplifications de fluctuation non linéaire. Ainsi le système converge à un état parmi plusieurs états possibles, qui dépend des conditions initiales.
- ❑ L'existence des paramètres, qui contrôle la bifurcation. Dans l'exemple, le paramètre critique contrôlant la bifurcation est la densité des cadavres.

Les différentes applications informatiques qui découlent des capacités de communication des fourmis se retrouvent par exemple en optimisation où la coopération à base de la stigmergie s'applique parfaitement à la recherche du plus court chemin dans un graphe.

La plupart des caractéristiques qui intéressent les applications en informatique sont cependant collectives. Les caractéristiques individuelles ne sont évidemment pas une particularité des fourmis mais de tous les organismes vivants ayant un souci de survie.

5.1.3 Comportement de poissons

Les fourmis explorent l'environnement plus ou moins aléatoire, d'autres espèces animales se déplacent d'une manière plus organisée et ordonnée. Différents espèces de poisson, exhibent des comportements émergents. Des centaines, voir des milliers de poissons performant collectivement des actions de mouvements et de changements de direction aux mêmes instants prés.

Le zoologiste Breder (Breder, 1954) a donné un modèle mathématique pour décrire le comportement des poissons. En analysant des données biologiques empiriquement. Breder argumente que la cohésion de la collection est fonction du nombre de poisson dans la collection, de la distance entre poisson, et d'un potentiel propre pour chaque individu qui varie selon la taille. Breder avait analysé l'attraction d'une collection vers un individu solitaire, à travers le placement d'un individu dans une partie d'un aquarium divisé en deux, et les autres individus de la collection dans l'autre partie de l'aquarium de telle sorte qu'ils soient visibles. Le but était de montrer l'influence de l'impact social sur le poisson isolé, celui-ci se déplace vers la collection, en nageant la moitié de sa partie, suivant la formule :

$$c = kN^t \quad (2.2)$$

Avec k , t sont des constants et N le nombre de poissons dans l'autre partie. Dans son exemple, $k = 0.355$ et $t = 0.818$. L'effet d'avoir un exposant, t , inférieur à 1 est que l'attractivité du groupe augmente, mais cette augmentation devient de plus en plus petite par rapport à celle du groupe. Une grande collection est plus attractive qu'une petite collection, seulement l'ajout d'un ou de plusieurs individus à la collection a beaucoup d'influence sur une collection de densité petite.

L'approche par auto organisation dans la modélisation des comportements des poissons dans laquelle, chaque individu utilise des règles simples en répondant aux informations locales provenant des autres individus dans le voisinage, représente une voie intéressante et florissante en terme d'émergence des comportements similaires à ceux dans la nature. Plusieurs modèles ont été développés (Aoki, 1982) (Huth et al., 1992). Ces modèles partagent beaucoup de similarités et présentent l'effet d'utiliser des règles simples, d'attraction et de répulsions pour générer des formes collectives très organisées, sans aucun contrôle central indiquant aux individus la manière de perfectionnement de ces formes.

Les caractéristiques principales d'une telle approche sont décrits dessus, (Bonabeau et al., 1999) (Camazine, 2001) (Cauzin et al., 2002) (Threaulz et al. , 2003), notons que ces caractéristiques sont valables aussi bien pour les comportements des poissons que pour le comportement de vol d'oiseaux.

- ❑ Aucun contrôle central supervisant les tâches en exécution et tous les individus utilisent les mêmes règles.
- ❑ Pour se déplacer, un individu utilise une forme de moyenne pondérée des positions et d'orientations des individus dans le voisinage le plus proche.
- ❑ Chaque individu répond à son voisinage d'une manière probabiliste, en d'autre terme il existe un degré d'incertitude dans le comportement individuel.
- ❑ Sans influence externe, comme les obstacles affectant le poisson.

En réponse au voisinage local, un poisson peut exhiber un des quatre comportements suivants :

- ❑ **Répulsion** : Eviter la collision avec les autres.
- ❑ **Attraction** : Déplacer envers le groupe de poisson le plus proche.
- ❑ **Orientation parallèle** : Tourner avec un angle pour avoir la même direction que celle dans le voisinage.
- ❑ **Recherche** : En isolation, un individu génère aléatoirement un angle pour restaurer le contact avec les autres.

Cauzin et d'autres ont développé un modèle d'agrégation d'animaux en 3D, spécialement pour les comportements des poissons et pour le comportement de vol d'oiseaux, la figure 2.11, (Cauzin et al. 2002). Le modèle utilise la même approche décrite ci-dessus, nous reviendrons sur cette approche dans le cinquième chapitre. Cauzin dans ces simulations incorpore en plus la possibilité d'avoir un stimulus externe ou prédateur et montre qu'un tel stimulus est d'importance capitale dans l'émergence des comportements sous certaines circonstances. Le prédateur suit la règle simple suivante :

- ❑ Déplacer envers la densité des individus la plus élevée.
- Une règle simple pour la proie est ajoutée aux règles décrites ci-dessus.
- ❑ Détecter le prédateur et exhibe un déplacement plus loin de celui-ci.

Le modèle présente des caractéristiques et des formes collectives, comme il est montré dans la figure 2.11, similaires aux comportements des groupes de poissons naturels sous attaque (Patridge, 1982).



Fig. 2.11 – Comportement des collections de poissons, en réponse aux attaques d'un prédateur.

5.2 Application de l'intelligence en essaims

5.2.1 En Robotique

L'essaim de robots est actuellement l'un des plus importants domaines d'application de l'intelligence en essaims. Les essaims possèdent des moyens de mise en valeur, des performances des tâches, des tolérances aux pannes, et à coût moins chère par rapport à la robotique traditionnelle. Ils sont capables d'achever des tâches selon lesquelles un robot seul est incapable de les achever. Les robots d'essaims sont utiles pour plusieurs domaines d'applications comme : les systèmes de fabrication, domaine spatial, inspection et maintenance, en construction, en agriculture, et dans la médecine de travail.

Plusieurs modèles d'essaims robotiques ont été proposés. Beni et al, introduit les concepts du système de robot cellulaire, qui consiste en une collection de robots autonomes, non synchronisés, et non intelligents, coopérant dans un espace cellulaire fini de n dimension sous un contrôle distribué (Beni et al. 1989). La communication est limitée entre les robots adjacents. Ces robots opèrent d'une manière autonome et coopèrent avec les autres pour accomplir une tâche prédéfinie.

Plusieurs méthodes d'optimisations sont proposées pour décrire les comportements, Fukuda et autres, proposent un algorithme génétique distribué pour décrire un planning distribué pour les robots cellulaires (Fukuda et al. 1994). Ils introduisent le concept d'auto-reconnaissance pour la prise de décision et montrent des stratégies d'adaptation et d'apprentissage.

Hackwood et al, propose un modèle pour lequel les robots sont particulièrement simples mais agissent sous l'influence d'un robot appelé « robot indicateur » (Hackwood et al, 1992). Ces robots indicateur peuvent modifier l'état interne des unités de l'essaim, et la totalité de l'essaim agit comme une seule unité afin d'avoir des comportements plus complexes.

Du point de vue de l'architecture utilisée pour construire des robots autonomes reproduisant les comportements des insectes, la plupart des systèmes implémentés fonctionnent sur le même principe, introduit par Brooks dans l'architecture de subsumption (Brooks, 1986). Contrairement aux approches basées sur le raisonnement artificiel, l'architecture de subsumption décompose le comportement du robot en primitives de réponses hiérarchiques, à des stimuli provenant de l'environnement ou des autres robots. Cette architecture se prête bien à la reproduction des comportements rencontrés dans la nature puisqu'elle évite de faire des suppositions sur le mode de raisonnement des animaux.

Ueyama et al, propose un schéma pour lequel les robots sont organisés sous une forme hiérarchiques, structurée en arbre avec une communication limitée entre elles selon la structure de l'arbre (Ueyama et al. 1992). Mataric décrit ces expériences avec des populations de robots de même type actionnant sous des contraintes de communications différentes (Mataric, 1992).

Les robots performant des actions par ignorance, ou en s'informant, ou d'une manière intelligente par coopération. Ces interactions mènent à la possibilité d'avoir des comportements plus complexes (Arkin, 1998).

5.2.2 Intelligence en essaims et optimisation

L'intelligence en essaims a beaucoup influencé le domaine d'optimisation dans ces dernières années, par la proposition des méthodes et des heuristiques cherchant à réduire la complexité de tels problèmes. Deux métaphores sont utilisées dans le cadre de cette thèse. Celui inspiré du comportement de fourragement chez les fourmis, qui fera l'objet de troisième et quatrième chapitre. Le deuxième est inspiré du comportement de vol d'oiseaux. Dans ce qui suit nous donnerons un aperçu sur les capacités de l'intelligence en essaims dans la résolution des problèmes d'optimisation.

5.2.2.1 Fourmis et optimisation

Les fourmis résolvent de nombreux problèmes liés à leur survie. Dorigo et ses collègues ont transposés la capacité des fourmis à trouver le plus court chemin entre une source de nourriture et leur nid, à un problème classique en optimisation, le problème du voyageur de commerce (PVC). Cette section présente les différents travaux s'inspirant des stratégies de recherche de nourriture des fourmis pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Dorigo et al, ont développés l'algorithme AS (Ant System) en s'inspirant des travaux de Colormi pour la résolution du PVC (Colormi et al. 1991) (Colormi et al. 1992) (Dorigo et al. 1996a) (Dorigo et al. 1996b). L'objectif est de minimiser la distance parcourue dans un graphe de n villes ou sommets, qui consiste à trouver la permutation σ telle que la séquence $(v_{\sigma(1)} \dots v_{\sigma(n)})$ minimise la distance totale $D(\sigma)$.

$$D(\sigma) = d(v_{\sigma(n)}, v_{\sigma(1)}) + \sum_{i=1}^{i=n-1} d(v_{\sigma(i)}, v_{\sigma(i+1)}) \quad (2.3)$$

Le principe général de l'algorithme se base sur les règles suivantes :

- ❑ Placement des fourmis dans chaque ville.
- ❑ Les fourmis déposent des traces de phéromones sur les arrêtes du graphe.
- ❑ Elle choisit la ville prochaine selon une probabilité qui dépend de la distance entre cette ville et sa position et de la quantité de la phéromone présente sur l'arrête.
- ❑ Une fourmi ne peut se rendre sur une ville qu'elle a déjà traversée, la fourmi est dotée d'un mémoire contenant la liste des villes déjà visitées.

Cette méthode avec ces variantes utilisées pour résoudre le PVC été largement modifiée et adoptée pour d'autres problèmes comme le problème d'assignement quadratique (PAQ) et d'autres (Maniezzo et al., 1999) (Gambardella et al. 1999). Dans le PAQ l'objectif consiste à placer n unités de production sur n endroits avec une minimisation du coût total $C(\sigma)$ des transports entre unités de production, dont on connaît les distances représentées par la matrice $A = (a_{ij})$ et les flux entre chaque unité de production représentée par la matrice $B = (b_{ij})$.

$$C(\sigma) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{\sigma(i)\sigma(j)} \quad (2.4)$$

Chaque fourmi construit de façon itérative une permutation des n unités de production. Les phéromones sont mises à jours en utilisant le coût des permutations $C(\sigma)$. Les résultats obtenues sont les mêmes avec les autres méthodes telles que : l'algorithme génétique, le recuit simule et la recherche tabou.

L'approche de stratégies de recherche de nourriture des fourmis était largement modifiée pour traiter des problèmes divers d'optimisation tels que : le routage dans les réseaux de communication, l'ordonnancement, tournée de véhicules, problèmes d'emboîtement, satisfaction des contraintes, etc. Le tableau 2.1, donnera un aperçu sur les travaux et publications réalisées à base des fourmis et dont l'algorithme AS et la base du départ.

Table 2.1 – Liste non exhaustive des problèmes traités par les algorithmes des fourmis.

Problèmes	Publications réalisés
PVC	(Colorni et al., 1991) (Colorni et al., 1992) (Gambardella et al. 1995) (Gambardella et al. 1996) (Dorigo et al., 1996a) (Dorigo et al., 1996b) (Dorigo et al., 1997) (Dorigo, et al., 1999a) (Dorigo, et al., 1999b) (Bullnheimer et al., 1997); (Stützle et al., 1997) (Stützle et al., 1999) (Stützle et al., 2000)
QAP	(Dorigo, et al., 1999a) (Dorigo, et al., 1999b) (Taillard , 1999) (Gambardella et al., 1999); (Maniezzo et al., 1999); (Stützle et al. , 1999).
Bin Packing	(Bilchev et al. , 1996).
Routage	(Di Caro et al., 1997) (Di Caro et al., 1998) (Di Caro et al. 1998a) (Di Caro et al., 1998b) (Bonabeau et al., 1998a)
VRP-PDP	(Bullnheimer et al., 1997a) (Bullnheimer et al., 1999b) (Bullnheimer et al., 1999a) (Bullnheimer, 1999) (Gambardella et al., 1999a).
Ordonnancement : Flotshop – Jobshop	(Colorni et al., 1994) (Stützle, 1998a)
...	...

5.2.2.2 Méthode d'essaims particulières et optimisation

La méthode d'optimisation par essaims particulières (OEP) apparue à travers les travaux de Kennedy et al, dans la simulation des comportements de vol d'oiseaux et la modélisation de l'influence social sur le comportement des individus dans l'espace socio-cognitif (Kennedy et al. 1995) (Kennedy et al. 2001).

La méthode était initialement utilisée pour optimiser les poids dans un réseau de neurones artificiels (Kennedy et al. 1995). La fiabilité de la méthode par rapport aux autres métaheuristiques était testée sur quelques benchmarks des fonctions continues à plusieurs variables, dans un espace de plusieurs dimensions. Après l'apparition de l'ouvrage « *Swarm Intelligence* », (Kennedy et al. 2001), décrivant la philosophie de la méthode et ces horizons d'application aux problèmes divers d'optimisation, des centaines des travaux

ont été publiés utilisant la méthode ou des variantes adoptés de la méthode aux problèmes spécifiques. Nous reviendrons beaucoup plus en détail à la méthode dans le cinquième et le sixième chapitre.

6. Les Environnement collectifs

Les travaux récents dans les systèmes d'intelligence en essaims ont conduits aux développements des package facilitant la modélisation de tels systèmes. Plusieurs domaines scientifiques utilisent les approches de simulations multi agent soit, sociales, économiques, sociologie, culturels, informatique, écologiques, et se prêtent bien à la simulation. Plusieurs plateformes ont été développés, dont les plus utiles sont les suivantes :

6.1 Swarm

Originellement développés à l'institut SFI en 1994, par C. Longton, dont le but était la création d'une plateforme de simulation pour des modèles à base d'agents. Il permet de représenter l'interaction entre les agents, l'adaptation des agents à des nouvelles situations, la représentation des agents hétérogènes. Swarm devrait faciliter le développement des de simulation et promouvoir l'étude des systèmes complexes non linéaires.

L'architecture de base de Swarm est composée de collections d'agents en interaction. La tâche d'observation du comportement du modèle est représentée à l'aide d'un agent appelé agent « *Observer* ». Ce qui donne au système une grande souplesse et liberté.

Swarm est une collection de bibliothèques orienté objets permettant de fournir le support de la programmation de simulation, ces bibliothèques sont écrites en Objective C. Pour écrire des programmes de simulations, les utilisateurs ont besoin d'avoir la possibilité de programmer en Objective C et Swarm pour incorporer des bibliothèques dans leurs programmes.

6.2 Echo

C'est un outil de simulation dérivé directement d'un modèle général des systèmes écologiques. Il a été conçu par J. Holland (le pionner du domaine des algorithmes génétiques) en 1994 à l'SFI. Les entités et leurs interactions dans ce modèle sont beaucoup plus abstraites. Un agent dans Echo est capable de se reproduire, lorsque il a assez de ressources pour copier son « *génome* ». Echo permet aussi de spécifier les propriétés structurelles de l'environnement, avec lequel les agents s'interagissent. Echo un environnement de simulation convenable pour la modélisation des systèmes complexes adaptatifs.

6.3 StarLogo

StarLogo développé à MIT, a été crée pour simuler des modèles complexes, des systèmes dynamiques. Réalisé par Mitchel Resnick comme une version spécialisé de langage de programmation Logo. Développé il y a plus de vingt huit ans comme un dialecte du Lisp, c'est un outil convenable pour l'apprentissage, il est modulaire et extensible. L'environnement de Logo est composé des créatures, appelées « *Turtles* » que l'utilisateur peut contrôler à travers des commandes. Ces agents tortus sont des créatures robotiques,

qui apparaissent graphiquement sur écran et peuvent se déplacer autour et dans un canevas en dessinant des formes.

StarLogo, est un environnement modulable et programmable pour exploration des tâches des systèmes décentralisés, qui permet l'extension de l'environnement Logo en fournissant la possibilité d'avoir des milliers d'agents « *Turtles* » s'exécutant d'une manière parallèle. Ces agents sont capables d'interagir entre eux et d'exécuter des actions d'une manière indépendante. Leur environnement est représenté à l'aide des agents appelés « *Patches* » et qui sont eux-mêmes programmables et modifiables par les agents « *Tortue* ». La tortue est capable de sentir d'une manière intelligente l'environnement et selon ce sentiment exhibe l'action appropriée.

Le troisième type d'agent utilisé est appelé « *Observer* » permettant de fournir aux utilisateurs la possibilité d'observer, manipuler, et analyser le système. Les tortues peuvent représenter n'importe quelles choses : de fourmis dans une colonie jusqu'au anticorps dans un système immunitaire. Ils sont utilisés aussi pour dessiner des images fractales, des distributions Gaussien, la simulation des phénomènes naturels, l'analyse des systèmes sociales, etc. Ils conviennent bien pour simuler des projets de la vie artificielle. Il a été démontré que StartLogo (Resnick, 1994), est un outil précieux dans la simulation des systèmes d'intelligence en essaims. Plusieurs exemples biologiques ont été développés, tel que les abeilles, les termites, les fourmis, et même dans la simulation des comportements proie-prédateur.

6.4 NetLogo

Il a été au Centre d'apprentissage et de Modélisation à l'université Northwestern. C'est une plateforme multi agents basée sur la modélisation des agents parallèles et sur la simulation des environnements. Il est entièrement programmable. Similaire au StarLogo en terme de types d'agents utilisés, plus souhaitable à la modélisation des systèmes complexes. Il possède une caractéristique nouvelle par apport aux autres environnements par le fait d'avoir un outil appelé « *HubNet* » permettant aux utilisateurs de participer à la simulation simultanée, pour lequel chaque utilisateur contrôle un agent dans la simulation à travers un réseau d'ordinateurs. NetLogo permet la représentation du comportement de niveau micro d'individus et à travers les interactions, des comportements émergent au niveau macro. Les utilisateurs donnent des instructions aux milliers d'agents qui s'opèrent d'une manière parallèle.

7. Conclusion

L'approche par essaims a prouvé son efficacité et robustesse dans ces dernières années, tant pour la résolution des problèmes d'optimisations dans l'ingénierie que pour la simulation et l'imitation des comportements collectifs des sociétés animales. Des centaines, voir des milliers d'algorithmes de résolution dans la littérature, montrent en évidence pourquoi les systèmes d'intelligence en essaims ont gagnés cette popularité.

L'approche est motivé par le fait que la richesse en comportements des insectes sociaux et des autres sociétés animales, résulte n'en pas des entités prises séparément, mais de l'interaction entre l'ensemble des entités du système. En général l'approche d'intelligence en essaims cherche à découvrir les meilleures interactions des entités menant à des comportements spécifiés. De plus ces systèmes présentent d'autres principes intéressants : (i) la présence des boucles de rétroactions, à travers le feedback positif et le feedback négatif permettent le renforcement des meilleurs choix et la suppression des ceux mauvais.

(ii) la créativité à travers l'aléatoire permet une bonne exploitation et exploration de l'espace.

Les systèmes d'intelligence en essaims ne sont que des instances de l'approche par complexité exposée dans le premier chapitre. L'émergence et l'auto organisation sont deux propriétés fondamentales pour tels systèmes.

Nous allons suivre cette démarche dans le reste de la thèse, tant pour mimer des comportements collectifs que pour résoudre des problèmes qui seront exposés dans la suite de la thèse.

Chapitre 3

Un Modèle pour la Gestion de Trafic des Fourmis à Base des Processus d'Exclusions

Résumé :

L'objectif de ce chapitre est de formaliser la dynamique du trafic des fourmis entre la source de nourriture et le nid, à base des processus d'exclusions. En effet, les règles de déplacements des fourmis sont similaires au modèle de déplacement des particules, utilisé dans les processus d'exclusions.

Nous proposons en premier lieu, un modèle pour la gestion de la dynamique du trafic et qui sera généralisé sur la fourmilière, afin d'émerger le trafic entre un nid et une source de nourriture, dans un environnement sans obstacles. L'objectif est de montrer l'importance de la communication indirecte et la robustesse du modèle de la phéromone.

Sommaire

1.	Introduction.....	52
2.	Motivation.....	52
3.	Flux de trafic des fourmis	54
3.1	Trafic unidirectionnel.....	55
3.1.1	Mouvements des fourmis.....	56
3.1.2	Modification de la phéromone.....	56
3.2	Trafic bidirectionnel.....	56
4.	Modèle d'interaction.....	57
4.1	Processus d'exclusion asymétrique.....	57
4.2	Processus d'exclusion asymétrique total.....	58
4.3	Adaptation de modèle au trafic des fourmis.....	58
4.4	Traitement de collision et stabilité de système.....	59
4.4.1	Stratégie d'ignorance.....	60
4.4.2	Stratégie d'attente.....	61
4.5	Modèle pour la phéromone.....	62
4.5.1	Evaporation.....	63
4.5.2	Propagation.....	63
4.5.3	Modèle	63
5.	Emergence de trafic des fourmis	65
5.1	Mouvements des fourmis.....	66
5.2	Modification de la phéromone.....	66
6.	Discussions.....	67
7.	Conclusion.....	68

1. Introduction

Les recherches en sociobiologie, éthologie et en écologie avaient montrés dans ces dernières années que les espèces naturels utilisent des moyens très sophistiqués pour assurer la communication entre leurs individus, tant pour la recherche de nourriture que pour la défense du territoire. Par conséquent, ces espèces participent d'une manière ou d'une autre, en coopération ou en compétition dans le processus d'évolution. Le rôle de l'environnement est d'importance capitale, dans la mesure où elle joue le rôle d'un support mémorisant toutes les interactions possibles entre les individus.

La nature nous a montrés des exemples typiques, comme celles rencontrés dans les espèces d'insectes sociaux. En effets des colonies de fourmis, des guêpes, des abeilles et autres, ont l'intuition d'avoir des comportements complexes sans intervention d'un superviseur et sans aucun contrôle central dictant la manière de réalisation de tels comportements. Cependant, l'espèce des fourmis utilise une substance chimique appelée « *la phéromone* » comme moyen de communication. La trace laissée par les fourmis dans l'environnement est capable d'attirer les fourmis à la trace la plus riche en phéromone. Vu le caractère volatile de la substance à travers les mécanismes de propagation et d'évaporation, les fourmis explorent l'environnement d'une manière optimale (Theralulaz et al., 2003) (Sumpter et al., 2003). Ces substances chimiques ont un rôle important dans la formation et l'émergence des structures complexes dans l'environnement.

Durant ces dernières années, le processus d'exclusion asymétrique (ASEP) est devenue un outil très puissant pour la modélisation de la dynamique des interactions d'un système. Plusieurs disciplines scientifiques utilisent telle processus : en physique, en chimie (Daub, 2003) (Enaud et al. 2004) (Kolomeisky et al. 1998) (Pronina et al., 2004) et en biologie, etc. En informatique, il n' y a que peu de travaux qui utilisent le processus d'exclusion comme moyen pour modéliser la dynamique des systèmes au niveau micro. Nous citons comme référence les travaux de Chowdhury et al, qui ont développé un modèle de déplacement des particules, formulé en terme d'un automate cellulaire stochastique (CA) et interprété comme un modèle de gestion des flux de trafic des fourmis (Cheduhary et al. 2004).

Dans ce chapitre, nous cherchons à adopter le processus d'exclusion total afin de mimer le comportement de la recherche de nourriture dans une fourmilière. Nous proposons en premier lieu un modèle pour la gestion de la dynamique du trafic, et qui sera généralisé sur la fourmilière, afin d'émerger le trafic entre un nid et une source de nourriture dans un environnement sans obstacles. L'objectif est de montrer l'importance de la communication indirecte et la robustesse du modèle de la phéromone.

2. Motivation

L'étude des fourmis a longtemps été négligée par les entomologistes alors qu'elles représentent un des stades d'évolution le plus aboutie dans le monde des insectes. Les

dernières constituent à l'heure actuelle un support majeur pour les théories développées en écologie comportementale et en sociobiologie (Hölldobler et al. 1990). En raisons de :

- ❑ l'influence des fourmis sur leur environnement naturel est extrêmement importante. par exemple il a été montré que le poids total des fourmis sur terre est du même ordre de grandeur que le poids des humains.
- ❑ l'étude des fourmis se fait assez facilement en laboratoire car elles s'adaptent sans trop de difficultés à des environnements différents de leur habitat d'origine.
- ❑ les fourmis possèdent une gamme de comportements très variés, collectifs ou individuels.

La place des fourmis dans l'étude des sociétés animales est centrale car elles ont développé des formes très avancées de sociabilité allant jusqu'à partager leur activité de reproduction en confiant la transmission de leurs gènes à quelques individus de la colonie (les reines et les mâles).

La grande diversité des fourmis (environ 10 000 espèces connues (Hölldobler et al. 1996)) propose une large variété de morphologies et de comportements, son étude, est donc un vaste et passionnant champ d'investigation dans le domaine, et une source d'inspiration fascinante pour les autres domaines scientifique.

On peut distinguer la vie en colonie de la vie en société. Dans le premier cas, c'est la continuité organique entre les individus qui forme la colonie (il y a peu d'exemples), alors que la vie en société est caractérisée par les échanges de signaux entre ses individus, la société est alors une unité qui repose sur le transfert d'informations (Bonabeau et al. 1994).

Toutes les fourmis vivent en société. L'apparition de la socialité n'a pas été facile à expliquer par les théories de l'évolution. La caractéristique la plus étonnante des insectes sociaux est qu'un certain nombre d'individus sont stériles. La théorie de l'évolution de Darwin suppose que les êtres vivants ont pour principale motivation, de transmettre leur patrimoine génétique. Comment expliquer alors que certaines espèces aient développé des individus stériles et que l'activité de reproduction se soit concentrée sur quelques individus ? Darwin (Darwin, 1859), reconnaissait que les fourmis représentaient à ses yeux « une difficulté toute particulière, qui lui parut tout d'abord insurmontable, voire fatale à l'ensemble de sa théorie » puis avait suggéré une sélection familiale des individus.

L'explication la plus communément admise est que l'avantage en regard de la sélection naturelle que les insectes peuvent tirer de la vie en société provient de la mise en commun de leurs efforts pour assurer la survie de leur descendance et la propagation de leur patrimoine génétique. La sociobiologie, avec le principe de la sélection de parentèle, a prolongé les pistes laissées par Darwin pour expliquer l'apparition de la socialité chez les insectes.

La règle de Hamilton (Chapuisat et al. 1997) exprime le rapport entre le coût d'un acte altruiste et le bénéfice que peut en retirer son auteur. Si le degré de parenté entre deux individus est r , le coût de l'acte altruiste c et le bénéfice pour l'individu qui en profite b , alors l'acte altruiste sera favorisé lorsque :

$$br - c > 0 \quad (3.1)$$

Les fourmis offrent une grande diversité de comportements et de morphologies. Cette diversité exubérante est une mine d'inspiration fascinante pour les systèmes informatiques. C'est ainsi que les capacités des fourmis en matière de coopération, de communication, de

compétition et d'apprentissage, entre autres, peuvent être mises à profit pour la conception de robots ou d'algorithmes de résolution de problèmes.

3. Flux de trafic des fourmis

Les sociétés d'insectes, sont confrontées à des problèmes de circulation et d'embouteillage, et spécialement les fourmis, dont l'activité de récolte est organisée à partir d'un réseau de pistes balisées chimiquement. Pour prévenir et limiter la formation d'embouteillages sur ces pistes, les fourmis utilisent des règles comportementales très simples grâce auxquelles l'organisation spatiale des flux s'adapte automatiquement aux contraintes du milieu.

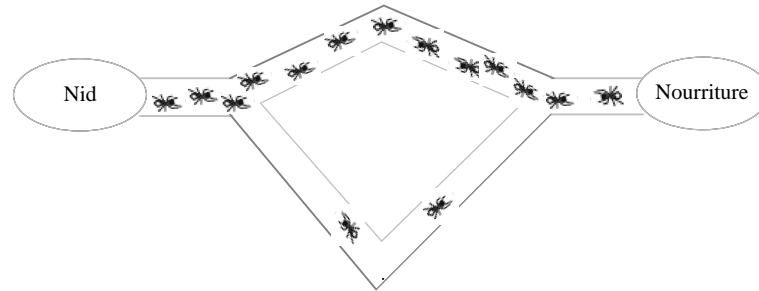


Fig. 3.1 - Expérience de pont, qui montre l'émergence de plus court chemin.

Dans la figure 3.1, les fourmis empruntent un pont en losange offrant le choix entre deux branches ayant la même longueur, pour atteindre une source de nourriture. Au début, chacune des branches est utilisée. Cependant, les petites différences de concentration de phéromone apparaissant initialement entre les deux branches sont rapidement amplifiées du fait que les fourmis recrutées choisissent la piste la plus concentrée et la renforcent à leur tour. Ceci aboutit à la sélection d'une branche, en d'autres termes à un trafic asymétrique.

Mais que se passe-t-il lorsque la densité des fourmis sur le pont atteint des valeurs très élevées. Pour répondre à cette question des expériences ont été réalisées au cours desquelles la densité des fourmis sur le pont prend des valeurs de plus en plus élevées (Dussutour et al. 2004). Les résultats montrent qu'à partir d'une certaine valeur de densité on observe un changement brutal de l'organisation du trafic. Les fourmis se répartissent également sur les deux branches du pont, ce qui se traduit par un trafic symétrique, comme indique la figure 3.2.

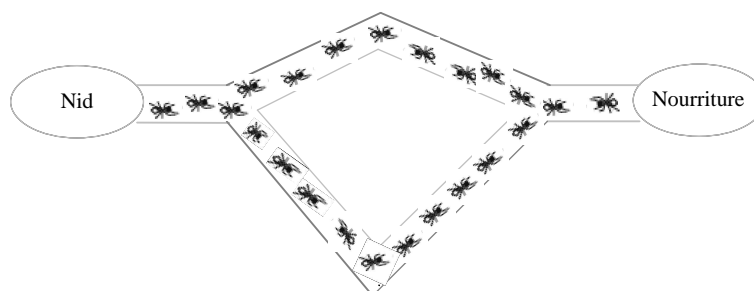


Fig. 3.2 - Un trafic symétrique dans le pont de simulation

Ce résultat a quelque peu surpris les chercheurs. Du fait du fort pouvoir attracteur de la phéromone de piste et des puissantes forces d'attraction, on aurait pu s'attendre en effet au maintien d'un trafic asymétrique. Les chercheurs sont parvenus à identifier les mécanismes qui permettent le basculement vers un trafic symétrique en utilisant une approche conjointe, associant l'étude éthologique fine du comportement des fourmis à la modélisation mathématique.

Les résultats expérimentaux sont reproduits uniquement lorsque le comportement de poussée est incorporé dans les équations du modèle. Lors d'une poussée, une fourmi venant du nid ou de la source de nourriture et s'apprêtant à s'engager sur une branche se retrouve face à l'une de ses congénères venant en sens opposé. Elle est alors aussitôt redirigée sur l'autre branche. Les calculs montrent que le basculement vers un trafic symétrique se produit à un seuil critique de densité au-delà duquel la réduction dans la vitesse de déplacement n'est plus compensée par les avantages liés à l'utilisation d'une seule branche (concentration plus importante de la phéromone, donc plus grande stimulation et meilleure orientation des fourmis).

Le suivi de piste génère sa propre régulation et intègre donc automatiquement les limitations imposées par les caractéristiques du milieu. Les poussées constituent des forces de dispersion qui non seulement s'opposent aux puissantes forces d'attraction entre fourmis, mais en résultent : l'augmentation du trafic favorise l'apparition de ces poussées qui contribuent à redistribuer le trafic et ainsi à éviter les encombrements. Ce système simple dans sa logique a une remarquable capacité régulatrice. Des forces de dispersion équivalentes sont mises en jeu chez d'autres espèces sociales (termites, espèce humaine...) lorsque l'encombrement entre individus entraîne des dysfonctionnements trop importants.

Dans la suite de chapitre nous intéressons plus particulièrement à la gestion de la densité du trafic des fourmis dans une seule branche.

3.1 Trafic unidirectionnel

Dans (Beekman et al. 2002) (Chowdhury et al. 2002) (Chowdhury et al. 2004) (Nishinari et al. 2003) ont développés un modèle de transition particulière, formulé en terme d'automate cellulaire stochastique (CA), qui peut être interprété comme un modèle de gestion de flux de trafic unidirectionnel et bidirectionnel dans les pistes des fourmis. Le modèle n'est pas dédié à l'émergence de la piste de la phéromone utilisée par les fourmis, mais centré sur le trafic des fourmis dans la piste déjà formée. Le modèle utilise le processus d'exclusion asymétrique total (**TASEP** : *totally asymmetric simple exclusion process*) (Derrida, 1998) (Schütz, 2003), avec la prise en considération de l'effet de la phéromone. Dans le modèle proposé par Cheduhary pour la gestion de flux unidirectionnel, les fourmis se déplacent selon des règles inspirées d'une extension de la dynamique du processus TASEP (Cheduhary et al. 2004). Avec la possibilité d'enrichir le modèle par la présence et l'absence de la phéromone. Si la trace de la phéromone déposée dans un site est plus élevée, alors la probabilité de transition d'une fourmi à ce site est importante.

L'état du système est modifiée à chaque laps du temps selon deux phases, figure 3.3, dans la première phase « *Phase I* » les fourmis sont autorisés à déplacer, par contre dans la deuxième phase « *Phase II* » la phéromone est allouée à s'évaporer avec un taux f . Dans chaque phase les règles décrivant la dynamique sont appliquées en parallèle pour les déplacements des fourmis et la modification des phéromones.

3.1.1 Phase I : Mouvement des Fourmis

Une fourmi occupant un site quelconque ne peut exercer un déplacement, si le prochain site immédiat est occupé par une autre. Lorsque le site est libre, la probabilité de transition de la fourmi est Q si l'emplacement est riche de la phéromone et q sinon.

Les probabilités de transitions aux sites peuvent être considérées comme des vitesses de réponses aux stimuli de l'environnement, représentés par la présence et l'absence de la phéromone. Dans les conditions réelles $q < Q$, la présence de la phéromone augmente la vitesse de réponse aux stimuli.

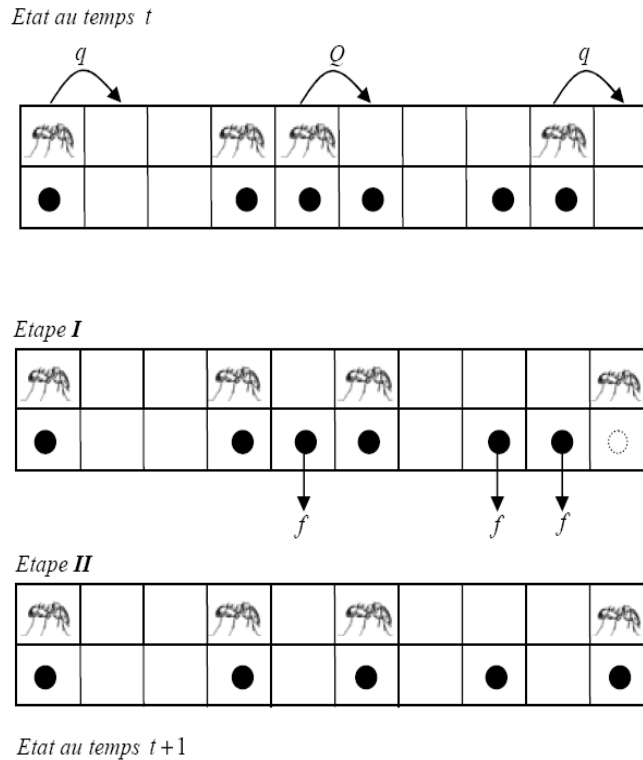


Fig. 3.3 - Les étapes de mouvement dans un trafic unidirectionnel

3.1.2 Phase II : Evaporation de la phéromone

La phéromone est une substance chimique volatile. Ainsi, la trace sécrétée par les fourmis se dégrade à chaque laps du temps jusqu'à ce qu'un nouveau renforcement aura lieu. Ce phénomène est connu sous le nom de processus d'évaporation de la phéromone. Chacune des fourmis visitant un site, dépose une quantité de la phéromone à l'emplacement visitée. Le processus d'évaporation permet de modifier la trace laissée par les fourmis par un taux f . Par conséquent, la quantité totale de la phéromone sécrétée peut varier, même avec un nombre de fourmis constantes. Lorsque $f = 0$ et $f = 1$ le modèle converge au modèle TASEP.

3.2 Trafic bidirectionnel

Il est possible d'étendre le modèle unidirectionnel de la gestion du trafic des fourmis, en un modèle minimal bidirectionnel. Dans ce dernier, la piste consiste en deux canaux superposés de sites. Ces deux canaux nécessitent d'être physiquement non séparés.

La configuration initiale consiste à la sélection aléatoire d'un ensemble de fourmis. Un flux des fourmis, déplace dans le sens des aiguilles d'une montre, tandis que l'autre flux déplace dans le sens inverse. Le nombre de fourmis utilisées dans les deux canaux est supposé fixe, et une fourmi peut changer le sens de circulation si elle arrive à tourner, en exerçant la forme U. Les règles gouvernant le renforcement et l'évaporation de la phéromone sont identiques à ceux dans le modèle unidirectionnel.

Les probabilités de déplacements des fourmis dans le modèle bidirectionnel, sont des extensions de la même situation présente dans le trafic unidirectionnel. Par exemple si une fourmi est en face d'un site libre, la probabilité de transition vers ce site dépend de la présence (l'absence) de la phéromone dans le site, c'est-à-dire Q ou q , respectivement. Enfin si une fourmi se trouve dans une situation où une autre fourmi se rapproche dans la direction opposée, comme indique la figure 3.4, la fourmi se déplace au prochain site avec une probabilité k .

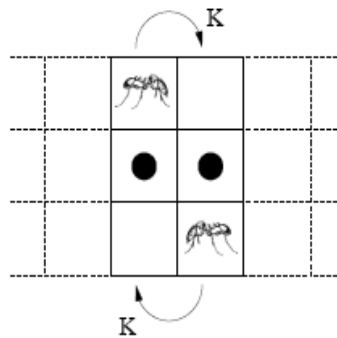


Fig.3.4 – Transition de fourmis en cas de collision.

4. Modèles d'Interactions

4.1 Processus d'exclusion symétrique

Le processus d'exclusion symétrique (**ASEP**), est un modèle d'interaction des particules, représenté sous forme d'une grille d'une seule dimension composée de l sites. Chaque site peut avoir deux états : libre, occupé, comme le montre la figure 3.5.

A chaque laps du temps, un particule de site i peut déplacer au prochain site $(i+1)$ avec une probabilité p , si celui-ci est libre. Aux limites, c'est-à-dire, pour $i=1$ et $i=l$, la dynamique est modifiée comme suit : à chaque laps du temps un particule est introduit dans le premier site avec une probabilité α si ce dernier est libre. Si un particule se trouve au site l , il quitte le système avec une probabilité β .

Lorsque les paramètres α et β sont variés, le modèle exhibe différents phases de transitions le long de la ligne $p/2$ (Kolomeisky et al. 1998) (Derrida, 1998) (Enaud et al., 2004).

- Si $\alpha = p/2$ et $\alpha < \beta$ le modèle exhibe une phase de transition appelée phase de deuxième ordre. Il montre la transition d'une faible densité à une phase de densité maximale courante.
- Lorsque $\beta = p/2$ et $\alpha > \beta$, le modèle exhibe une dynamique de transition allant d'une densité plus élevée à une phase maximale courante.

- Lorsque $\alpha = \beta$ et $\beta < p/2$, le modèle exhibe une phase de transition de premier ordre, avec une dynamique de transition d'une faible densité à une densité plus élevée.

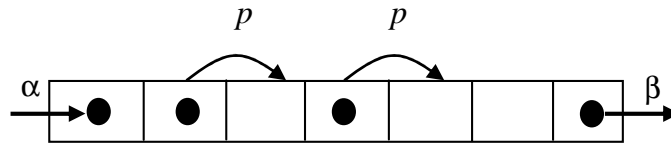


Fig. 3.5 - ASEP Model : La probabilités de transition entre site est p .

4.2 Processus asymétrique d'exclusion total

Le processus asymétrique d'exclusion total (TASEP), est un modèle d'interaction des particules. Le système est représenté à l'aide d'une grille composée de deux lignes, chacun est composée de l sites (Daub, 2003) (Pronina et al., 2004). Les particules peuvent se déplacer verticalement ou horizontalement, montré dans la figure 3.6. La dynamique dans le système est comme suit : Un particule de site i peut déplacer au site libre $(i+1)$, avec une probabilité de $(1-p)$. Comme il peut déplacer verticalement au site libre i (dans l'autre canal) avec une probabilité p .

Aux limites, lorsque $i=1$ et $i=l$, la dynamique est modifiée comme suit : A chaque laps du temps un particule est introduit au premier emplacement avec une probabilité α , si au moins l'un des deux premiers sites est libre. Un particule qui se trouve au site d'ordre l , quitte le système avec une probabilité β si les deux derniers sont occupés. Ailleurs, le particule quitte le système avec une probabilité $\beta(1-p)$.

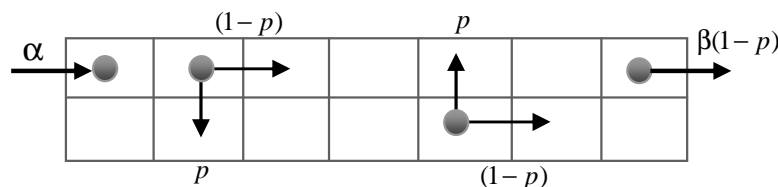


Fig. 3.6 - Model de processus d'exclusion total (TASEP)

4.3. Adaptation de modèle au trafic des fourmis.

Nous s'intéressons à adapter la dynamique des processus d'exclusions aux comportements de fourragement chez les fourmis. L'objectif consiste à décrire un modèle d'interaction, en s'inspirant des règles de comportements des particules (Lemouari et al. 2005) (Lemouari et al. 2006). En effet les règles décrivant les déplacements des fourmis dans un trafic de circulation, peuvent être adapter du modèle de transitions des particules dans un processus d'exclusion. Le déplacement des fourmis est basé sur le fait qu'un fourmi, qui se trouve à l'emplacement (i, j) peut se déplacer dans les trois sites voisins en face : le site en face direct, le site en front gauche et le site en front droit. Le mouvement des fourmis dépend de la quantité ϕ sécrétée, comme la montre la figure 3.7 (Deneubourg, 1992). Ce modèle de

déplacement, permet d'imiter le phénomène naturel mieux que celui proposé pour la gestion du trafic bidirectionnel (Cheduhary 2004).

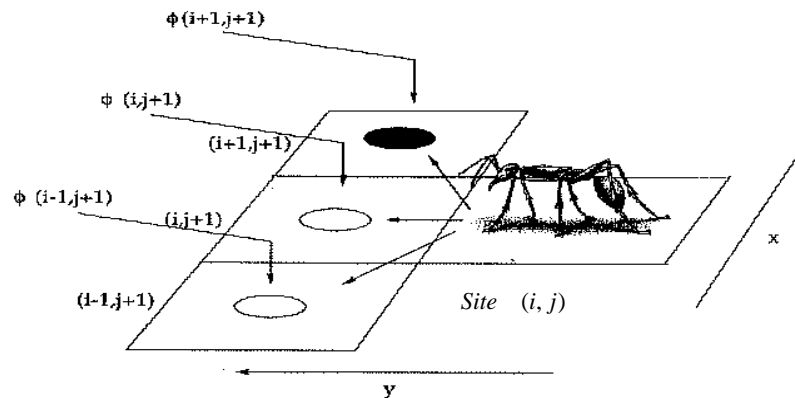


Fig. 3.7 – Modèle de déplacement des fourmis.

Tenant compte du modèle de déplacement présenté dans la figure 3.7, le trafic des fourmis entre le nid et la source de nourriture, peut être canalisé sur une grille composée de trois lignes, et chacune composée de l sites. Avec ce modèle de transition, la gestion de flux des fourmis entre le nid et la source de nourriture peut profiter de la dynamique d'interaction modifiée du processus d'exclusion TASEP.

En premier, nous intéresserons aux règles de transitions dans la grille, puis à la recherche d'un état d'équilibre dans le trafic en fonction des fourmis entrant et sortant dans le système. Cet état d'équilibre peut être vue comme un comportement émergeant, qui résulte des interactions locales. Le trafic est bidirectionnel et les entres et les sorties sont tenues aux premiers et derniers sites de la grille de représentation.

□ Dans la direction des aiguilles d'un montre : Les fourmis peuvent entrer dans le système aux premiers emplacements avec une probabilité α , si les sites représentant ces emplacements sont libres. Aux emplacements d'ordre l , une fourmi occupant un site quitte le système avec une probabilité β .

□ Dans la direction opposée : Les fourmis peuvent entrer aux emplacements d'ordre l avec une probabilité α_1 , si les sites représentant ces emplacements sont libres. Les fourmis quittent le système avec une probabilité β_1 aux sites représentant les premiers emplacements.

4.4 Traitement de Collision

Les flux circulants dans les deux directions sont sujets aux mêmes règles de transitions. Par exemple un fourmi qui circule dans le sens des aiguilles d'un montre, et occupant un site de position (i, j) exerce un déplacement inter canal avec les probabilités p_1 et p_2 . Tel que p_1 est la probabilité de transition au site de position $(i-1, j+1)$, p_2 est la probabilité de transition au site $(i+1, j+1)$. Par conséquent, la probabilité de transition au site en face est $1-(p_1+p_2)$. Le flux circulant dans la direction opposée est sujet aux mêmes règles de transition.

Lorsque deux fourmis rentrent en collision l'un des deux fourmis incline avec un angle déterminé, pour éviter d'être en collision avec l'autre venant dans le sens inverse. Cet angle dépend de l'orientation du corps de la fourmi et de son antenne, et qui peut avoir une valeur de 45° (Couzin et al., 2002b) (Sumpter et al., 2003). Le phénomène est appelé par le mécanisme de poussé ou « *pushing mechanism* ». Ce modèle est un peu différent, avec celui proposé pour la gestion du trafic bidirectionnel dans (Cheduhary 2004).

Supposons que les emplacements d'ordre 0 et $l+1$ représentent le nid et la source de nourriture, respectivement. La dynamique du trafic circulant dans le sens des aiguilles d'un montre, dépend des paramètres d'entrées et de sorties α et β . Le flux circulant dans le sens inverse dépend des paramètres d'entrées et de sorties α_1 et β_1 , tel que :

$$\begin{cases} \alpha_1 = \alpha\beta \\ \beta_1 = \alpha \end{cases} \quad (3.2)$$

Le choix des paramètres α_1 et β_1 est basé sur le fait, qu'une fourmi qui rencontre une source de nourriture, avoir une probabilité de retourner dans le nid qui dépend uniquement des paramètres α et β . Dans ces conditions le paramètre β peut être interprété comme la probabilité d'entrer à la source de nourriture. Les fourmis rentrent au nid avec la probabilité α (probabilité de naissance). L'objectif est de déterminer les valeurs adéquats de α et β , permettant un comportement stable du trafic.

Soit $NA(t)$ la densité des fourmis arrivant au nid et $FA(t)$ la densité des fourmis arrivant à la source de nourriture, et t le temps. Le fait de chercher un trafic équilibré, sans convergence à un trafic unidirectionnel ni à un système vide, consiste à trouver les paramètres vérifiant la relation (3.3).

$$NA(t) \approx FA(t) \quad (3.3)$$

Nous proposons deux stratégies pour traiter le problème de collision : la première consiste à ignorer l'une des fourmis provoquant la collision. Tandis que dans la deuxième la fourmi attend un laps du temps afin que le mouvement sera possible.

4.4.1 Stratégie d'ignorance

Cette première stratégie consiste à la simulation de comportement désiré, sans préservation de flux des fourmis, ce qui est en contradiction avec le phénomène naturel. L'objectif est de montrer qu'il est possible artificiellement d'observer un tel comportement. Le principe consiste à supprimer ou ignorer la fourmi causant la collision. La priorité est donnée à la fourmi transportant de la nourriture.

En tenant compte des différentes phases de modèle TASEP. Les valeurs des probabilités de transitions sont fixé à $p_1 = 1/3, p_2 = 1/3, p = 1/3$ et la longueur de trafic est variée entre $10 \leq l \leq 100$. Les simulations de la dynamique d'interactions nous à montrer les comportements suivants :

- Si $\beta = p/2$ le trafic converge à un trafic régulier avec $p/2 < \alpha < 1/2$. Si α converge à 1, le système converge à un trafic unidirectionnel circulant dans le sens inverse des aiguilles d'une montre.
- Si $\alpha = p/2$ et $\alpha < \beta$ le trafic transite d'une densité faible à une phase maximale courante. Le système converge à un trafic régulier avec $p/2 < \beta < 1/2$. Si β converge à 1, le

système converge à un trafic unidirectionnel circulant dans le sens inverse des aiguilles d'une montre.

□ Si $\alpha < p/2$ et $\beta < p/2$, la densité du trafic exhibe un comportement allant d'une densité plus élevée à une densité faible. Si β converge à 0, le système converge à un trafic unidirectionnel circulant dans le sens des aiguilles d'une montre. Si α et β convergent à 0, le système est vide.

4.4.2 Stratégie d'attente

Contrairement à la première proposition, deux fourmis qui rentrent en collision sur un emplacement donné doivent attendre qu'un emplacement soit libre. Une des deux fourmis incline par un angle et transite à l'emplacement libre. Avec les règles proposées au-dessus, il est impossible d'obtenir des valeurs adéquats aux paramètres α et β , qui assurent la dynamique recherchée sans blocage. Pour cela, il est nécessaire d'apporter une légère modification au modèle proposé au-dessus. Ce deuxième modèle consiste à la superposition de deux modèles TASEP sous une grille contenant trois canaux, comme indique la figure 3.8. Chaque modèle TASEP gère un trafic de circulation. Les règles suivantes gouvernent le modèle proposé,

- Le premier canal, véhicule un trafic circulant dans le sens des aiguilles d'une montre.
- Le troisième canal véhicule un trafic circulant dans le sens inverse des aiguilles d'une montre.
- Le Canal au milieu véhicule un trafic bidirectionnel.
- Les entrées et les sorties sont tenues dans le canal circulant le flux bidirectionnel.

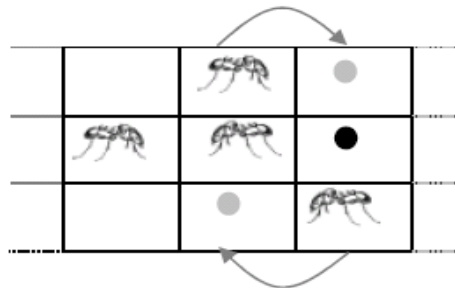


Fig. 3.8 – Représentation du trafic avec la superposition de deux modèles TASEP.

Une fourmi possède le couple de probabilité (p_1, p_2) définissant les transitions verticales. Il est nécessaire d'associer aux fourmis circulant dans le premier et le troisième canal les couples de probabilités (k, p_1) et (k, p_2) respectivement. Nous prenons pour la simulation de modèle une probabilité de transition hors grille $k = 0$.

En préservant la même dynamique définie au-dessus, avec les mêmes probabilités d'entrées et de sorties vérifiant la relation (3.2). Les entrées et les sorties sont tenues dans le canal véhiculant le flux bidirectionnel. Le trafic exhibe une dynamique d'interaction sans blocage lorsque $\beta \neq 0$. Après simulation de modèle, les résultats suivants ont été observés

□ Si $\alpha > 1/2$ et $\beta > 1/2$, la dynamique de système converge à une densité, qui dépend uniquement du paramètre α et elle a la forme,

$$f(t) = \frac{(1+\alpha)}{2} \quad (3.4)$$

□ Si $\alpha < \beta$ et $\alpha < 1/2$, le système se trouve en une faible densité et la densité dépend uniquement du paramètre α . Cette densité a la forme,

$$f(t) = \alpha \quad (3.5)$$

□ Avec $\beta < \alpha$ et $\beta < 1/2$, le système est dans une phase de densité faible, qui dépend des paramètres α et β et dont la forme est exprimée à l'aide de la relation suivante :

$$f(t) = \alpha(1-\beta) \quad (3.6)$$

La figure 3.9, montre la densité dans le trafic et le cumul des fourmis générés dans le nid et dans la source de nourriture. Dans un trafic des fourmis naturel, l'équilibre entre les deux flux est primordial. Dans notre expérience, cet équilibre est atteint en respectant l'équation donnée en (3.4).

Nombre de fourmis

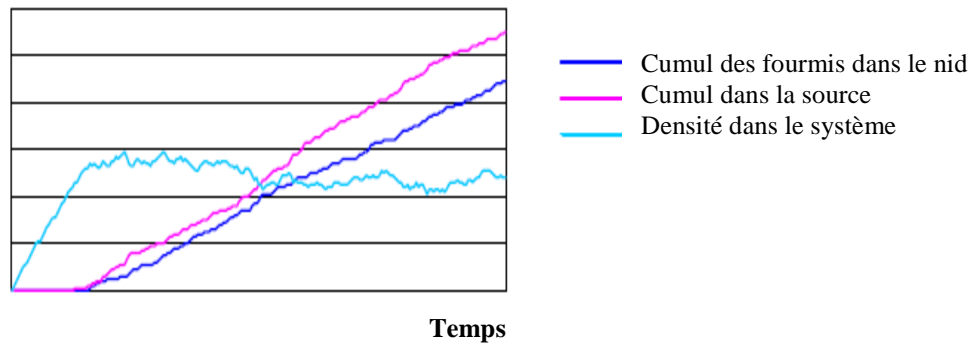


Fig. 3.9 – Densité dans le système, avec le cumul des fourmis
Dans les deux directions

4.5 Modèle de la Pheromone

La conception d'un modèle de la phéromone joue un rôle très important dans la résolution des tâches définies. Il permet de refléter une caractéristique des systèmes complexes : le feedback positif et négatif. La présence de la phéromone dans le modèle joue le rôle d'un moyen permettant l'attraction des fourmis à la piste renforcée. Il permet de modifier les probabilités de transitions des fourmis.

La phéromone est soumise à l'évaporation, due aux contraintes d'environnement. Le rôle inverse est joué à travers le processus de propagation et de sécrétion de la phéromone. L'évaporation permet de réduire les amplifications et de créer des points de fluctuations, pour lesquels des nouvelles situations prometteuses peuvent être visitées. Ce mécanisme conduit à la découverte des nouvelles régions riches en nourriture, il est équivalent au mécanisme de feedback évoqué dans le premier chapitre.

Dans notre modèle, l'environnement est représenté sous forme d'une grille rectangulaire composé de sites, figure 3.10, chaque site permet de :

- ❑ Mémoriser la quantité de la phéromone sécrétée par les agents fourmis visitant le site.
- ❑ Permettre la propagation de la phéromone aux sites voisins.
- ❑ Permettre une évaporation dans le temps par un taux défini.

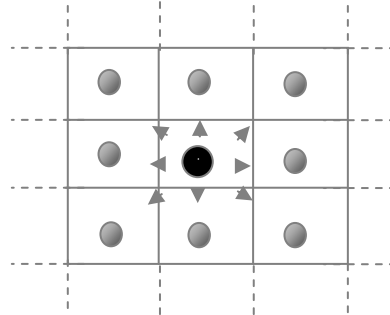


Fig. 3.10 - Grille de représentation de la phéromone
Avec un voisinage de Van Neumann.

4.5.1 Propagation

La propagation de la phéromone est un processus qui permet de laisser passer une quantité de la phéromone d'un site source aux sites voisins. Si le taux d'évaporation est de $\frac{1}{2}$ par exemple, la moitié de la quantité de la phéromone du site est propagée vers les sites voisins.

4.5.2 Evaporation

L'évaporation est un processus, qui permet de réduire la quantité de la phéromone dans un site par un taux défini. Cette évaporation est due aux contraintes de l'environnement.

4.5.3 Le Modèle

Un site peut avoir des modifications de son contenu en phéromone à travers les trois processus : la sécrétion d'une quantité par les fourmis visitant le site, la propagation d'une quantité aux sites voisins, et l'évaporation d'une quantité.

Soit S l'ensemble de sites d'un environnement. E et F : les taux d'évaporation et de propagation. R : est la quantité de la phéromone sécrétée par une fourmi visitant un site quelconque. $N(s)$: est le nombre d'occurrence d'un site s , dans le voisinage $V(S')$ d'un ensemble de sites $S' \subseteq S$.

$Z(S')$: Le nombre de voisins d'un ensemble de sites $S' \subseteq S$.

Soit p un site contenant une seule unité de la phéromone, et P_i : L'ensemble de voisins du site p à la propagation d'ordre i . La somme totale de la quantité propagée aux voisinage $P_i = V(P_{i-1})$ est de :

$$Q_p = F^i \quad (3.7)$$

- Chaque site s dans le voisinage de P_i reçoit une quantité propagée de la phéromone égale à :

$$Q_s = F^i * \frac{N(s)}{Z(P_{i-1})} \quad (3.8)$$

Table 3.1 – Table de propagation de la phéromone.

1/64	2/64	3/64	2/64	1/64
2/64	1/8	1/8	1/8	2/64
3/64	1/8	1	1/8	3/64
2/64	1/8	1/8	1/8	2/64
1/64	2/64	3/64	2/64	1/64

- La somme de la quantité propagée dans le site s dans le temps est de :

$$Qt_s = \sum_{t=1}^{\infty} F^t \frac{N(s)}{Z(P_{t-1})} = \sum_{t=1}^{\infty} F^t, \text{ avec } \frac{N(s)}{Z(P_{t-1})} \leq 1 \quad (3.9)$$

Donc, la somme de la quantité de la phéromone propagée d'un site contenant une quantité R de la phéromone sur un site quelconque converge à la limite :

$$Qt_s = R * \frac{F}{1-F} \quad (3.10)$$

- Si on considère que le site contient une quantité secrété égale à R , le site peut avoir une quantité maximale de :

$$Qt_s = R + R * \frac{F}{1-F} = R * \frac{1}{1-F}$$

- Avec le phénomène d'évaporation et chaque site contient une quantité de la phéromone égale à R

$$\begin{aligned} Qt_s(t+1) &= Qt_s(t) * E + R * \frac{1}{1-F} * |S| * \sum_{i=0}^{t-1} E^i \\ &= Qt_s(0) * E^t + R * \frac{1}{1-F} * |S| * \sum_{i=0}^{t-1} E^i \\ &= R * \frac{1}{1-F} * |S| * \sum_{i=0}^{t-1} E^i \end{aligned}$$

Lorsque $t \rightarrow \infty$,

$$Qt_s \approx R * \frac{1}{1-F} * |S| * \frac{1}{1-E} \quad (3.11)$$

La quantité totale dans un site quelconque est fini, si la quantité secrétée est fini.

Le même modèle a été traité en détail dans les travaux de Brückner (Brückner, 2000). Les probabilités de transitions inter-canal ont la forme :

$$P_i = \frac{e^{\eta c_i}}{\sum_k e^{\eta c_k}} \quad (3.12)$$

Avec η un paramètre, c_i la concentration de la phéromone dans le site i , $k=1,2$ si le sens est les aiguilles d'un montre, $k=0,1$ sinon. Cette relation de probabilité de transition est valable uniquement dans le modèle de représentation du trafic émergé entre le nid et la source de nourriture, dans un environnement sans présence d'obstacles. Le canal au milieu est le plus concentré par la phéromone, ce qui donne un trafic de circulation de densité maximale dans ce canal. Les figures 3.11, et 3.12 représentent les graphes de densités dans le modèle sans/avec des paramètres de propagation et d'évaporation, respectivement.

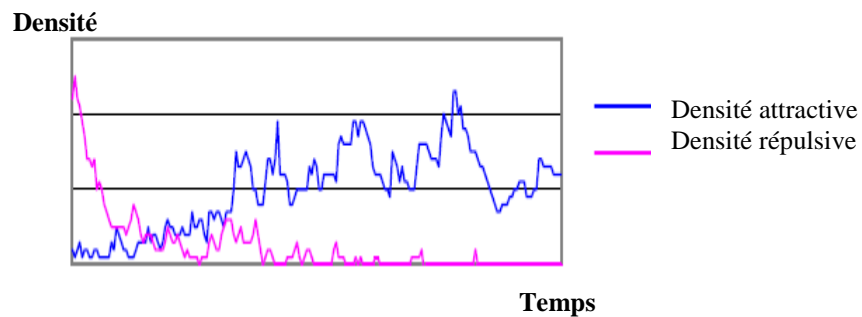


Fig. 3.11 – Densité attractive et répulsive, sans propagation et sans évaporation.

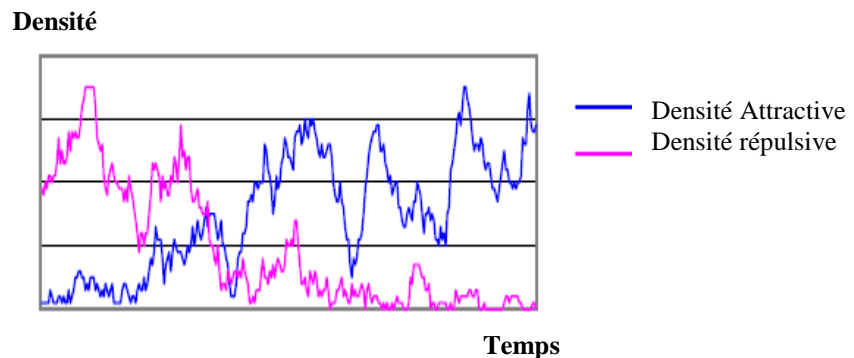


Fig. 3.12 - Densité attractive et répulsive, avec l'évaporation et la propagation.

5. Emergence de Trafic dans le système

Après avoir étudié le modèle de gestion de trafic, pour lequel la stabilité dépend des paramètres α et β . Maintenant, on cherche à donner une liberté aux fourmis générées dans le nid en dotant chacune d'une direction aléatoire à sa naissance. Une fourmi qui rencontre le nid ou la source de nourriture est réinitialisée dans le trafic. Les couples de probabilités décrites au-dessus sont allouées aux fourmis. La source de nourriture est infinie, et une fourmi qui traverse la piste de la phéromone est réinsérée dans le système.

L'environnement de programmation est représenté sous forme d'une grille ($N \times N$) pour lesquelles les agents fourmis se déplacent d'un emplacement de coordonnées (i, j) vers le

voisinage. Chaque emplacement de la grille et elle-même jouent le rôle d'un agent capable de mémoriser la quantité de la phéromone laissée par les fourmis visitant l'emplacement. Pour des raisons de simplicité tous les emplacements possèdent les mêmes taux d'évaporation et de propagation. Les étapes de l'algorithme suivant, permettent l'émergence de trafic entre la source de nourriture et le nid.

Algorithme
<ol style="list-style-type: none"> 1. Initialise le nid et la source de nourriture. 2. Initialise tous les agents sites avec une quantité de la phéromone. initiale. 3. initialise Follower 0 {variable contenant le nombre de fourmis suivant la trace de la phéromone} 4. While {(Follower - count (ant) != 0) ou (temps ≤ t_{max})} 5. Ask ant {traitements des fourmis} <ol style="list-style-type: none"> 6. Si une fourmi est dans la source de nourriture Set caring-Food true 7. prendre nourriture 8. Return Back; {générer une fourmi avec une direction aléatoire dans l'ensemble des directions possibles.} 9. Si Caring-food != false 10. Déplacer selon les règles de transitions avec une sécrétion d'une quantité de la phéromone dans chaque site visité). 11. Sinon 12. Déplacer selon des règles de transitions sans sécrétion de la phéromone}. 13. Si la fourmi est dans le nid alors générer une fourmi avec une direction aléatoire}. 14. End Ask (ant) 15. Ask (Site) {Traitements des sites} <ol style="list-style-type: none"> 16. Propager la phéromone selon le modèle décrit dans la section ci-dessus. 17. Evaporer la phéromone selon le modèle décrit ci-dessus. 18. End Ask (Site) 19. End While

Algorithme 3.1 – Simulation d'un trafic des fourmis.

Deux étapes importantes gouvernant le comportement d'un agent fourmi dans cet algorithme. Dans la première étape les fourmis sont autorisées à effectuer des déplacements, tandis que dans la deuxième étape la substance de la phéromone commence à s'évaporer.

5.1 Phase I : Mouvement des fourmis

Le mouvement consiste aux déplacements des fourmis, selon le modèle de transition décrit dans les sections précédentes. Pour donner un peu de liberté aux fourmis de transiter en dehors du modèle de la grille de représentation du trafic. Nous associons à chaque fourmi les couples de probabilité (k, p_1) ou (p_2, k) , avec une probabilité de transition $K \neq 0$.

5.2 Phase II : Modification de l'environnement

La modification de l'environnement consiste à l'application de modèle de la phéromone décrit au-dessus. A l'état initial, les sites ne contiennent aucune quantité de la phéromone,

par conséquent les probabilités de transitions aux sites voisins sont équiprobables. Les sites représentant la source de nourriture et le nid sont les sites voisins aux deux bouts du système, à gauche les sites représentant le nid et à droite les sites représentant la source de nourriture. Comme indique la figure 3.14.

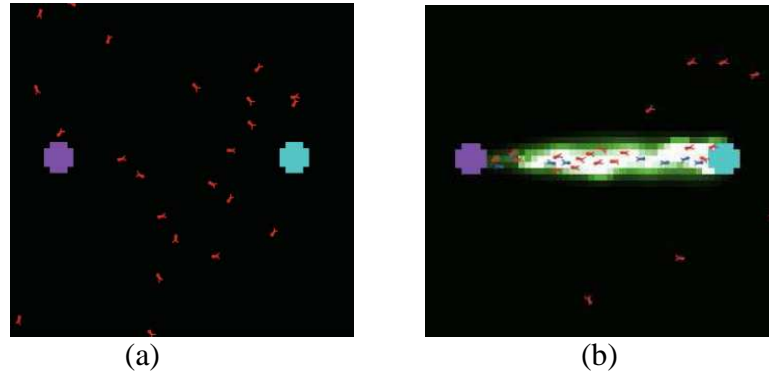


Fig. 3.14 – Emergence du trafic entre le nid et la source de nourriture.

6 Discussion

Le mécanisme de feedback (positif et négatif) joue un rôle important dans la croissance et la décroissance de l'ordre dans un système. La combinaison des deux mécanismes, pour maintenir de l'ordre est la meilleure démarche pour gérer la non linéarité causée par les effets indésirables. Le feedback négatif réagit dans des directions opposées au feedback positif, les changements et les amplifications seront supprimés au lieu d'être renforcés.

Le feedback négatif représente le processus d'évaporation de la phéromone, tandis que le feedback positif représente le renforcement. Le processus de propagation peut jouer les deux rôles à la fois. Par exemple avec un taux de propagation élevé la phéromone influence la structure auto organisée à travers une décrémentation dans l'ordre, ce qui perturbe le mouvement des fourmis dans le trafic. Par contre un taux de propagation petit permet la stabilisation de la structure à travers le maintien de l'ordre.

Le point de branchement ou point de bifurcation, est rencontré lorsque les fourmis commencent à sécréter la phéromone le long de leur chemin. Deux situations confrontées : **(i)** lorsque les probabilités de transitions hors trafic sont nulles, **(ii)** lorsque les fourmis sont autorisés à transiter en dehors de trafic, les probabilités de transitions hors trafic sont non nulles.

Dans la première situation, le comportement cherché est imposé. La dynamique de système commence d'un état semi organisé, le résultat de processus d'auto organisation est une propriété émergente de la dynamique dicté par le modèle TASEP.

Tandis que dans la deuxième situation, les fourmis s'alignent dans le trafic et un état d'équilibre est atteint, dans ce cas l'émergence de trafic est auto organisée. Lorsque le système est confronté à un taux d'évaporation élevé et un taux de propagation faible, le système perd son ordre et la structure disparaît. Avec des valeurs appropriées de taux de diffusion et d'évaporation le système maintient son ordre, celui-ci est une balance entre le feedback négatif et le feedback positif.

7. CONCLUSION

L'auto organisation et l'émergence sont deux concepts en rapport l'un à l'autre, qui existent en nature depuis l'antiquité jusqu'au aujourd'hui, tous les organismes biologiques sont impliqués d'une manière ou d'une autre dans ces deux concepts. Ainsi la nature implémente tous les mécanismes et utilise le processus d'évolution naturelle comme exemple. Pour les systèmes artificiels l'objectif est la conception des systèmes robustes, qui peuvent fonctionner avec un grand degré élevé d'autonomie, apprend de l'environnement sans aucune intervention, capables de reconfigurer ces parts lorsque des dommages survenues dans ces éléments.

Dans le contexte de non linéarité, lorsque la relation entre les causes et les effets n'est pas définie, le feedback positif et négatif joue le rôle d'initialisation des causes et de l'absorption des grandes amplifications fluctués. Le meilleur exemple est la phéromone artificielle, une forte diffusion peut mettre le système en état de désordre ou sous un ordre inférieur.

Pour résumer, la différence entre les deux concepts d'émergence et d'auto-organisation, c'est-à-dire lorsque l'émergence est le résultat d'un processus auto organisé et lorsque l'émergence est auto organisé, réside dans comment les deux processus utilisent le feedback négatif pour limiter les fortes amplifications causés par les effets, et ainsi participent à la restauration de l'ordre dans le système.

L'utilisation de principe de la stigmergie dans le système comme moyen de communication pour imiter un phénomène naturel ou comme étant un modèle de conception pour la résolution des problèmes, nécessite une bonne maîtrise de la relation entre le feedback positif et le feedback négatif. Dans le chapitre suivant nous montrerons comment ces deux principes seront utilisés dans un modèle artificiel de la phéromone pour résoudre un problème NP Complet de type voyageur de commerce.

Chapitre 4

Un Algorithme à Base des Fourmis pour la Résolution de Problème de Voyageur de Commerce

Résumé :

L'objectif de ce chapitre est de résoudre le Problème de Voyageur de Commerce (PVC) à base des algorithmes de colonies de fourmis. L'approche de résolution utilisée, fait partie de l'approche par émergence. Les deux concepts d'auto-organisation et d'émergence sont combinés, afin de trouver une solution pour le PVC. Le modèle de la phéromone utilisé dans la littérature est modifié, pour que les fourmis puissent s'adapter à la grille de représentation utilisée. Trois formes de la phéromone ont été proposées. Les résultats obtenus sont similaires à ceux trouvés dans la littérature, pour les problèmes considérés.

Sommaire

1.	Introduction	71
2.	Approche de Résolution utilisée	71
3.	Présentation du Problème	72
3.1	Définitions	72
4.	Fourmis et Voyageur de Commerce	73
4.1	Système des fourmis (AS)	73
4.1.2	Algorithme de résolution.....	75
4.1.1	Max – Min Ant System	75
4.1.2	As-Rank	76
4.2	Système de Colonies des fourmis (ACS)	76
4.2.1	ACS et la recherche locale 3-opt	77
4.2.2	ACS et algorithme génétique	77
4.3	Système des fourmis et apprentissage par renforcement.....	77
4.4	L’heuristique ACO	77
4.5	Parallélisation des ACO	77
5.	PVC et la méthode OEP	78
6.	Méthode Proposée	78
6.1	Grille de représentation	78
6.1.1	Première Représentation	79
6.1.2	Deuxième Représentation	79
6.2	Représentation de la phéromone	80
6.3	Algorithme de résolution	81
6.4	Résultats et testes	81
6.5	Exemples de Traces	83
7.	Conclusion	83

1. Introduction

Le Problème de Voyageur de Commerce (PVC) s'inscrit dans le cadre des problèmes de tournées des véhicules (**Vehicle Routing Problem**), pour lequel la solution est représenté à l'aide d'une seule tournée contenant toutes les villes, sans présence de contrainte limitant la durée maximale de parcourt de véhicule. Contrairement aux différents types des problèmes de tournées retrouvés dans la littérature, pour lesquels les véhicules sont limités par une durée maximale de la tournée, ce qui nécessite de visiter plusieurs fois la ville de départ, considérée comme une base pour le ravitaillement. Nous reviendrons beaucoup plus en détail dans le sixième chapitre pour ce type de problème.

La capacité des fourmis à trouver le plus court chemin entre la source de nourriture et le nid, a été adaptée pour résoudre le PVC. Le principe consiste à placer des fourmis dans chaque ville. Les fourmis choisissent les villes prochaines selon une probabilité qui dépend de la distance entre les villes et des quantités de la phéromone sécrétées sur les arrêtes de graphe. Le chemin le plus court sera mieux renforcé par rapport aux autres chemins. Cette méthode a été largement utilisée pour résoudre des problèmes divers en optimisation combinatoire.

Dans la suite de ce chapitre, nous présenterons la résolution de PVC à base d'un algorithme de colonie de fourmis appelé système de fourmis 'Ant system' (AS). Le travail s'inscrit dans le cadre de l'approche par émergence proposée dans les chapitres précédents. Notre objectif est de donner une représentation du problème proche de la réalité, en utilisant l'environnement comme moyen de communication, ce qui nécessite une légère modification de modèle de la phéromone présenté dans la littérature. Trois formes de représentation de la phéromone ont été étudiées.

2. Approche de Résolution

L'approche de résolution utilisée s'inscrit dans une approche nommée résolution des problèmes par émergence. Les problèmes à résoudre sont souvent d'une complexité exponentielle. La résolution par émergence consiste à la recherche des techniques et des méthodes inspirées des systèmes naturels. Le but est d'apporter des solutions aux problèmes reconnues comme difficiles dans les différentes disciplines et plus particulièrement dans l'ingénierie.

L'approche de résolution par émergence consiste aux étapes suivantes :

- ❑ Chercher un modèle d'un système, qui s'adapte au problème à résoudre. Souvent un modèle inspiré d'un comportement observé. Cette phase nécessite la compréhension des règles d'interactions et les moyens de communication utilisés par les individus du système.
- ❑ Adapter les règles de bases du modèle d'interaction, en règles plus simples.
- ❑ Cerner les moyens de communications utilisés dans les interactions.

- ❑ Concevoir l'algorithme ou la méthode de résolution appropriée.
- ❑ Si les règles et la méthode de résolution sont bien définies à l'étape précédente, les individus participent collectivement d'une manière auto-organisée à la résolution de problème.

La démarche de résolution, utilise des règles de préférence simples, décrivant les interactions entre les individus au niveau micro du processus de résolution. Le but est d'arriver à l'émergence de la solution au problème définie. Comme indique la figure 4.1.

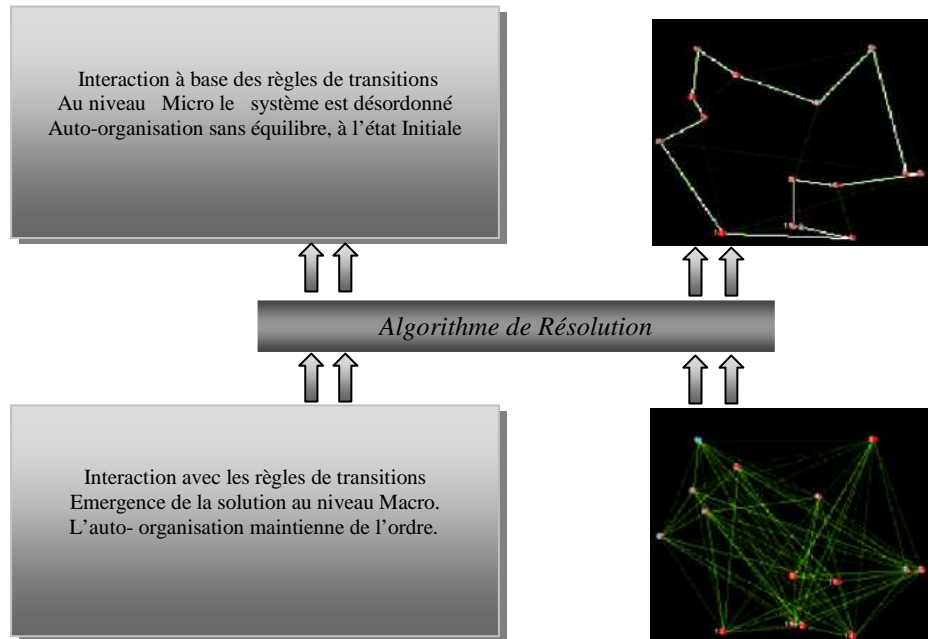


Fig. 4.1- Combinaison de l'auto-organisation et de l'émergence
Pour la résolution du PVC

3. Présentation de Problème

Le Problème de Voyageur de Commerce (PVC, "Travelling Salesman Problem" TSP) consiste à trouver le trajet, dont la longueur est *minimale entre* n villes en passant une et une seule fois par chacune. Trouver une solution optimale pour ce type de problème consisterait à faire une énumération de chacune des solutions possibles, de calculer leur coût respectif et ensuite de choisir le coût minimum. Il faut donc utiliser des techniques qui vont nous permettre non pas de calculer la solution optimale mais une solution s'approchant le plus possible de cette solution optimale. Le Recuit Simulé, les algorithmes génétiques, les réseaux de neurones, ..., sont des techniques utilisées pour résoudre ce problème. Dans les sections qui suivent, on s'intéresse aux travaux inspirés des colonies de fourmis. Mais tout d'abord, rappelons tout de même la formulation générale de problème.

3.1 Définition

Dans le problème de voyageur de commerce, un voyageur doit visiter un ensemble de n villes $\{v_1, \dots, v_n\}$ dont on connaît les distances respectives $d(v_i, v_j), \forall (i, j) \in \{1, \dots, n\}^2$. Le

problème consiste à trouver la permutation σ telle que la séquence $s = (v_{\sigma(1)}, \dots, v_{\sigma(n)})$ minimise la distance totale $D(\sigma)$ parcourue par le voyageur.

$$D(\sigma) = \sum_{i=1}^{n-1} d(v_{\sigma(i)}, v_{\sigma(i+1)}) + d(v_{\sigma(n)}, v_{\sigma(1)}) \quad (4.1)$$

L'espace de recherche est l'ensemble des combinaisons possibles des n villes, soit au total $n!$ Combinaisons. L'exemple de la figure 4.2 montre deux permutations pour un problème composé de sept villes.

Il existe plusieurs variantes du problème. On choisit de travailler sur le problème du voyageur de commerce symétrique, dans lequel la distance entre deux villes est indépendante du sens de parcours; et euclidienne.

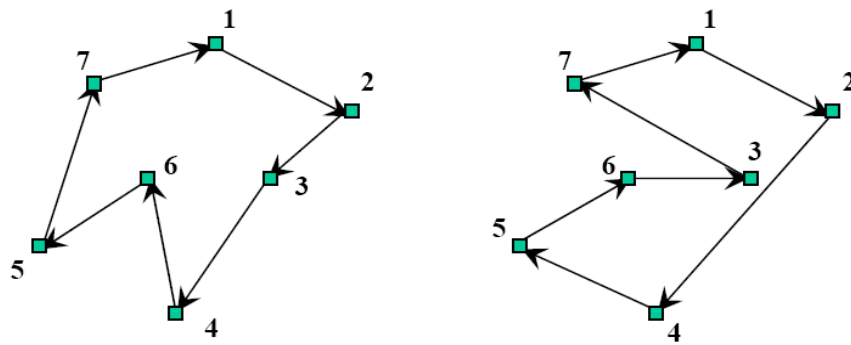


Fig. 4.2 - Un exemple de PVC avec deux tournés différentes.

4. Fourmis et voyageur de commerce

La capacité des fourmis à trouver le plus court chemin entre une source de nourriture et leur nid, a été utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire. Les traces de la phéromone, représentent une attirance pour un arc du graphe modélisant le problème. Chaque fourmi construit une solution pour le problème et l'évaluation de chaque solution est utilisée pour mettre à jour les traces de la phéromone. Ces principes ont été appliqués en premier au problème de voyageur de commerce (Colormi et al., 1991) (Colormi et al., 1992). Après des variations de la méthode ont été proposées par (Dorigo et al., 1996a) (Gambardella et al., 1996). La même technique est appelée pour d'autres problèmes combinatoires comme l'affectation quadratique et autres problèmes (Gambardella et al., 1999) (Maniezzo et al., 1999).

4.1 Ant system (AS)

Dans l'algorithme "Ant System" (AS) (Colormi et al., 1992), pour chaque itération t avec $(1 \leq t \leq t_{\max})$, une fourmi k ($k = 1, \dots, m$) parcourt le graphe et construit un trajet complet. Une première variation de "Ant System" a été proposée dans (Dorigo et al., 1996a) (Gambardella et al., 1996). L'introduction de fourmis "élitistes" la meilleure fourmi, celle qui a effectué le trajet le plus court, dépose une quantité de la phéromone plus grande. Le but est d'accroître la probabilité aux autres fourmis d'explorer la solution la plus prometteuse. Du côté des fourmis artificielles, quelques modifications sont à apporter aux

capacités de ces derniers : Elles possèdent une mémoire et elles ne sont pas totalement aveugles.

Dans (Colomi et al., 1991) sont introduits trois algorithmes qui mettent à profit ce comportement collectif. Ils sont appliqués au PVC, dont voici la modélisation proposée, avec les autres variations de l'algorithme :

Les fourmis sont placées sur les sommets du graphe (i.e. sur chaque ville). Elles se déplacent d'un sommet. On note par $b_i(t)$ le nombre de fourmis dans la ville i à l'instant t et soit $m = \sum_{i=1}^n b_i(t)$ le nombre total de fourmis. Chaque fourmi possède les caractéristiques suivantes :

- ❑ La fourmi dépose une trace de la phéromone sur l'arête (i, j) quand elle se déplace de la ville i à la ville j ;
- ❑ Elle choisit la ville de destination suivant une probabilité, qui dépend de la distance entre cette ville et de la phéromone présente sur l'arête (*règle de transition*) ;
- ❑ Afin de ne passer qu'une seule fois par chaque ville, la fourmi ne peut se rendre sur une ville qu'elle a déjà traversée. Pour cela la fourmi est dotée d'une mémoire. Pour éviter qu'elle ne revienne sur ses pas, elle conserve la liste des villes qu'elle a déjà traversées. Cette liste, nommée *liste-tabou* est remise à zéro chaque fois que la fourmi a terminé un tour. La *liste-tabou* constitue la *mémoire* de la fourmi.

La règle de déplacement appelée "*règle aléatoire de transition proportionnelle*", utilisée est la suivante :

$$P_{iJ}^k(t) = \frac{[\tau_{iJ}(t)]^\alpha \cdot [v_{iJ}]^\beta}{\sum_{j \notin L_k(i)} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [v_{ij}]^\beta} \quad \text{si } j \notin L_k(i) \quad (4.2)$$

- ❑ $L_k(i)$ représente la *liste-tabou* de la fourmi k située sur le sommet i . C'est la liste des villes déjà visités par la fourmi k .
- ❑ v_{ij} représente une mesure de **visibilité** qui correspond à *l'inverse de la distance* entre les villes i et j , $v_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$. Cette information statique est utilisée pour diriger le choix des fourmis vers des villes proches, et éviter les villes trop lointaines.
- ❑ τ_{ij} la quantité de la phéromone déposée sur l'arête, reliant les deux villes est appelée **l'intensité de la piste**. Ce paramètre définit l'attractivité d'une partie du trajet global, qui change à chaque passage d'une fourmi. C'est en quelque sorte une mémoire globale du système qui évolue par apprentissage.
- ❑ α et β sont deux paramètres contrôlant l'importance relative de **l'intensité** de la piste, $\tau_{ij}(t)$, et de la **visibilité**, v_{ij} .

Avec $\alpha = 0$, seule la visibilité de la ville est prise en compte, la ville la plus proche est donc choisie à chaque pas. Au contraire, avec $\beta = 0$, seules les pistes de la phéromone sont prises en compte. Pour éviter une sélection trop rapide d'un trajet, un compromis entre

ces deux paramètres jouant sur les comportements de *diversification* et *d'intensification* sera nécessaire.

Après un tour complet, chaque fourmi laisse une quantité de la phéromone $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ sur l'ensemble de son parcours, quantité qui dépend de la qualité de la solution trouvée :

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{si } (i, j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{si } (i, j) \notin T^k(t) \end{cases} \quad (4.3)$$

Où $T^k(t)$ est le trajet effectué par la fourmi k à l'itération t , $L^k(t)$ la longueur de tour et Q une constante.

L'algorithme ne sera pas complet sans le processus d'*évaporation* des pistes de la phéromone. En effet, pour éviter d'être piégé dans des solutions sous optimales, il est nécessaire de permettre au système "d'oublier" les mauvaises solutions. La mise à jour de la phéromone est effectuée une fois que toutes les fourmis sont passées par toutes les villes :

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (4.4)$$

Où ρ , est le coefficient d'évaporation des traces de la phéromone et $\Delta\tau_{ij}^k$ représente le renforcement de l'arc (i, j) par la fourmi k . La quantité initiale de la phéromone sur les arêtes, est une distribution uniforme d'une petite quantité $\tau_0 \geq 0$.

4.1.1 Algorithme de Résolution

Les étapes nécessaires de l'algorithme à base des fourmis sont les suivantes :

Algorithme

1. **Pour** $t=1, \dots, t_{\max}$
2. **Pour** chaque fourmi $k = 1, \dots, m$
3. **Choisir** une ville au hasard
4. **Pour** chaque ville non visitée i
5. **Choisir** une ville j , dans la liste j_i^k des villes restantes, selon la formule (4.2)
6. **Fin** pour
7. **Déposer** une piste $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ sur le trajet $T^k(t)$ conformément à l'équation (4.3)
8. **Fin** pour
9. **Evaporer** les pistes selon la formule (4.4)
10. **Fin** pour

Algorithme 4.1 – Algorithme AS.

4.1.2 Max – Min Ant System

Cette variante notée **MMAS** est fondée sur l'algorithme AS, présente quelques différences notables. Dans (Stützle et al., 1997) (Stützle et al., 1999) (Stützle et al., 2000), avaient proposés l'utilisation de valeurs limites T_{\min} et T_{\max} pour l'intensité de la trace de la phéromone. Ceci permet d'éviter que certains chemins soient trop favorisés. De plus, si la recherche ne progresse plus, un mécanisme de "smoothing" permet de remettre à flot certains arcs. On peut aussi retenir l'utilisation de listes candidates pour accélérer la recherche et l'utilisation d'une recherche locale pour améliorer les solutions. Cette recherche locale est appliquée pour toutes les fourmis ou pour la meilleure de l'itération seulement. Des meilleurs résultats ont été obtenus en mettant à jour la meilleure solution avec une fréquence de plus en plus forte, au cours de l'exécution de l'algorithme.

4.1.3 ASrank

Dans (Bullnheimer et al. 1997), on trouve une version élitiste de AS, les fourmis sont rangées par ordre décroissant des L^k et la mise à jour de la phéromone tient compte du rang des meilleures fourmis :

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho)\tau_{ij} + \frac{\sigma}{L^+} + \frac{\sigma-1}{\sum_{k=1}^{\sigma-1} \Delta \tau_{ij}^k} \quad (4.5)$$

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{(\sigma - k)}{L^k} & \text{si } (i, j) \in T^k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.6)$$

4.2 Système de Colonie de Fourmis

ACS pour "Ant Colony System" (Dorigo et al., 1997), est issu des variantes proposées pour AS (Dorigo et al., 1996a), la règle de transition entre les villes est la suivante : la fourmi placée en i choisit la ville j telle que :

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{l \in J_k(i)} \{[\tau_{il}(t)] \cdot [v_{il}]^\beta\} & \text{si } q \leq q_0 \\ J & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.7)$$

q est un réel aléatoirement tiré dans $[0, 1]$, q_0 est un paramètre $q_0 \in [0, 1]$ et J est une ville choisi aléatoirement suivant la probabilité

$$p_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)] \cdot [v_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_k(i)} [\tau_{il}(t)] \cdot [v_{il}]^\beta} \quad (4.8)$$

Où β est un paramètre servant à moduler la prise en compte de la phéromone par rapport à la visibilité. Les résultats obtenus par **ACS** sont les meilleurs obtenus par les heuristiques à base de fourmis. Il est à noter que la mise à jour locale de la phéromone, diminue l'intensité dans chaque arc utilisé par les fourmis (favoriser autres chemin dans le processus). Tandis

que la mise à jour globale augmente l'intensité dans les arcs, représentant le meilleur chemin (renforcement des arcs appartenant aux meilleurs chemins). Les équations de mise à jour (4.9) et (4.10) sont les suivantes :

□ **Mise à jour globale**

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t), \quad \rho \in [0, 1] \quad (4.9)$$

$\Delta\tau_{ij}(t) = 1/L^+$, L^+ : longueur du meilleur chemin.

□ **Mise à jour locale**

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \varphi)\tau_{ij}(t) + \varphi\tau_0, \quad \varphi \in [0, 1] \quad (4.10)$$

$\tau_0 = 1/nLnn$, n : nombre de villes, Lnn : dernier meilleur tour.

4.2.1 ACS et la recherche locale 3-opt

Cette variante est une hybridation, entre la méthode ACS et une recherche locale de type 3-opt (Dorigo et al., 1997). Ici, la recherche locale est lancée pour améliorer les solutions trouvées par les fourmis.

4.2.2 ACS et algorithme génétique

Plusieurs propositions récentes utilisées, en se restreindre à celle exposés dans (Gaertner, 2004) où il a proposé un algorithme **GMAS** pour la recherche des paramètres d'ACS (β, q_0). Le même problème a été exposé dans (Pilat et al., 2002), les résultats n'ont jamais été aboutis à des paramètres optimales.

4.3 Ant system et apprentissage par renforcement

Dans cette variante de AS, la règle de mise à jour locale est inspirée du "*Q-learning*", algorithme d'apprentissage par renforcement (Gambardella et al., 1995) (Dorigo et al. 1996b). Cependant, aucune amélioration par rapport à l'algorithme AS n'a pu être démontré. Cet algorithme n'est d'ailleurs, de l'aveu même des auteurs, qu'une pré version du "*Ant Colony System*". Dans (Gambardella et al., 1995), les auteurs généralisent **AS** à une famille plus large d'algorithmes, **ANT-Q**. L'algorithme AS peut en effet, être interprété comme un cas particulier d'une méthode d'apprentissage par renforcement.

4.3 L'heuristique ACO

Toutes les variantes que nous venons d'exposer, ont été récemment regroupées sous une description plus large : l'heuristique **ACO** "*Ant Colony Optimization*", afin de faciliter le rapprochement des méthodes entre elles et de se soustraire aux spécificités du PVC (Stützle et al., 1999) (Dorigo et al. 1999a) (Dorigo et al., 1999b). Dans cet effort de

génération, on peut noter l'introduction d'un processus « *Reine* », visant à coordonner et superviser le travail des fourmis (Taillard, 1999).

4.4 Parallélisme et ACO

Plusieurs propositions ont été faites pour paralléliser les algorithmes **ACS**. Par exemple dans (Roux et al., 1999), chaque fourmi est affectée à un processeur. Un processeur maître est utilisé pour initialiser et synchroniser les fourmis, stocker la matrice des phéromones et la meilleure solution trouvée. Chaque processeur esclave prend en charge le travail d'une fourmi, à savoir la construction d'une solution et la recherche tabou pour cette solution. Le maître reçoit les solutions de toutes les fourmis et met à jour la phéromone en conséquence.

Dans (Bullnheimer et al. 1997), deux versions parallèles de **AS-TSP** sont évaluées. La première implémentation « *synchrone* », répartit les fourmis sur des processeurs différents et chaque processeur construit ainsi un chemin pour le PVC. Ce modèle induit un volume de communications important ce qui nuit à l'intérêt du parallélisme. La seconde méthode « *partiellement asynchrone* », laisse chaque fourmi d'effectuer plusieurs itérations, avant que les résultats ne soient renvoyés au processus maître. Malheureusement, les résultats présentés sont obtenus par simulation.

Dans (Stützle et al., 1999), le lancement de plusieurs instances indépendantes de **MMAS-TSP** est d'abord proposé. Du point de vue de l'effort de parallélisation, c'est évidemment le plus simple. Puis, faisant remarquer que pour la plupart des problèmes, la recherche locale et la plus coûteuse en temps du calcul, l'auteur propose trois niveaux de distribution : le premier correspond au maître, dont le rôle du processeur est cité ci-dessus. Le deuxième correspond aux esclaves fourmis, qui sont capables de construire des chemins. Le troisième niveau correspond à la recherche locale. Chaque niveau communique avec plusieurs processeurs de niveau inférieur. L'apport principal est donc de paralléliser l'étape de recherche locale pour chaque processus fourmis.

5. PVC et optimisation par essais particuliers

L'optimisation par essais particuliers (OEP) « *Particle Swarm Optimization* » (Kennedy et al., 1995), est issue d'une analogie avec les comportements collectifs de déplacements des vertèbres, poissons et oiseaux. Les individus n'ont accès qu'à des informations limitées, comme la position et la vitesse de leurs plus proches voisins.

Une tentative pour formaliser le PVC à l'aide de l'OEP est bien détaillée par Clerc dans (Clerc, 2001). L'objectif n'était pas la recherche d'une solution optimale pour le PVC, mais il s'agit d'une démonstration montrant la souplesse et la robustesse de l'OEP pour les problèmes d'optimisation. Selon l'auteur l'OEP est mauvais pour ce genre de problème ! Dans ce contexte, l'auteur avait essayé d'appliquer directement le modèle de base de l'OEP sur le PVC, mais nous pensons que l'application directe de cette méthode n'est pas une bonne piste pour résoudre ce type de problème. Une bonne utilisation de l'OEP consiste à adapter le modèle de base avec la préservation des principes de la méthode.

6. Méthode Proposée

6.1 Grille de Représentation

L'environnement de simulation est une grille rectangulaire manipulé à travers trois types d'agents : **(i)** Les agents emplacements, ce sont des emplacements dans la grille de représentation. **(ii)** Les agents fourmis, contrairement aux agents emplacements, ces derniers sont capables de déplacer d'un emplacement à l'autre. **(iii)** Un agent qui permet l'observation, ce dernier n'a pas de location, on peut l'imaginer comme un système capable de superviser l'environnement sans influence sur le comportement des agents. Il est capable, par exemple de créer des nouveaux agents fourmis, de visualiser les comportements et les résultats, etc.

L'utilisation des modèles biologiques comme source d'inspiration, pour la résolution des problèmes nécessite une bonne adaptation. Ce qui n'est pas toujours facile à l'aide des environnements de programmation habituels, d'où la nécessité d'utiliser des plateformes multi agents. Le modèle de représentation de la phéromone, cité dans les travaux décrits ci-dessus, ne permet pas de refléter fidèlement la dynamique de la phéromone réelle. En effet, le fait d'utiliser une seule valeur de la phéromone pour coder un arc reliant deux villes, peut balancer les choix de transitions des fourmis. En réalité la phéromone entre deux villes commence à se vaporiser dans le premier bout de l'arc, avant celle dans la deuxième extrémité.

L'utilisation des environnements collectifs est importante dans la résolution des problèmes par émergence. Les fourmis sont indépendantes, et chacune des fourmis participe dans la réalisation de la tâche, sans se soucier des autres fourmis.

L'inconvénient dans l'utilisation des plateformes multi agents, réside dans le temps d'exécution nécessaire pour accomplir la tâche désignée. Le temps est en relation étroite avec le nombre d'agents manipulés.

Deux représentations pouvant être utilisées à base des agents emplacements et agents fourmis.

6.1.1 Première représentation

La première représentation montrée dans la figure 4.3, consiste à utiliser : **(i)** Des agents fourmis, capables de se déplacer de ville en ville aux moyens des règles de transitions. **(ii)** Des agents arcs, pour représenter les arrêtes de graphe. **(iii)** Puis un nombre d'agents emplacements égale au nombre de villes, pour représenter les villes.

6.1.2 Deuxième représentation

Dans la première représentation les agents arcs sont utilisés pour représenter les arrêtes de graphe, où chacun représente la distance et la quantité de la phéromone laissée entre villes. Ceci conduit à une surcharge du système par le nombre d'agents utilisés, par exemple avec n villes, il nous faut $n(n-1)/2$ agents pour représenter les arcs reliant les villes.

Dans la deuxième représentation, un arc est représenté à l'aide d'un ensemble d'agents emplacements, comme le montre la figure 4.4. Avec la sécrétion de la phéromone sur les emplacements visités, certains emplacements seront renforcés par rapport à d'autres, plus précisément les emplacements d'intersections entre les arcs. Par conséquent une interprétation mauvaise de la phéromone par les fourmis, contrebalance les transitions vers les villes. Pour remédier à une telle interprétation, nous proposons le modèle de la phéromone qui sera présenté dans la section suivante.

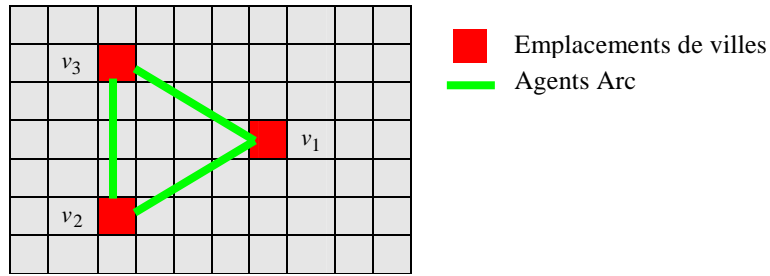


Fig. 4.3 - Représentation de PVC à l'aide des agents Arc

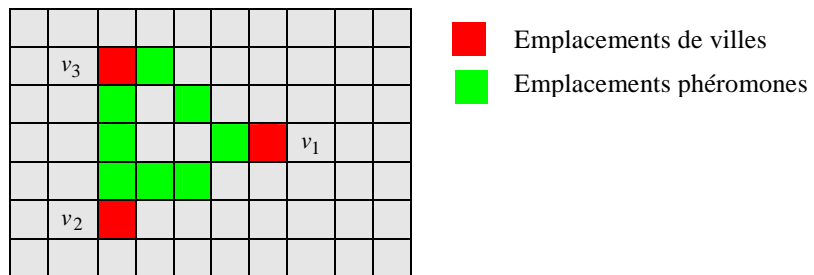


Fig. 4.4 - Représentation de PVC à l'aide des agents Emplacements

6.2 Représentation de la phéromone

Soit $v_1(x_1, y_1)$ et $v_2(x_2, y_2)$ deux villes, la distance d_{ij} est donnée par la relation :

$$d_{ij} = d_{ji} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (4.11)$$

Soit (x_1, y_1) , (x_2, y_2) les coordonnées des emplacements de villes v_1 et v_2 , respectivement. La distance est mesurée du centre d'emplacement représentant la ville.

Le modèle de la phéromone utilisé dans la littérature n'est pas applicable intégralement. En effet un arc reliant deux villes est représenté à l'aide d'un ensemble d'emplacements, chacun peut contenir de la phéromone. De plus les transitions des fourmis entre les villes, modifient les quantités de la phéromone sur les emplacements en intersections. Surtout pour les problèmes dans lesquels les villes sont plus proches. Ce qui conduit à une perturbation des transitions des fourmis, et par conséquent à des mauvais résultats. Pour cela nous proposons d'enrichir la représentation de la phéromone à travers les deux règles suivantes :

- ❑ Les équations de la mise à jour de la phéromone (4.9) et (4.10) sont appliquées aux emplacements et non pas aux arcs.
- ❑ Prendre les règles de mise à jours de la phéromone, selon les trois équations suivantes :

Prendre les moyens de la phéromone

$$\tau_{ij}(t) = \frac{\sum_{k=1}^N \tau_{(ij)}(t)_K}{N}, \quad (4.12)$$

N : est le nombre d'emplacements entre les deux villes i et j .

Prendre la phéromone en face

$$\tau_{ij}(t) = \tau_{(ij)}(t)_F, \quad (4.13)$$

F : représente la phéromone en face de la fourmi.

Prendre le maximum de la phéromone

$$\tau_{ij}(t) = \text{Max}\{\tau_{ij}(t)_K\}, K = 1..N \quad (4.14)$$

6.3 Algorithme de résolution

La partie expérimentale consiste au développement d'une application, qui s'agit de l'implémentation de voyageur de commerce sur le jeu de données représentant les problèmes Oliver30, Eilon50, Eilon75. Les paramètres utilisés ont été inspirés des travaux de (Dorigo et al., 1996a) (Dorigo et al., 1997) (Dorigo et al., 1999a).

6.4 Résultats et tests

Les résultats montrés dans la table 4.1, sont obtenues à l'aide des paramètres suivants $\alpha = 1, \beta = 2, \rho = 0.1, \tau_0 = 1/nbre_ville * \min$ où \min : représente le meilleur tour au premier cycle. Les équations de la mise à jour de la phéromone employées sont (4.12), (4.13), (4.14).

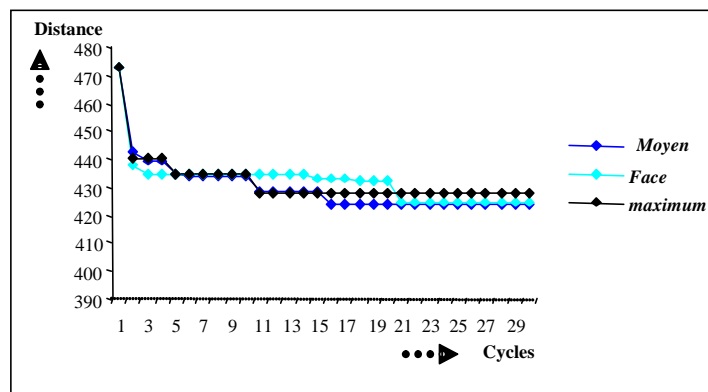
L'algorithme 4.2, nous donne les étapes de l'algorithme de résolution.

Algorithme

1. Entrés : fichiers de données avec un nombre de villes ;
2. Initialisation : des fourmis, des emplacements, des paramètres de la méthode ;
3. **While** (critère !=vrai) **Do**
4. **Ask fourmis**
5. Mouvements des fourmis avec un taux d'évaporation défini, utiliser les équations (4.2), (4.12), (4.13) et (4.14)
6. **Mise à jour local**
7. Appliquer l'équation de la mise à jour (4.10) sur les emplacements visités par les fourmis
8. If Nombre villes visités = nombre de villes
9. Sortie Résultats :
10. Meilleur chemin
11. **Endif**
12. **Mise à jour global**
13. Appliquer l'équation de la mise à jour (4.9) sur tous les emplacements visités à l'étape précédente
14. **End Ask fourmis**

Algorithme 4.2 – Algorithme de résolution du PVC.**Table 4.1** – Présentation des différents résultats.

	Moyenne de la Phéromone			Phéromone en Face			Maximum de la Phéromone		
	<i>Oliver30</i>	<i>Eilon50</i>	<i>Eilon75</i>	<i>Oliver30</i>	<i>Eilon50</i>	<i>Eilon75</i>	<i>Oliver30</i>	<i>Eilon50</i>	<i>Eilon75</i>
Distance Obtenue	423.74	427.96	542.31	424.73	432.74	548.73	430.32	434.2	560.51
Nombre de Cycles	13-16	30-40	60-100	>16	>40	>100	>16	>40	>100
Nombre d'itération	350-450	1750-2000	3000-10000	>500	>2000	>5000	>500	>2000	>5000

**Fig. 4.5** – Résultats selon les trois types de la phéromone d'Oliver 30.

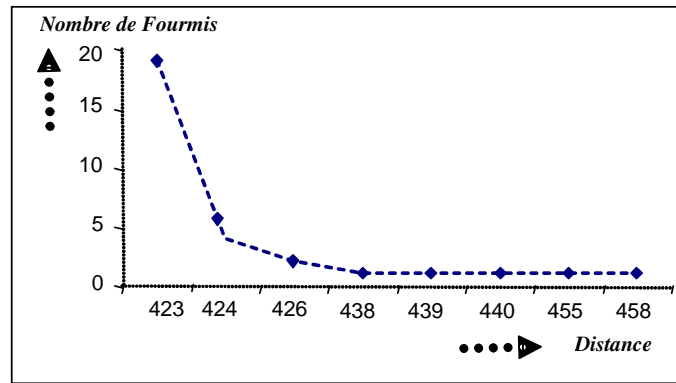


Fig. 4.6 - Une incrémentation dans le nombre de fourmis dans la résolution d'Oliver 30 .

6.5 Exemples de traces d'exécution

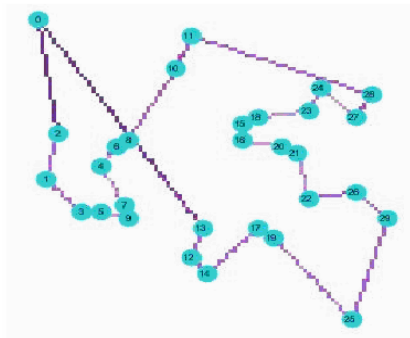


Fig. 4.7 - Trace d'exécution d'Oliver30.

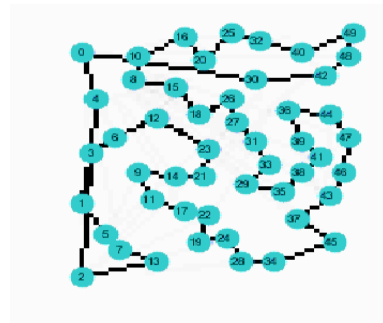


Fig. 4.8 - Trace d'exécution d'Eilon50.

7. Conclusion

La simulation des problèmes d'optimisation de classe NP-Complexe, à base des plateformes multi agents, est une voie riche et florissante. Ce travail s'inscrit dans le cadre de la résolution des problèmes par émergence. Il s'agit de l'implémentation du problème de voyageur de commerce à base de l'environnement collectif, 'NetLogo'.

Le travail développé s'inscrit dans le cadre des approches de résolution de PVC à base des fourmis. Différentes méthodes existent dans la littérature et qui mènent à des solutions qui dépendent des paramètres de l'algorithme, et plus précisément de la règle de transition des fourmis. Plusieurs travaux penchent sur la recherche des meilleures paramètres, menant à des solutions optimales, à base des algorithmes génétiques. Ces recherches n'ont jamais arrivés à un consensus pour ces paramètres.

D'après **Dorigo** l'expérience et le problème déterminent les meilleures valeurs des paramètres utilisés. Dans ce type d'environnement de simulation, l'interface de la

plateformes aidera l'utilisateur à manipuler les paramètres d'une manière interactive, par conséquent de trouver des valeurs quasi-optimales.

Dans le jeu de données qu'on a utilisé, on a montré l'utilité de la combinaison entre les deux concepts d'émergence et d'auto-organisation. L'émergence d'une solution pour le PVC est le résultat d'un processus auto-organisé. Le système commence d'un état semi-organisé, exprimé à l'aide des règles de transition des fourmis. Le processus d'auto-organisation permet l'incrémental et le maintien de l'ordre, celui-ci est bien montré dans le graphe de la figure 4.6, qui montre une incrémental dans le nombre de fourmis qui ont retrouvés la solution optimale.

Une légère modification du modèle de la phéromone présenté dans la littérature est faite. Trois formes de représentation de la phéromone ont été étudiées. Les résultats obtenus pour le jeu de données utilisés montrent que, la technique de *moyenne de la phéromone* est la plus performante au sens de la fonction objective. Ceci est vrai, si la taille du problème traité est petite, c'est-à-dire un nombre de villes inférieure ou égale à 30 villes. La deuxième technique "*phéromone en face*" est la plus performante en terme de temps d'exécution. Enfin les résultats obtenus à l'aide de la troisième technique sont les plus mauvais par rapport aux deux autres techniques.

Chapitre 5

Apprentissage et Adaptation : Algorithme Culturel et les Essaims Particulaires

Résumé :

Ce chapitre vise à montrer les concepts de bases de l'approche social et culturel, comme étant un modèle d'adaptation et d'apprentissage, qui s'inscrit dans le cadre de l'approche par essaims traitée dans les chapitres précédents. Le modèle culturel, appelé Modèle d'Adaptation Culturelle (**MAC**), montre à travers les simulations que la dissémination des propriétés culturelles peut émerger à travers des interactions sociales.

Le modèle Culturel (**MAC**), est considéré comme un élément de base qui a servi à développer la méthode d'optimisation par essaims particuliers (OEP); cette méthode est détaillée dans ce chapitre et le reste de ce dernier était consacré à l'adaptation de la méthode pour modéliser le comportement des essaims. Le but était de comprendre le phénomène des vols d'oiseaux et de montrer les horizons d'une telle approche dans le développement des outils servant dans la résolution des problèmes d'optimisation.

Sommaire

1. Introduction	86
2. Evolution et Social Influence	87
3. Niveaux d'Adaptation	88
4. Modèle Culturel	88
4.1 Modèle Culturel d'Axelrod	88
4.2 Modèle Adaptative Culturel	88
4.3 Algorithme d'adaptation	89
5. Méthode d'optimisation par essais particuliers (OEP)	90
5.1 Algorithme de base	91
5.2 Les essais particulaire et l'information et dans le voisinage	92
5.2.1 Modèle topologique de base	92
5.2.2 Autres Topologies	92
5.2.3 L'essaim de particules entièrement informés	93
6. Modèles pour les comportement d'essaims	95
6.1 Les Modèles d'essaims biologique	96
6.1.1 Modèle de Cauzin	96
6.1.2 Modèle de Huth et Wissel	96
6.2 Les essais de simulation	97
6.2.1 Modèle de Reynolds	97
6.2.2 Modèle de Heppner	97
7 Adaptation de l'OEP au comportement de vol	98
7.1 Algorithme de simulation	100
7.2 Résultats de simulation et paramétrage	100
7.2.1 Les formes parallèles et attractive	101
7.2.2 Autres formes intéressantes	102
7.2.3 Multi essais	103
8. Conclusion	103

1. Introduction

Trouver une relation entre la simulation en sciences sociales et les programmes informatiques, destinés pour l'ingénierie et les autres applications, n'est pas une tâche évidente. Les réseaux de neurones, le recueil simulé, les algorithmes culturels, l'optimisation par colonies des fourmis et les algorithmes évolutionnaires sont des instances pour lesquelles les théories en psychologie, en physique et en biologie avaient influencerait le développement des méthodes de calculs pour la résolution des problèmes.

En sciences psychologiques, l'expérience "*l'homme aveugle et l'éléphant*" (Saxe, 1869), montre que les êtres humains, construisent d'une manière incomplète des croyances en basant sur des expériences incomplètes. Par exemple si un individu aveugle s'annonce à décrire un éléphant, c'est certainement sûr par écoute. Chaque individu de l'ensemble essaye de se corriger et de compléter sa propre définition à travers sa propre compréhension des qualités hétérogènes d'un éléphant. Tous les individus de groupes arrivent à instruire une figure uniforme indépendamment du comment les parts de définitions sont connectés, ni comment-ils fonctionnent ensembles.

Comme résultat, les sociétés sont-elles capables d'avoir des avantages des connaissances partagés entre individus, et qui résultent des faits et des stratégies loin des expériences acquises individuellement. En d'autre terme, est-il possible de dire que le fait de penser est une activité sociale ? Bandura a dit : « admettons que la connaissance est acquise seulement à travers les effets d'actions propre à l'individu. Le processus de développement sociale et cognitif pourrait être largement retardé. La capacité d'apprendre par observation permet, aux individus, de développer leurs connaissances à base d'informations exhibés et autorisés par les autres » (Bandura, 1986).

La cognition et la culture humaine sont deux aspects d'un seul processus. Les individus apprennent, l'un de l'autre, non seulement les faits mais aussi les méthodes et techniques, traitant ces faits. Le modèle de simulation appelé Modèle d'Adaptation Culturelle (**MAC**), montre ce point de vue. Le modèle fera l'objet d'un détail dans la section suivante de ce chapitre et qui constitue l'élément de base de la méthode d'optimisation par essais particuliers.

Cette approche s'inscrit, dans le cadre de l'approche par essais, traités dans les chapitres précédents. Le modèle culturel développé par Axelrods, montre à travers les simulations informatiques que la dissémination des propriétés culturelles, peut émerger à travers des interactions sociales (Axelrod, 1997). Nous examinons dans le reste de la thèse cette approche, à travers deux exemples : **(i)** Le premier consiste à la simulation des comportements issus de vol d'oiseaux et des poissons. **(ii)** Le deuxième consistera à la proposition d'une méthode, à base d'essais, pour la résolution de problème de tournés de véhicules et qui fera l'objet de chapitre 6.

2. Evolution et influence sociale

Les organismes biologiques, produisent souvent, des propriétés et fonctions permettant à ces organismes de fonctionner avec un degré élevé d'autonomie. Par exemple, le processus de cognition humaine dépend de sa capacité à ignorer autant d'informations disponibles par sensation (Hunter, 1993) (Allen, 2001a) (Allen, 2001c) (Forbes, 2004) (Wooly et al. 2005), i.e, les informations accessibles à travers la vision, ou le bruit, ne participent pas directement au processus de la connaissance humaine. Cette dernière, est basée sur un mécanisme de sélection qui place les objets disponibles et nécessaire à la connaissance dans sa mémoire de travail (Wooly et al. 2005). Cette stratégie est connue sous le nom : "Attention".

Le processus d'évolution permet, d'optimiser les comportements (i.e., niveau phénotype) alors que la sélection permet d'éliminer les individus montrant des comportements inappropriés. Elle opère uniquement dans un niveau phénotypique. Seules les comportements résultants par interaction entre les génotypes et l'environnement, peuvent participer à une sélection compétitive. Les traits comportementaux sont passés génétiquement aux descendants. La variation aléatoire dans les génotypes produit de nouveaux comportements.

Un autre domaine en relation avec les organismes biologiques, est la socio-psychologie. Un groupe de chercheurs en science sociale, admettent que la capacité sociale et culturelle de l'être humain était probablement confectionnée par la sélection naturelle. D'autres chercheurs pensent que le processus de la sélection naturelle impose des contraintes importantes, dans le sens de la variation culturelle. (Axelrod, 1984) (Roger, 1988) (Reynolds, 1994) (Boyd et al. 1996) (Axelrod, 1997) (Allen, 2001a) (Allen, 2001b) (Kennedy et al. 2001).

La culture est vue comme quelques choses que nous apprenons les uns des autres. Lorsque les individus apprennent les uns des autres, chaque génération hérite des connaissances, des attitudes et des comportements. Par définition, « la culture est l'information ou le comportement partagé par une population, acquise les uns des autres à travers des formes d'apprentissage sociales » (Rendell et al. 2001). La culture est assumé à satisfaire deux importantes prémisses (Axelrod, 1997):

- ❑ Les individus ont beaucoup de tendance à interagir avec les autres individus qui partages plus d'attributs culturels.
- ❑ L'interaction entre deux populations augmente le nombre d'attributs partageables.

Est-il vrai de dire, que l'apprentissage sociale est à la base de la culture ? Ni l'un ni l'autre proposition des scientifiques sociaux été prouvée (Roger, 1988) (Klemm et al. 2003). L'apprentissage social, ou l'imitation est importante pour les deux cas et la différence entre les deux, réside dans l'influence directe ou indirecte de la culture sur la génétique.

Les deux processus d'apprentissage, individuel ou social, sont importants dans l'acquisition des traites culturelles (Kennedy, 1998). Pour l'apprentissage individuel, les individus apprennent les normes sociales par essai-erreur. Par contre dans l'apprentissage social, les individus sont influencés par les autres et ils sont capables d'imiter des normes sociales.

L'apprentissage et le processus d'évolution sont à la base des créatures vivants. L'évolution biologique, l'apprentissage et l'évolution culturelle, pouvant tous vus comme une approche permettant la découverte et la sauvegarde des solutions aux problèmes

complexes rencontrés (Hutchins et al. 1992). Ils sont capables de procéder à la coordination et à la coopération de leurs entités, dans les différents niveaux de leur organisation.

3. Niveaux d'adaptation

Non seulement les individus apprennent des faits l'un de l'autre, mais également, des connaissances et des techniques se propagent d'une personne à une autre. Ainsi la population converge vers un processus optimal.

Axelrod et Kennedy décrivent le processus d'acquisition de la connaissance en trois niveaux, à savoir (Axelrod 1997) (Kennedy et al. 2001).

- ❑ Les individus apprennent localement à partir de leur voisinage, interagissent avec le voisinage, perçoivent à travers ce voisinage, et partagent ses propres connaissances, avec les autres. Ce phénomène social est connu sous le nom, de *l'apprentissage social*.
- ❑ La dissémination de la connaissance à travers l'apprentissage social est le résultat d'un ou de plusieurs processus émergents. Ces différents niveaux de phénomènes sociologique, économique et même politique sont vus comme des régulations de comportements, de croyances, et d'attitudes des individus de la population. La société est un système auto organisé, ayant des propriétés globales et émergentes. Ces dernières ne pourront être prédire des propriétés individuelles.
- ❑ Des nouvelles perceptions et innovations sont transportées par le processus culturel, de leurs origines, à des individus distants. De plus, des innovations variées seront combinées d'une manière transparente, aux acteurs du système, et conduisant à des effets globales. Autrement dit, la culture optimise la connaissance à base des interactions locales.

4. Modèle culturel

4.1 Modèle culturel d'Axelrod (ACM)

Axelrod dans son volume publié "*The Complexity of Cooperation*", propose un modèle de simulation pour la dissémination de la culture (Axelrod, 1997). Kennedy dans son fameux volume "*Swarm intelligence*". Il propose un algorithme de simulation, qui est une version du modèle d'Axelrod, appelé le modèle culturel adaptatif (Kennedy et al. 2001). Le but était pour démontrer comment les interactions sociales sont capables de produire des modèles de calculs. Un autre objectif était la transportation de modèle d'Axelrod au-delà de l'espace culturel vers d'autres espaces, en produisant les principes fondamentaux d'algorithmes d'essaims.

4.2 Modèle culturel adaptatif

Dans son Algorithme de simulation, Axelrod démontrait qu'il était possible d'optimiser des fonctions complexes et suggérait que la cognition, attitudes et les autres phénomènes sont optimisés à travers les interactions entre les individus. Il avait postulé que la probabilité d'interaction est fonction de la similarité entre les individus. L'idée de base est que les individus ayant de similarités entre eux, auront de fortes chances d'interagir et par conséquent deviendront similaires (Axelrod, 1997). Le processus culturel assume à satisfaire les deux prémisses citées au-dessus. En d'autre terme, le partage des mêmes attributs culturels conduit à l'interaction, qui augmente beaucoup plus ces attributs.

Dans le modèle d'Axelrod, un individu est représenté à l'aide d'une suite de symboles, appelés « *attributs* », le nombre et la longueur du code attribué à l'individu, dépend du problème à simuler. Par exemple, si les attributs sont définis à travers l'ensemble des chiffres $\{0,9\}$ et i_1, i_2 deux individus, chacun est caractérisé par cinq attributs. Dans ce cas, les individus pouvant être représentés à l'aide d'une suite de chiffres, i_1 peut avoir une représentation avec 56321 et i_2 avec 66827. Les deux individus i_1 et i_2 ont 40% de similarité, i.e, une probabilité de 0.2 d'interaction. A chaque simulation un tableau de deux dimensions est initialisé.

L'interaction se produit, lorsque un individu présente un attribut différent de celui-ci des autres individus dans le voisinage. L'individu sélectionné pour l'interaction, change l'un de ses attributs avec celle en même position de l'individu sélectionné dans le voisinage.

4.3 Algorithme d'Adaptation

L'algorithme 5.1 présente les étapes d'adaptation.

Algorithme
<ol style="list-style-type: none"> 1. Initialisation { F : Nombre d'attributs. q : nombre d'attributs pour chaque individu. Matrice d'interaction. La probabilité qu'un individu possède l'attribut F_i est $1/F$. } 2. Sélection aléatoire d'un paire (i, j) de voisins Calculer S le nombre d'attributs partagés 3. Interaction d'individus <ol style="list-style-type: none"> a. If $0 < S < F$ les deux individus interagissent avec la probabilité $p = \frac{S}{F}$. b. Choisir k aléatoire dans $k \in [1..q]$, avec $F_{ki} \neq F_{kj}$ et mettre $F_{ki} = F_{kj}$ 4. Répéter (2) et (3) jusqu'à la production des frontières entre les différents groupes.

Algorithme 5.1 – Algorithme d'adaptation culturelle.

Pendant la simulation, les individus voisins commencent à être similaires l'un à l'autre. Ce qui conduit à l'apparition des régions identiques, dans la matrice de simulation. Ces régions représentent l'émergence et la transportation des attributs d'une région à une autre. L'algorithme est basé sur le principe d'auto similarité "les individus sont attirés et influencés, par ceux qui leur ressemblent". Les tableaux 5.1 et 5.2 montrent, l'initialisation d'une matrice d'individus et le résultat de la simulation, respectivement.

Avec la suppression de critère de similarité, le système évolue vers une population entièrement homogène. Il a été conclu, que la règle de similarité est responsable de la production des frontières entre des groupes distincts (Kennedy et al. 2001).

Table 5.1 - Initialisation de la matrice de simulation

27217	74924	31157	53671	22660	37316	07959	57666	33206	92725
66219	08226	26707	45600	48767	39481	62784	89859	27792	35492
37262	66163	89178	60968	91098	19937	62103	07562	03500	13864
87746	66209	94122	72784	03593	16647	19776	87819	22160	48185
16880	09713	76057	30843	92125	41152	74156	98801	64760	00144
86287	66161	23271	46773	53014	44442	25424	98309	32553	16678
90624	65685	68785	32385	90770	24676	68806	25347	16640	30602
98681	11402	57304	68003	16943	01041	44693	63237	76040	61075
52249	30617	91425	92780	82342	30467	19721	84117	96595	55215
79949	70851	29089	89311	19176	67653	95954	64805	51332	74301

Table 5.2 – Emergence des régions à base de modèle culturel.

22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233
22233	65955	65955	22233	22233	22233	22233	33588	33588	33588
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	33588	33588	33588
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	13157	22233	22233
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	13157	22233	22233
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233
22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233	22233

5. Méthode d'Optimisation par Essais Particulaires (OEP)

La méthode OEP, a été influencée par les travaux cités au-dessus, pour lesquels l'apprentissage social est l'élément de base de ces modèles. La méthode a été aussi influencée par les travaux de Reynold et Heppener dans la simulation des essaims, et plus particulièrement la simulation de comportement de vol d'oiseaux (Reynold, 1987) (Heppner, 1990).

L'OEP, est un outil d'optimisation basé sur une population d'individus. Il a été prouvé que l'OEP peut donner des bons résultats pour les problèmes d'optimisation combinatoires discrets (Zhang et al. 2005a) (Sheloker et al. 2006) (Tasgetiren et al. 2007), et continues avec une fonction mono-objective ou multi-objectives (Parsopoulos et al. 2001) (Parsopoulos et al. 2002) (Brits et al. 2007) (Van der bergh et al. 2006). La méthode OEP est favorablement comparable aux autres méthodes d'optimisations, comme les algorithmes évolutionnaires et l'évolution différentielle (Vesterstrom et al. 2004).

5.1 Algorithme de Base

L'algorithme de base d'OEP, consiste en un essaim de particules ou une population de solutions candidates. Ces particules coexistent et évoluent dans l'espace de recherche, basés sur leurs expériences et le savoir partagé avec le voisinage. Chaque particule possède deux paramètres, la position et la vitesse $(x(t), v(t))$. La population vole dans l'espace de recherche à base des deux équations 5.1 et 5.2, suivantes (Clerc, 2006) :

$$x(t+1) = x(t) + v(t+1) \quad (5.1)$$

$$v(t+1) = wv(t) + R(c)(p(t) - x(t)) + R(c)(g(t) - x(t)) \quad (5.2)$$

$v(t)$ est la vitesse au temps t . $x(t)$ est la position au temps t . $p(t)$ est la meilleure position antérieure obtenue par la particule. $g(t)$ est la meilleure position obtenue dans le voisinage de la particule. w est le facteur d'inertie. $R(c)$ est une distribution uniforme dans $[0, c]$. $R(c)(p(t) - x(t))$ est la partie de l'apprentissage cognitive, et $R(c)(g(t) - x(t))$ est la partie de l'apprentissage social.

Durant la recherche, les particules échangent des informations concernant leurs fitness. Cette communication avait surpris les chercheurs. Elle montre que l'essaim apprend et raffine ces connaissances de recherches et se converge vers les régions de l'espace les plus prometteuses (Vesterstrom et al. 2002). L'algorithme 5.2 est une description bien détaillée des étapes de la méthode.

Algorithm	
1.	$t \leftarrow 0$
2.	Initialisation
3.	While True Do
4.	Pour chaque Particule
5.	Calculer $X(t+1)$ et $V(t+1)$, selon les équations (5.2) et (5.3)
6.	IF $f(X(t+1))$ est meilleure que $f(p(t))$,
7.	remplacer $p(t+1)$ avec $X(t+1)$.
8.	ENDIF
9.	Remplacer $g(t+1)$ avec le meilleur des $p(t+1)$.
10.	$t = t + 1$
11.	True $\leftarrow (t = t_{\max})$
12.	End While

Algorithme 5.2 – Algorithme d'optimisation par essais particuliers.

Plusieurs versions du modèle d'équation de base de la méthode, ont été proposées dans la littérature. Une standardisation a été proposée en 2006 visant à donner un seul modèle d'équation. Un grand nombre des travaux réalisés à base de la méthode, vise à trouver des

valeurs aux paramètres d'équations, afin d'adapter les particules dans l'espace des solutions.

Nous résumons les progrès de la méthode en trois catégories : **(i)** Certains travaux étaient dédiés aux avancements théoriques, comme la convergence de modèle d'équation ou l'adaptation du modèle aux environnements dynamiques (Kennedy et al. 1995) (Eberhart et al. 1999) (Shi et al. 1999) (Brits et al. 2002) (Clerc et al. 2002) (Parsopoulos et al. 2002) (Trelea, 2003) (Zhang et al. 2005b) (Brits et al. 2007) (Clerc, 2006) (Van der bergh et al. 2006). **(ii)** D'autres travaux, sont centrés sur l'aspect social des particules, proprement dit le voisinage informant les particules (Kennedy et al. 2003) (Mendes et al. 2004). **(iii)** Le reste des travaux a été concentré sur l'utilisation de la philosophie de la méthode, pour la résolution des problèmes d'optimisation dans les différentes disciplines.

5.2 Essaims particuliers et le voisinage

5.2.1 Modèle de base et topologies

Deux modèles considérés comme ancêtres pour l'OEP, le modèle *Lbest* et le modèle *Gbest*. Ces deux modèles permettent de préciser le voisinage informant des particules.

Dans la modèle *Lbest*, un individu est connecté à son voisin immédiat selon une topologie en anneau. L'individu d'index i est influencé par les deux individus, celui d'ordre $(i-1)$ et de $(i+1)$, respectivement. Typiquement, il n'y a que deux voisins pour un individu dans le modèle *Lbest*.

Dans la topologie *Gbest*, un individu est connecté à la totalité de la population selon une topologie en étoile. Le meilleur individu agit comme un attracteur, permettant d'attirer tous les individus de la population vers son bassin. Le mouvement des individus est influencé par l'attracteur.

Dans le modèle *Lbest*, l'essaim est divisé en groupes d'individus, qui permettent une meilleure exploration de l'espace de recherche (Kennedy et al. 2003) (Abraham et al. 2005). Par contre dans le modèle *Gbest*, il n'y a qu'un seul groupe qui explore l'espace de recherche, ce qui donne une convergence prématurée de l'essaim vers des optimums locaux. Ce modèle est bien conseillé dans les problèmes où la fonction objective est unimodale, alors que l'approche *Lbest* est recommandée pour les fonctions objectives multimodales.

5.2.2 Autres topologies

La notion de topologie est divisée en deux types : spatiale, si le voisinage est mesuré à travers une distance euclidienne entre deux positions ou sociale, si il est déterminé à travers une structure de données comme les tableaux, listes, arbres ou hiérarchique. Dans la plus part des cas, les topologies de voisinage contrôlent les deux critères d'exploration et d'exploitation d'une population. Elles affectent ainsi, la capacité de communication et la performance des groupes (Kennedy et al. 2003) (Mendes et al. 2004). Il existe plusieurs topologies :

□ **Voisinage de Von Neumann** : Utilisé dans les automates cellulaires. Les individus sont rangés dans une grille carrée, chaque individu est connecté aux voisins en haut, en bas, droit et gauche.

- **Voisinage de Moore** : Le voisinage d'un individu est composé de voisinage de Van Neumann plus les quatre emplacements diagonaux.
- **Topologie en étoile** : Tous les individus sont connectés à un seul individu superviseur. Ce dernier compare les performances de tous les individus.
- **Topologie pyramidale** : Le voisinage d'un individu est constituée de trois voisins : le première, le deuxième et le troisième individus ayant la plus petite distance moyenne de l'individu dans l'ordre des nœuds du graphe.
- **Cluster topologie** : Représente quatre cliques connectées entre eux par plusieurs chemins. Sociologiquement, se ressemble à des communautés pour lesquels une minorité d'individus ont une tendance en dehors de groupe (Mendes et al. 2004) (Mendes, 2004).
- **Topologie hiérarchique** : le voisinage d'un individu est l'individu en lui-même, avec ces parents dans la hiérarchie. Cette topologie a été présentée dans la méthode optimisation par essais particuliers hiérarchiques (HPSO) (Janson et al. 2005).
- **Topologie Aléatoire** : Proposée par Clerc, les k individus informant, y compris l'individu lui-même, sont choisies aléatoirement de l'ensemble S (S : la taille de la population) selon une distribution uniforme (Clerc, 2007). La probabilité de distribution est donnée par la formule N_F / S^{k-1} , où N_F , est un nombre favorable dans S^{k-1} .

5.2.3 L'essaim de particule entièrement informé

L'essaim de particule entièrement informé ou "*Fully Informed Particle Swarm optimizer (FIPS)*" étudié en détail par Mendes, Eberhart et Kennedy (Kennedy, 1999) (Kennedy et al. 2003) (Mendes et al. 2004) (Mendes, 2004). Chaque individu, profite des informations sur toutes les topologies de voisinage. Cette variante est basée sur le fait que le facteur de construction proposé par Clerc et Kennedy impose que le coefficient d'apprentissage $\varphi = \varphi_1 + \varphi_2$, utilise seulement des informations provenant de deux attracteurs, la meilleure position retrouvée par l'individu, et la meilleure position obtenue dans le voisinage de celui-ci (Clerc et al. 2002).

Le modèle canonique avec le facteur de construction proposé par Clerc, est représenté comme suit :

$$V(t+1) = \chi(V(t) + U[0, \varphi_1](P_l - X(t)) + U[0, \varphi_2](P_g - X(t))) \quad (5.3)$$

$$X(t+1) = X(t) + V(t+1) \quad (5.4)$$

Dans la littérature, l'algorithme est toujours utilisé avec $\chi = 0.7298$ et $\varphi_1 = \varphi_2 = 2.05$. χ dépend des coefficients d'apprentissage. Le système précédent est équivalent à :

$$V(t+1) = \chi(V(t) + \varphi(P_m - X(t))) \quad (5.5)$$

$$X(t+1) = X(t) + V(t+1) \quad (5.6)$$

avec $\varphi = \varphi_1 + \varphi_2$, et

$$P_m = \frac{\varphi_1 P_i + \varphi_2 P_g}{\varphi_1 + \varphi_2}, \quad \varphi_1 + \varphi_2 > 4. \quad (5.7)$$

Le facteur de construction est donné par :

$$\chi = \frac{2k}{\left|2 - \varphi - \sqrt{\varphi(\varphi - 4)}\right|}, \quad k = 1 \quad (5.8)$$

La pondération aléatoire des termes P_i et P_g , conduite à une recherche munie par l'individu entre et en dehors de la région définie par les deux points P_i et P_g . Mendes, propose une alternative pour calculer P_m en distribuant la pondération sur le voisinage entier (Mendes et al. 2004).

$$P_m = \frac{\sum_{K \in N} w(k) \varphi_k P_K}{\sum_{k \in N} w(k) \varphi_k} \quad (5.9)$$

$$\varphi_K = U\left[0, \frac{\varphi_{\max}}{|N|}\right], \quad \forall k \in N \quad (5.10)$$

Tous les voisins d'un individu contribuent dans l'ajustement de la vitesse. Avec cette stratégie l'individu est entièrement informé.

$w(k)$ dans l'équation (5.9) représente le facteur de pondération. Trois approches considérés dans (Mendes, 2004) : **(i)** La première est lorsque les solutions contribuent également. **(ii)** La deuxième lorsque les solutions sont pondérés par qualité. **(iii)** La dernière lorsque les individus sont pondérés à base d'une distance. Par exemple lorsque la qualité est utilisée, P_m est calculée à l'aide de l'équation :

$$P_m = \frac{\sum_{k \in N} \frac{\varphi_k P_k}{f_k}}{\sum_{k \in N} \frac{\varphi_k}{f_k}} \quad (5.11)$$

Différents FIPS ont été proposés et comparés avec le modèle canonique. Les topologies étaient créées à partir d'un graphe aléatoire. Les résultats obtenus montrent que les performances dépendent des topologies de voisinages.

Plusieurs topologies ont été testées pour arriver à cerner la différence entre l'OEP canonique et FIPS. Dans l'OEP canonique lorsque seul le meilleur voisin n'a aucun effet, l'influence est importante, et une convergence prématurée est produite. Dans FIPS, diverses régions sont découvertes, et l'individu est attiré vers une région entre optimums.

La vitesse dans la version canonique d'OEP, est ajustée par la somme des différences entre la position courante et celle de la meilleure dans l'expérience et la meilleure dans le voisinage. Dans FIPS, la vitesse est ajustée par une somme, de sorte d'une différence moyenne entre les meilleurs voisins antérieurs et la position courante de l'individu concerné. L'importante différence entre l'OEP canonique et FIPS est la contribution de l'expérience dans l'apprentissage, en contraste avec l'OEP canonique dans laquelle l'expérience contribue par la moitié. Dans FIPS l'individu est complètement informé.

Différentes expérimentations ont été faites par Kennedy et Mendes, à base de différentes topologies et avec l'utilisation de plusieurs types de FIPS, dont chaque type avec un coefficient de contribution dans l'apprentissage. Pour conclure, dans l'ordre de comparer, il serait nécessaire de trouver des topologies qui s'adaptent bien à chaque algorithme. Alors on peut penser à quelque chose comme « le meilleur voisin possède un grand poids » (Clerc, 2006).

6. Modèles pour les Comportements d'Essaims

Plusieurs modèles ont été proposés, qui tentent à imiter les comportements des essaims d'oiseaux et les essaims de poissons. Les plus importants seront cités dans la suite de cette section. La plus part des modèles divisent l'environnement en zones. Dans chaque zone de l'environnement, les individus exhibent des comportements de répulsion, d'attraction ou d'alignement.

Dans le reste de ce chapitre nous cherchons à modéliser le comportement de vol d'oiseaux, observé dans la nature. Il est à noter que ces comportements pouvant être facilement appliqués pour le cas des comportements des collections des poissons. Nous adaptons le système d'équation de la méthode d'OEP afin que le mouvement des individus puisse se rapprocher aux comportements naturels.

Un exemple du comportement de vol d'oiseaux, facile à observer dans l'espèce d'étourneau sansonnet, émerge des formes intéressantes à la couche de soleil. Des centaines de milliers d'étourneaux migrateurs exhibent des comportements à proximité des aires de repos, comme le montre la figure 5.1. Un autre exemple, facile à observer dans les comportements de vol d'oiseaux et les formes en V exprimé par les oiseaux migrateurs. Dans le but de simuler ce processus et de bien comprendre le phénomène, le mouvement de chaque individu localiser dans une position et ayant une certaine vitesse est similaire au modèle de la méthode OEP.

Les modèles de simulations des essaims manipulent des distances inter individuels et essayent de maintenir des distances optimales entre l'individu et son voisinage (Blackwell et al. 2003b). L'intelligence en essaims ici consiste à l'émergence de l'intelligence collective représentée à l'aide des formes manifesté par l'ensemble des individus dans l'essaim. Il n'est pas aussi facile de séparer les deux comportements des essaims (Oiseau, Poisson), l'un des deux peut exhiber des comportements similaires à l'autres.

Selon Blackwell (Blackwell, 2003) (Blackwell et al. 2003a) (Blackwell et al. 2005), les algorithmes d'essaims peuvent être classé en trois catégories principales :

- ❑ Les essaims biologiques (Bio-Swarm): Utilisés pour développer des modèles scientifiques pour les systèmes naturels.
- ❑ Les essaims de simulation (Simulation Swarm): Comme le modèle de Reynolds et celui de Heppner.
- ❑ Les essaims sociales (Social Swarm): Les individus utilisent des informations provenant d'un réseau topologique, définissant la manière d'interaction entre individus, comme la méthode OEP.

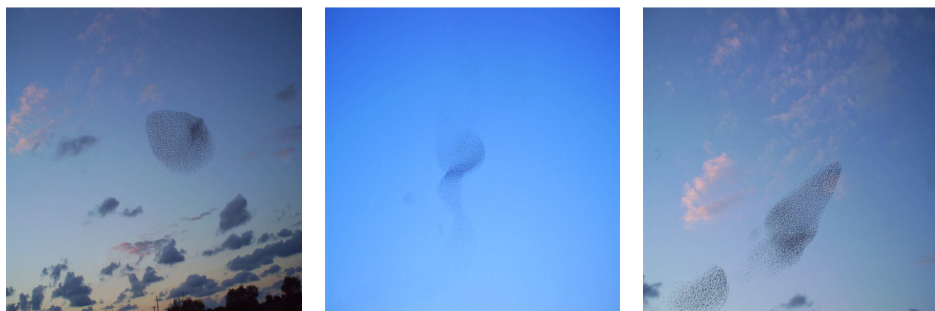


Fig. 5.1 – Comportement de vol de l'étourneau sansonnet.

6.1 Modèles d'essaims en biologie

6.1.1 Modèle de Couzin

Dans le modèle proposé par Couzin (Couzin et al. 2002a), trois zones sont utilisées : **(i) Zor**: zone de répulsion. **(ii) Zoo**: zone d'orientation. **(iii) Zoa**: zone d'attraction. Les règles de comportements obligent les individus de maintenir une distance minimale entre eux. Si les individus n'exercent pas un manœuvre permettant d'éviter les autres, ils essayent d'avoir tendance d'être attirés envers les autres et ils s'alignent avec le voisinage. Chaque individu tente de maintenir une distance avec les autres, dans la zone **Zor**, zone représentée à l'aide d'une sphère de rayon r_r , l'individu i déplace vers son voisinage n_r .

Chaque individu avait une direction d_i exprimée comme suit :

$$d_r(t + \tau) = - \sum_{j \neq i}^{n_r} \frac{r_{ij}(t)}{|r_{ij}(t)|} \quad (5.12)$$

Tel que τ est un pas de temps et $r_{ij} = \frac{x_j - x_i}{|x_j - x_i|}$ est la direction de vecteur unitaire de voisinage j .

L'alignement avec le voisinage est exprimé à l'aide de l'équation suivante :

$$d_o(t + \tau) = \sum_{j=1}^{n_o} \frac{v_j(t)}{|v_j(t)|} \quad (5.13)$$

Et l'attraction à l'aide de :

$$d_a(t + \tau) = \sum_{j \neq i}^{n_a} \frac{r_{ij}(t)}{|r_{ij}(t)|} \quad (5.14)$$

Le modèle exprime quatre comportements collectifs, qui dépendent de la largeur de la zone d'orientation et de la zone d'attraction (Couzin et al. 2002a).

- ❑ **Essaims** : Se produit lorsque les individus montrent des comportements d'attractions et de répulsions.
- ❑ **Torus** : Les individus perpétuellement tournent autour d'une zone vide.
- ❑ **Parallèles** : Ce type est le plus animé des autres formes. Il se produit pour des valeurs moyennes de rayon de la zone d'orientation et pour des valeurs supérieures à la moyenne de rayon de la zone d'attraction.
- ❑ **Fortement Parallèles** : Avec l'incrémentement de la largeur de la zone d'orientation, le groupe s'auto-organise en une forte alignement.

6.1.2 Modèle de Hurth & Wissel

Le modèle biologique proposé par Huth et Wissel pour modéliser le comportement des poissons, consiste, en une extension du modèle d'Aoki (Aoki, 1982) (Hurth et al. 1992). Les règles fondamentales gouvernant le modèle sont :

- ❑ Chaque membre de groupe déplace selon le même comportement des autres.

□ Le mouvement des individus est décentralisé. Le groupe déplace d'une manière indépendante à base d'un stimulus externe. Le mouvement de l'individu est influencé uniquement par les voisins les plus proches.

Soit r , r_1 , r_2 , et r_3 sont la position de l'individu voisin à l'individu considéré, la limite de la zone de répulsion, la limite de la zone parallèle et la limite de la zone d'attraction, respectivement. Les quatre règles représentant le modèle sont les suivantes :

- **Répulsion** : Si le voisin est dans $r < r_1$, le poisson montre un comportement répulsive, et il commence à nager perpendiculairement par rapport à son voisinage dans le but d'éviter une collision.
- **Orientation parallèle** : Si le voisin se trouve dans $r_1 < r < r_2$, le poisson commence à nager dans la même direction envers ces voisins. Une distance d'équilibre doit être maintenue.
- **Attraction** : Si le voisin se trouve dans $r_2 < r < r_3$, le poisson exhibe un comportement d'attraction et essaye d'approcher à son voisinage. Cependant, le poisson nage dans la direction de voisinage.
- **Recherche** : Si le voisin se trouve dans $r > r_3$, le poisson n'a aucune information sur le voisinage. Dans ce cas, il exhibe un comportement de recherche aléatoire à travers la génération d'un angle aléatoire. L'angle est générée selon la loi de Gauss $N(\beta, \sigma)$. La vitesse est choisie indépendamment des autres poissons selon une distribution gamma $\Gamma(A, k)$.

6.2 Essais de Simulation

6.2.1 Modèle de Reynolds

Le modèle de Reynolds a été le premier dans la simulation des comportements collectifs de vol d'oiseaux émergents à base des interactions entre boids (Reynolds, 1987). Chaque individu maintient une distance optimale avec son voisinage. Les règles gouvernant le modèle sont :

- **Règle de séparation** : Permet à un individu d'éviter d'être en collision avec ces voisins.
- **Règle d'alignement** : Un individu essaye de se diriger, avec la même vitesse, vers la position moyenne des individus dans le voisinage.
- **Règle de cohésion** : Un individu essaye de se déplacer envers le centre de ces voisins.

Une quatrième règle ajoutée par Flacke, appelée la règle de vue. Dans cette règle, chaque boid performe un mouvement latérale par rapport à l'individu bloquant ça vue (Flacke, 1999). Les simulations de Reynolds sont devenues actuellement le meilleur exemple démonstratif des comportements émergents de l'intelligence collective, basés sur des règles simples.

6.2.2 Model de Heppner

Un autre modèle, développé aussi par Heppner pour le comportement de vol d'oiseaux (Heppner et al. 1990). Ce modèle utilise les mêmes règles utilisées par Reynolds, avec l'ajout d'une force dynamique permettant l'attraction des individus à un aire de repos. La

simulation montre que le groupe tourne autour de l'aire de repos et ainsi après un moment le groupe attire vers l'aire de repos.

Chaque individu évalue son aptitude, on comparant sa position par rapport à la position de l'aire de repos. Si la position de l'aire de repos est de $(100, 100)$, l'individu calcule son fitness selon l'équation suivante :

$$f = \sqrt{(x(t) - 100)^2} + \sqrt{(y(t) - 100)^2} \quad (5.15)$$

7. Adaptation de l'OEP au comportement de vol d'oiseaux

Basé sur notre observation de comportements de vol d'oiseaux, nous cherchons à modifier le modèle d'équation de la méthode OEP en s'inspirant des travaux de Blackwell et Bentley (Blackwell et al. 2003b). La principale différence entre ces deux derniers, réside dans le fait que dans le modèle proposé par Blackwell et Bentley les individus déplacent selon un attracteur, représenté sous la forme d'un événement externe (signal musicale). Tandis que dans notre modèle proposé, les individus sont attirés selon différents attracteurs.

Deux forces seront ajoutées à la force d'accélération de modèle OEP, en plus de la force d'attraction : Une force de répulsion et d'alignement, montrés dans les deux figures 5.2 et 5.3, respectivement. Au total l'accélération sera représentée sous trois forces : attraction, répulsion, et alignement et chacune représente une zone du modèle biologique.

Soit N la taille de l'essaim et P_i un individu tel que $i = 1, 2, \dots, n$. Les coordonnées et la vitesse d'un individu seront représentées à l'aide du système d'équation suivant :

$$\begin{cases} x_{i+1} = x_i + v_i \\ v_{i+1} = v_i + A_{AR} \end{cases} \quad (5.16)$$

L'accélération exprimée par un individu a la forme : $A_{AR} = A_A + A_R$ tel que A_A est la force d'attraction. A_R la force de répulsion inter-individus. A_A et A_R ont la forme suivante :

$$A_{A_i} = c_1 (x_{ld} - x_i) + c_2 (x_{gp} - x_i) \quad (5.17)$$

$$A_{R_i} = c_0 \sum_j \frac{x_i - x_j}{|x_i - x_j|} \quad (5.18)$$

Sachant que : x_j , est la position de l'individu dans la zone de rayon d . x_{ld} est la meilleure position dans le voisinage. x_{gp} est la meilleure position globale obtenue par l'essaim. Nous appelons cette distance la vision individuelle.

Dans le but de donner un sens au modèle de simulation proposé, permettant de mimer le comportement de vol d'oiseaux, nous ajoutons une zone intermédiaire entre la zone d'attraction et la zone de répulsion, appelée zone d'alignement. Le fait d'ajouter une zone d'alignement est basé sur le principe évoqué dans, « les règles de comportements, observés dans la nature pour les essaims montrent une tendance d'individus de maintenir une distance minimale entre eux pour éviter les collisions. Si ceci n'est pas le cas, ils tendent

d'être attirés envers les autres pour éviter l'isolation et ils s'alignent avec leur voisinage le plus proche » (Couzin et al. 2002a).

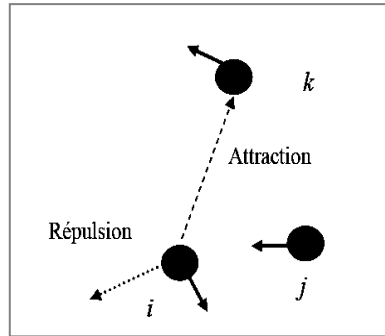


Fig. 5.2 - Rang de perception de l'individu i

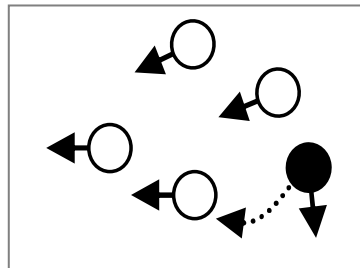


Fig. 5.3 - Alignement de mouvement d'un groupe d'individus.

Dans la figure 5.3, l'individu ayant la couleur noire ajuste sa vitesse et dirige son mouvement envers les individus voisins. Dans cet exemple, l'individu ajuste son mouvement selon l'équation suivante :

$$v_i(t+1) = v_i(t) + \sum_{j=1}^4 \frac{v_j(t)}{\|v_j(t)\|} \tag{5.19}$$

La forme finale de l'accélération, en tenant compte de la zone d'alignement devient comme suit :

$$a_i = \sum_j \frac{v_j}{\|v_j\|} + \sum_{i \neq j} \frac{(x_i - x_j)}{\|x_j - x_i\|} + \sum_{k=1}^m c_k (x_k - x) \tag{5.20}$$

Où m est le nombre d'attracteurs.

Soit r_0, r_1 et r_2 la longueur des rayons des trois zones de répulsion, alignement et attraction respectivement, représentés dans la figure 5.4. $r_0 > 0$ représente la zone de répulsion. $r_1 - r_0$ représente la zone d'alignement. $r_2 - r_1$, représente la zone d'attraction.

Chaque zone est représentée dans notre environnement à l'aide d'une liste d'individus. Chaque individu de l'essaim possède trois listes : Liste individus dans la zone de répulsion, liste d'individus dans la zone d'alignement et liste d'individus dans la zone d'attraction.

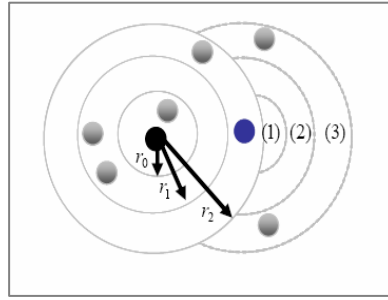


Fig. 5.4 - Perception dans le modèle en zone (1): Zone d'attraction, (2) : Zone d'alignement, (3): Zone de répulsion.

Dans la figure 5.4 l'individu ayant la couleur noire est capable d'influencer un individu dans la zone de répulsion. Deux individus dans la zone d'alignement et deux individus dans la zone d'attraction. Dans cette situation si nous regardons l'individu qui se trouve dans la zone (1) influence cinq individus par une force d'attraction.

7.1 Algorithme de Simulation

Dans le but de simuler le comportement désiré, nous utilisons la plate forme multi agent « *Netlogo* ». L'essaim est généré d'une manière aléatoire. Un individu peut exhiber l'un des comportements : répulsion, alignement ou attraction.

Algorithme

1. Initialisation {taille d'essaim, coefficients d'apprentissage, tmax : temps de la simulation,...etc.},
2. Pour chaque individu généré une position et une vitesse aléatoire
3. **while True do**
4. **Ask Individus**
5. Déterminer les listes :
6. Flock-Repulsion : Liste d'individus dans la zone de répulsion.
7. Flock-Alignment : Liste d'individus dans la zone de d'alignement.
8. Flock-Attraction : Liste d'individus dans la zone de d'attraction.
9. If any? Flock-Repulsion Exhibe une répulsion;
10. If any? Flock-Alignment Exhibe un alignement;
11. If any? Flock-Attraction Exhibe une attraction;
12. Limiter les vitesses d'individus
13. Contrôler et fixer les positions d'individus.
14. Modifier les positions d'individus.
15. **End Ask**
16. True \leftarrow (t<=tmax)
17. **End While**

Algorithme 5.3 – Algorithme de simulation des comportements des essaims.

7.2 Résultats de simulation et paramétrage

L'essaim est initialisé aléatoirement dans $[0, x_{\max}]$ on utilisant une distribution uniforme. x_{\max} est fixé à la valeur de la dimension de la grille de simulation. La vitesse de l'individu $v \in [0, v_{\max}]$ est bornée dans l'intervalle à l'aide de la relation $v = \left(\frac{v}{v_{\max}}\right) * v$.

L'individu est un agent qui possède les caractéristiques comme la position, la vitesse, l'accélération et les listes : L'ensemble des individus dans la zone de répulsion. L'ensemble des individus dans la zone d'attraction. L'ensemble des individus dans la zone d'alignement. Ces caractéristiques donnent une grande autonomie aux agents dans l'environnement. Quatre types d'attracteurs utilisés : attracteur centre de masse, attracteur meilleure position selon la fonction objective, attracteur centre des individus appartenant aux listes des individus et attracteur meilleure position des individus dans le voisinage. Les autres valeurs des paramètres sont mentionnées dans le tableau suivant :

Table 5.3 - Valeurs des Paramètres des forces d'accélération et les longueurs des rayons.

Paramètres Formes	c_0	c_1	c_2	r_0	r_1	r_2
Attractive	$c_0 \in \left[\frac{1}{10}, \frac{1}{2}\right]$	$c_1 < c_2$	$c_2 \geq \frac{1}{2}$	8	16	26
Parallèle (répulsive)	$c_0 \in \left[\frac{1}{2}, 1\right]$	$c_1 \in \left[0, \frac{1}{2}\right]$	$c_2 \in \left[0, \frac{1}{2}\right]$	4	26	30
La forme Torus	-	$c_1 \in \left[0, \frac{1}{2}\right]$	$c_2 \in \left[0, \frac{1}{2}\right]$	0	16	26
Multi essaims	$c_0 \in \left[\frac{1}{10}, \frac{1}{2}\right]$	$c_2 \in \left[0, \frac{1}{2}\right]$	$c_1 \in \left[0, \frac{1}{2}\right]$	4	8	16

7.2.1 Formes parallèles et attractive

La figure 5.5, montre des formes parallèles et fortement parallèles obtenues par de l'utilisation des deux attracteurs : Attracteur envers le centre d'essaim, calculé selon la position moyenne des individus et l'attracteur la meilleure position globale selon la fonction objective. Pour générer les formes désirées, deux cas seront considérés, lorsque une croissance/décroissance aura lieu dans $\Delta r_1 = r_1 - r_0$.

□ Croissance dans Δr_1

Le fait d'augmenter la largeur de la zone d'alignement, conduit par conséquent à une décroissance de la zone d'attraction. En gardant les coefficients d'apprentissage bornés dans l'intervalle $[0, 1]$, avec une décrémentation dans le paramètre de répulsion vers des petites valeurs, l'essaim exhibe des formes parallèles. Avec une décrémentation dans le coefficient de sociabilités c_2 à des petites valeurs, des formes parallèles ont été observées. Avec une augmentation dans le paramètre de répulsion à des valeurs proches de 1, l'essaim exhibe des formes fortement parallèles. La distance inter-individus augmente avec le coefficient c_0 .

Si le paramètre c_0 converge vers 1, le désir individuel de quitter le groupe se présente, dû au fait des forces de répulsions. Si le facteur de répulsion est maintenue à 1 avec la variation dans le coefficient de cognition d'une manière $c_1 > c_2$, l'essaim exhibe un mouvement oscillatoire selon les valeurs de la fonction objective.

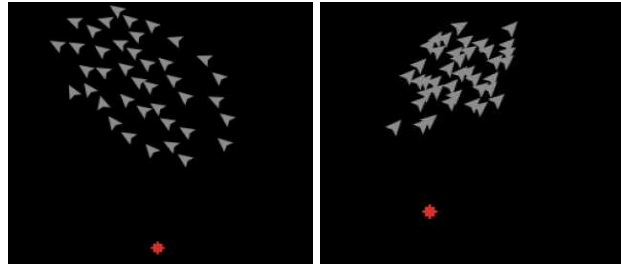


Fig. 5.5 – Comportements parallèles.

□ Décroissance dans Δr_1

Si la largeur de la zone d'alignement approche de zéro, les forces d'attractions et de répulsions influencent le mouvement des individus, et les formes observées sont loin de phénomène naturel.

7.2.2 Autres formes intéressantes

La figure 5.6, montre des formes intéressantes. Les rayons limitant les zones sont fixées à $r_0 = 0$ et $r_2 - r_1 \in [10,15]$. Deux attracteurs utilisées : La meilleure position selon la fonction objective et le centre des positions des individus voisins.

La simulation montre que l'essaim peut exhiber des formes, oscillants entre des formes spirales et des formes circulaires. Les individus tournent autour de l'aire de repos $(0,0)$, les formes dépendent des coefficients d'apprentissages et de rayon limitant la zone d'alignement r_1 .

En gardant c_1 à une valeur constante, ici $1/4$ et en incrémentant dans le coefficient de sociabilité c_2 . Le rayon de la forme observée décroître. Si en décrémentant le coefficient c_2 le rayon de la forme croître. La même observation se présente lorsque c_2 demeure constante et c_1 varie.

Les formes spirales ont été observées dans les comportements de vol d'oiseaux. Par contre les formes circulaires ont été observées dans les comportements manifestés par les groupes des poissons en cas d'attaque par des prédateurs. Ce comportement, appelé dans la science de la zoologie, les formes "*torus*", est utilisé comme un moyen pour la défense. Dans notre simulation, les individus tournent autour d'un cercle vide centré dans un point qui est l'aire de repos.



Fig. 5.6 – Essaim tourne autour de l'aire de repos.

7.2.3 Multi essaims

Le principe de diviser la totalité de l'essaim en plusieurs groupes dans l'environnement, est inspiré directement des comportements de vol d'oiseaux et des collections des poissons. L'idée est d'utiliser la perception de l'individu. Lorsque les rayons de perception décroissent, la probabilité que l'essaim se divise en groupes augmente. Chaque individu a le désir de rejoindre le groupe pour lequel une attraction aura lieu. Les différents rayons limitant les zones, sont liés à l'aide de la relation d'ordre suivante : $r_0 < r_1 < r_2$

Les coefficients c_0, c_1 , et c_2 de répulsion et d'attraction sont bornés par 1. $c_0 \approx 0$, et $c_1 = 1/2 c_2$. Pour les résultats présentés dans la figure 5.7, le coefficient d'apprentissage social est fixé à $c_2 = 1/2$. Les deux attracteurs utilisés sont : L'attracteur centre de groupe, calculé à partir de la liste des individus dans le rayon r_2 . Le deuxième attracteur est la meilleure position dans le voisinage local.

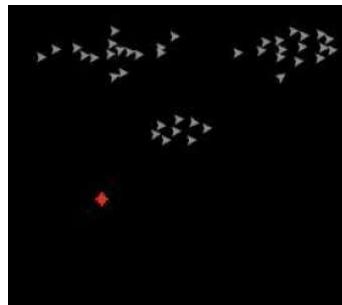


Fig. 5.7 – Division d'essaims en groupes

8. Conclusions

Imiter les comportements des essaims est devenue un outil précieux pour le développement des méthodes efficaces, qui pourront appliquer pour résoudre différents types de problèmes d'ingénieries. Dans ce chapitre nous avons montré l'intérêt de l'approche culturelle et sociale à travers l'utilisation de la méthode OEP. Nous avons montré aussi son importance dans la résolution des problèmes, et sa capacité d'aller plus loin dans la simulation des comportements des essaims et des phénomènes naturels.

Une tentative d'adaptation de la méthode OEP, pour modéliser le comportement des essaims est présentée. Le but est de comprendre le phénomène et de montrer les horizons

d'une telle approche, pour arriver à développer des outils servant par la suite dans la résolution des problèmes. La division de l'essaim en différents groupes, s'inscrit dans cette approche et qui peut être similaire à la technique de « Niching », utilisée dans les algorithmes génétiques.

La méthode OEP n'utilise que des attracteurs et l'ajout d'une équation servant pour la répulsion est important. Ce qui conduit à la division de l'environnement en zones. L'addition d'une zone intermédiaire entre la zone de répulsion et d'attraction est nécessaire. Elle est considérée comme un moyen permettant l'amortissement des excès de vitesses d'individus, causés par les effets d'attraction et de répulsion. Ceci permet l'orientation de l'individu dans le flux en mouvement. Le fait de rechercher une dynamique de l'essaim, sans la convergence à l'aire de repos est l'objectif de la simulation. Différentes valeurs aux paramètres ont été déterminés empiriquement, selon la forme et le résultat désiré.

Chapitre 6

Une méthode d'essais particuliers pour la résolution de problème de collectes et de livraisons (PCL)

Résumé :

L'objectif de ce chapitre est de montrer la capacité de l'approche par essais dans la résolution des problèmes d'optimisation. Nous avons proposé une nouvelle méthode basée sur celle de l'optimisation par essais particuliers (OEP) qui était présentée au chapitre précédent, afin de résoudre le problème de collectes et de livraisons (PCL).

Ce problème consiste à déterminer pour un ensemble donné de demandes de transport, dans quelle tournée de véhicules elles seront satisfaites et à quel moment dans la tournée. L'objectif est d'organiser des tournées de coût total minimal qui satisfaisaient les contraintes du problème.

Sommaire

1.	Introduction.....	107
2.	Présentation du Problème.....	107
2.1	Les Données.....	108
2.2	Contraintes liées aux demandes de transports.....	108
2.3	Contraintes liées aux véhicules.....	109
2.4	Contraintes de temps.....	109
2.5	Les fonctions objectives.....	109
3.	Classification.....	110
4.	Exemples d'applications.....	111
5.	Méthodes de résolutions	111
5.1	Heuristiques de résolution	112
5.1.1	Heuristiques de gloutonnes.....	112
5.1.2	Méthodes de recherche locales.....	113
6.	Problème traité.....	114
6.1	Jeux de Données utilisé.....	114
6.2	Description et Contraintes liés au problème.....	114
6.3	Présentation de l'algorithme mimétique	115
6.3.1	Chromosome.....	115
6.3.2	Evaluation du chromosome.....	116
6.3.3	Opérateur de Croisement utilisé.....	117
7.	Méthode Proposée.....	118
7.1	Représentation de données.....	118
7.2	Méthode d'insertion des nœuds de collectes.....	119
7.3	Méthode et Algorithme Proposés	121
7.3.1	Adaptation de l'OEP pour le PCL.....	122
7.4	Expérimentations	124
8.	Conclusion.....	127

1. Introduction

Les problèmes de tournées de véhicules constituent une des classes emblématiques de la recherche opérationnelle et se situent au coeur de la problématique très actuelle de la réduction des coûts de la logistique et de l'amélioration de la qualité de service.

L'optimisation des tournées de véhicules concerne l'optimisation des parcours d'un ou plusieurs véhicules destinés à rendre un service. De nombreuses variantes du problème ont été étudiées. Ces recherches, souvent menées de manière indépendante, ont parfois abouti à des terminologies différentes pour des problèmes proches.

Dans cette application nous nous sommes intéressés au problème de transport de personnel entre plates-formes pétrolières. Celui-ci est un problème réel que les compagnies pétrolières rencontrent lorsqu'elles doivent déplacer leur personnel entre sites terrestres très éloignés ou entre des plates-formes en haute mer. Pour faire ces déplacements, les compagnies se servent d'hélicoptères ayant une capacité en nombre de passagers et une autonomie de vol limitées.

Le problème consiste à déterminer pour un ensemble donné de demandes de transport, dans quelle tournée de l'hélicoptère elles seront satisfaites, et à quel moment dans la tournée. L'objectif pour la compagnie est d'organiser des tournées de coût total minimal, qui satisfont les contraintes du problème, et telles que les demandes les plus urgentes soient satisfaites en priorité. La principale différence entre le problème étudié dans ce chapitre et le PCL habituellement étudié est l'absence de fenêtres horaires, et le fait que le véhicule ne peut se ravitailler en carburant que sur sa base.

Notre travail consistera à proposer une solution au problème en se basant sur la méthode d'optimisation par essais particuliers présentée au chapitre précédent. Quatre sections seront développées dans la suite de ce chapitre : premièrement une présentation du problème avec les contraintes liées, puis les méthodes de résolution utilisées pour résoudre le problème, la section qui suit est réservée à la présentation d'un algorithme à base de population (algorithme mimétique), qui sert pour comparer notre travail, et enfin la dernière section est réservée pour la méthode proposée pour résoudre le PCL.

2. Présentation du Problème

Le problème de Collectes et Livraisons Général - PCLG (GPDP : General Pick-up and Delivery Problem), est un problème d'optimisation, qui consiste à trouver un ensemble des tournées satisfait un ensemble de demandes de transport. Pour réaliser ces tournées, une flotte de véhicules est disponible. Chaque demande de transport est caractérisée par une charge de transport, un ou plusieurs sites d'origine ou de collecte (*pick-up*), et un ou plusieurs sites de destination ou de livraison (*delivery*). Lorsqu'une demande de livraison est prise en charge, elle ne peut être effectuée que par un seul véhicule et sans livraison intermédiaire de cette charge sur un site autre que la destination.

Ces problèmes ont de nombreuses applications parmi lesquelles nous trouvons, par exemple, le transport de marchandises, la distribution de colis, le transport de personnes par taxi, le transport de personnes handicapées et le transport de personnel.

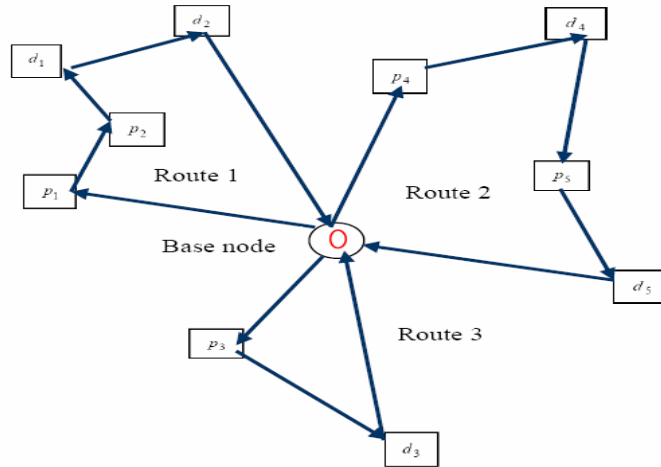


Fig. 6.1 - Représentation graphique d'un problème PCL

Dans cette section nous présentons les différents types de PCL. Tout d'abord nous décrivons les données, les contraintes, puis les fonctions objectives rencontrées dans ces problèmes. Ensuite une classification est donnée, suivi de quelques exemples d'applications réelles.

2.1 Les données

Le problème général (PCL) est défini de la façon suivante : Soit n le nombre de demandes de transport. Chaque demande de transport i est caractérisée par une charge q_i à transporter de l'ensemble des origines N_i^+ vers l'ensemble des destinations N_i^- . On suppose que cette charge est répartie sur les origines et les destinations de la façon suivante : $q_i = \sum_{j \in N_i^+} q_j = \sum_{j \in N_i^-} q_j$. De cette façon, les sites de collecte ont une charge positive et les sites de livraison une charge négative.

Soit $N^+ = \cup_{i \in N} N_i^+$ l'ensemble de toutes les origines, $N^- = \cup_{i \in N} N_i^-$ l'ensemble de toutes les destinations, et $N = N^+ \cup N^-$. Soit M l'ensemble des véhicules disponibles. Chaque véhicule $m \in M$ a une capacité maximale Q_m . Soit $M^+ = \{m^+ | m \in M\}$ l'ensemble des sites de départ (dépôts) des véhicules, $M^- = \{m^- | m \in M\}$ l'ensemble des sites d'arrivée des véhicules, et $W = M^+ \cup M^-$. Pour tout $(i, j) \in N \cup W$, on note d_{ij} la distance, t_{ij} le temps et c_{ij} le coût associés au trajet (i, j) .

2.2 Contraintes liées aux demandes de transport

Suivant le type de problème et l'application étudiée, différentes contraintes peuvent être rencontrées. Nous présentons ici les contraintes les plus classiques.

- **Précédence** : Dans le PCL, la contrainte de précédence impose de visiter en premier le site de collecte de la demande et ensuite son site de livraison.
- **Couplage** : Cette contrainte assure qu'une demande de transport est desservie par le même véhicule et dans la même tournée.
- **Fractionnement ou préemption** : Dans le cas où les charges ne sont pas unitaires, une demande peut être fractionnée et transportée en plusieurs fois par différents véhicules.
- **Transferts de véhicules** : Quelques problèmes permettent le transfert de charges ou de personnes d'un véhicule à un autre sur un site intermédiaire.
- **Disjonction** : Cette contrainte impose la satisfaction d'une seule demande à la fois, c'est-à-dire que les véhicules satisfont les demandes les unes après les autres. C'est le cas du transport des personnes en taxis par exemple.

2.3 Contraintes liées aux véhicules

- **Capacité** : La capacité maximale des véhicules (en nombre de places, poids ou volume) doit être respectée.
- **Caractéristiques des véhicules** : Dans le cas de transport de substances chimiques ou de produits réfrigérés par exemple, il faut que les véhicules soient équipés de compartiments pressurisés ou réfrigérés.

2.4 Contraintes de temps

- **Fenêtres horaires** : Pour chaque site $i \in N \cup W$ une fenêtre horaire $[a_i, b_i]$ indique l'intervalle de temps dans lequel le site i doit être visité. L'arrivée en dehors de cet intervalle implique un temps d'attente pour le véhicule ou pour le passager et peut être interdit ou pénalisé.
- **Indisponibilité des véhicules** : Cette contrainte est présente quand les véhicules ne sont pas disponibles toute la journée, pour des raisons de maintenance par exemple.
- **Réglementation des chauffeurs** : Les horaires de travail des chauffeurs doivent respecter un certain nombre de contraintes liées à la réglementation du travail (pauses régulières, pauses déjeuner, ...).

2.5 Les fonctions objectives

Voici les principales fonctions objectives rencontrées dans les PCL :

- **Minimisation de la durée totale** : La durée totale est la somme des temps nécessaires à tous les véhicules pour effectuer leurs tournées. La durée totale comprend les temps de trajet, les temps d'attente et les temps de chargement et de déchargement.
- **Minimisation du temps d'achèvement** : Le temps d'achèvement est l'heure à laquelle le dernier véhicule rentre au dépôt. Dans le cas où l'on dispose d'un seul véhicule et que l'instant de départ du véhicule est fixé à zéro, le temps d'achèvement correspond à la durée totale.
- **Minimisation du temps de trajet total** : Le temps de trajet est la somme des temps nécessaires pour voyager entre les différents sites pour tous les véhicules, sans considérer par exemple les temps de chargement/déchargement et les temps d'attente.

- ❑ **Minimisation de la distance totale** : La distance totale correspond au nombre de kilomètres parcourus par les véhicules pour effectuer toutes les tournées.
- ❑ **Minimisation de la non-satisfaction des clients** : La non-satisfaction d'un client est souvent mesurée par l'écart entre son heure désirée de service et son heure réelle de service. La non-satisfaction des clients est alors l'addition de ces écarts. La minimisation de cet écart peut être vue comme la minimisation du retard.
- ❑ **Minimisation du temps à bord** : Dans certains problèmes le client demande à ne pas rester plus d'une durée maximale dans le véhicule. Dans ce cas l'objectif est de minimiser la durée moyenne d'un passager dans le véhicule.
- ❑ **Maximiser le profit** : Cet objectif est utilisé quand des gains sont associés à chaque demande et qu'il n'est pas obligatoire de satisfaire toutes les demandes.
- ❑ **Maximiser le nombre de demandes satisfaites** : Dans le cas où il n'est pas obligatoire de satisfaire toutes les demandes, l'objectif peut être de maximiser le nombre de demandes satisfaites.
- ❑ **Minimisation du nombre total de véhicules** : Pour les problèmes avec plus d'un véhicule, il peut être intéressant de minimiser le nombre de véhicules nécessaires pour satisfaire les demandes. En effet, les véhicules représentent une part importante des coûts.

3. Classification

Plusieurs classifications des problèmes de collectes et livraisons ont été faites. Ces classifications sont évolutives et ne sont pas universelles. Voici quelques cas particuliers de PCL, ainsi que leur principales caractéristiques.

- ❑ **Le problème de collectes et livraisons (The pickup and delivery problem - PDP)** : Dans ce problème nous avons un seul dépôt ($|W|=1$) et chaque demande de transport i est caractérisée par un seul site de collecte ($|N_i^+|=1$) et un seul site de livraison ($|N_i^-|=1$). Parmi ces problèmes on distingue les problèmes à un seul véhicule (1-PCL) et avec plusieurs (m-PCL), à fenêtres horaires (PCLFH) ou sans fenêtres horaires (PCL).
- ❑ **Le transport à la demande (TAD) (Dial-a-ride problem - DARP)** : Dans ce problème il n'y a qu'un seul dépôt ($|W|=1$). Chaque demande de transport i est unitaire ($q_i=1$) et a un seul site d'origine ($|N_i^+|=1$) et un seul site de destination ($|N_i^-|=1$). De plus les charges à transporter sont des personnes.
- ❑ **Le problème de tournées de véhicules (PTV) (Vehicle routing problem - VRP)** : Dans ce problème tous les véhicules sont affectés à un même dépôt ($|W|=1$), et toutes les demandes de transport sont des collectes ou alors des livraisons.
- ❑ **Le problème de tournées de véhicules avec collectes et livraisons simultanées (The vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery)** : Dans ce problème une demande de transport est soit une collecte, soit une livraison ou les deux.
- ❑ **Le problème de tournées de véhicules avec backhauls (VRP with backhauls - VRPB)** : Ce problème consiste à livrer à partir d'un dépôt un ensemble de clients qui ont de plus des produits (emballages, palettes, etc.) à transporter vers le dépôt.

4. Exemples d'applications

On trouve des applications du problème de collectes et livraisons dans les problèmes de logistique inverse, le transport de marchandises de différents centres de production vers différents centres de distribution (Bostel et al. 2005). les problèmes de messagerie (Shen et al. 1995). Le transport de personnes (Jaw et al. 1986) (Cardeau, 2003) (Cardeau et al. 2005). Le transport de personnes handicapées (Toth et al., 1997). Transport de personnel sur des plates-formes pétrolières par hélicoptère (Tijssen, 2000) (Fiala-Timlin et al., 1992).

5. Méthode de résolution

À notre connaissance peu de chercheurs se sont intéressés aux PCL rencontrés dans les problèmes de transport de personnel par hélicoptère. Fiala-Timlin et autres (Fiala-Timlin et al., 1992) ont résolu un problème de transport de personnel avec plusieurs hélicoptères et des priorités sur les demandes. L'approche utilisée est une heuristique à trois phases dans laquelle les demandes sont groupées par priorité, ensuite un problème est résolu par priorité grâce à une heuristique d'insertion parallèle.

En ce qui concerne les métaheuristiques, Tang-Montané et autres (Tang-Montané et al., 2006) ont développé une recherche taboue pour résoudre un problème de transport de personnel avec collectes et livraisons simultanées mais indépendantes, c'est-à-dire que chaque demande est soit une collecte, soit une livraison. Ils ont utilisé cinq voisinages : déplacement d'une demande d'une tournée à une autre, permutation de demandes entre deux tournées, échange d'une partie de tournée entre deux tournées, croisement entre deux tournées (deux tournées sont divisées en deux et les parties sont échangées en produisant deux nouvelles tournées), et 2-opt. Deux procédures d'amélioration ont été testées : la première consiste à se déplacer sur la première solution voisine améliorant et la deuxième recherche la solution voisine permettant la meilleure amélioration. Leur algorithme a été testé sur des jeux de données de Solomon adaptés de façon à respecter les caractéristiques du problème réel de transport de personnes sur des sites pétroliers du Brésil.

D'autre part, Torres (Torres, 2004) a développé un algorithme génétique qui utilise des algorithmes proches de ceux de Fiala-Timlin et Pulleyblank. Avec cette procédure l'auteur résout des problèmes à un seul hélicoptère. Les algorithmes génétiques ont été combinés avec des recherches locales afin de résoudre des problèmes de tournés (Prins, 2004) ou de collectes et de livraison comme dans (Velasco et al. 2005). Nous reviendrons en détail dans les sections qui suivent pour ce type d'algorithme.

Parmi les méthodes exactes, une approche de partitionnement avec génération de colonnes a été développée par Tijssen (Tijssen, 2000) pour résoudre un problème avec 51 sites et plusieurs hélicoptères dans lequel la préemption des demandes (possibilité de partitionner la charge d'une demande) est autorisée et dans laquelle à chaque fois qu'une personne monte dans l'hélicoptère, une autre descend. La méthode fournit de bons résultats mais les temps de calcul sont élevés. L'auteur a testé cette méthode sur des jeux de données provenant d'une compagnie pétrolière en mer du nord.

En ce qui concerne l'application du transport de personnel par hélicoptère, nous trouvons peu de travaux et des problèmes comportant des caractéristiques différentes. Les méthodes utilisées pour résoudre ces problèmes, sont également variées.

5.1 Heuristiques de Résolutions les plus utilisés

5.1.1 Heuristiques gloutonnes

Les heuristiques gloutonnes utilisées pour les problèmes classiques de tournées de véhicules. Ce sont des méthodes d'insertion qui construisent un ensemble de tournées en insérant les demandes de transport les unes après les autres dans un certain ordre. Plusieurs critères peuvent être utilisés pour trier les demandes :

5.1.1.1 Plus Proche Demande (PPD)

Il s'agit d'une extension de l'heuristique plus proche insertion du problème de voyageur de commerce. Pour chaque demande i , on détermine la tournée et les noeuds p et d de cette tournée les plus proches respectivement du noeud de montée p_i et du noeud de descente d_i de cette demande. À chaque itération, la demande dont la somme des distances $[p, p_i]$ et $[d, d_i]$ est minimale est insérée à la position minimisant l'augmentation du trajet.

5.1.1.2 Plus Lointaine Demande (PLD)

Contrairement au critère PPD, la demande insérée à chaque itération est celle dont la somme des distances $[p, p_i]$ et $[d, d_i]$ est maximale.

5.1.1.3 Plus Proche Centre de Gravité (PPCG)

Ce critère consiste à insérer à chaque itération la demande dont le centre de gravité est le plus proche d'un des noeuds déjà insérés.

5.1.1.4 Plus Lointain Centre de Gravité (PLCG)

La demande insérée à chaque itération est celle dont le centre de gravité est le plus éloigné d'un des noeuds déjà insérés.

5.1.1.5 Meilleure Insertion (MI)

Ce critère consiste à rechercher pour chaque demande i la tournée et son emplacement dans cette tournée qui minimise l'augmentation δ_i du trajet. La demande insérée est celle dont la valeur δ_i est minimale.

5.1.1.6 Insertion Aléatoire (IA)

La demande insérée à chaque itération est choisie aléatoirement. Une fois l'ordre fixé, les demandes sont insérées à la position minimisant l'augmentation du trajet, soit dans les tournées existantes, soit dans une nouvelle tournée si cela est moins coûteux. Cette méthode est connue sous le nom de méthode d'insertion en parallèle et a été proposée par Toth (Toth et al., 1997).

À chaque itération de cet algorithme, une demande est insérée. On effectue donc N itérations principales. À chacune de ces itérations, la demande la plus prioritaire est déterminée en $O(1)$ pour le critère IA, en $O(n^2)$ pour PPD, PLD, PPCG et PLCG, et en $O(n^3)$ pour MI. Puis la recherche de la meilleure position d'insertion de la demande sélectionnée se fait en $O(n^2)$ (toutes les positions dans les tournées sont testées pour le noeud de collecte, et pour chaque position du noeud de collecte, toutes les positions réalisables du noeud de livraison sont testées). Le respect de la charge de l'hélicoptère et des capacités d'approche sont faites au fur et à mesure en $O(1)$. Donc la complexité globale

de ces heuristiques est $O(n^3)$ pour les versions PPD, PLD, PPCG et PLCG et IA, et $O(n^4)$ pour MI.

5.1.2 Recherches locales

Les méthodes de recherches locales utilisés dans le cadre de tournés de véhicules appartiennent à quatre classes de voisinages : le premier consiste à déplacer une demande, le deuxième à permuter deux demandes, le troisième est un voisinage 2-opt et le quatrième est basé sur le déplacement de séquences de noeuds correspondant au même site géographique.

5.1.2.1 Voisinage Déplacement d'une Demande

Ce voisinage (DD) est composé de toutes les solutions obtenues en déplaçant une demande dans sa tournée ou dans une autre tournée. Le déplacement d'une demande correspond à la modification de l'emplacement de son noeud de collecte et/ou de son noeud de livraison par rapport à leurs positions initiales. Dans ce voisinage, les demandes sont traitées les unes après les autres. Pour chacune, un meilleur déplacement possible est recherché.

Ce déplacement est effectué si la solution obtenue est améliorante. À partir de chaque demande on peut construire jusqu'à n^2 voisins, chacun en $O(1)$. L'exploration de ce voisinage est donc en $O(n^3)$.

5.1.2.2 Voisinage Permutation de Demandes

Ce voisinage (PD) permute deux demandes appartenant à deux tournées différentes. Soit une demande d_1 appartenant à une tournée t_1 et une demande d_2 appartenant à une tournée t_2 . Pour permuter ces demandes, nous recherchons dans t_1 le meilleur emplacement possible de d_2 , et dans la tournée t_2 la meilleure position possible pour la demande d_1 . La solution est conservée si elle est meilleure que la solution courante.

Ce voisinage tente de permuter tous les couples de demandes (soit $n(n+1)/2$) et pour chacun des couples, la recherche de la meilleure position des demandes se fait en $O(n^2)$. Donc la complexité totale pour explorer ce voisinage est $O(n^4)$.

5.1.2.3 Voisinage 2-Opt

Ce voisinage est classique pour les problèmes de tournées de véhicules. Il consiste à supprimer deux arcs non adjacents d'une tournée, puis à re-connecter les deux chemins obtenus en ajoutant deux nouveaux arcs pour reformer une tournée. Ceci a pour effet d'inverser le sens de parcours d'un des chemins re-connectés.

Aussi, certaines solutions ne sont pas réalisables car alors les contraintes de précédence entre le noeud de collecte et le noeud de livraison des demandes risquent de ne plus être respectées. Ce voisinage contient $O(n^2)$ solutions. Chaque voisin est construit en $O(n)$. L'exploration du voisinage coûte donc $O(n^3)$.

5.1.2.4 Voisinage Déplacement Site

Cette méthode de voisinage (DS) permet de déplacer une séquence de noeuds consécutifs représentant le même site géographique à un autre emplacement dans la tournée.

6. Problème traité

Dans ce chapitre nous intéressons à l'application de la méthode d'optimisation par essais particuliers (OEP), étudié dans le chapitre précédent au problème PCL, et plus particulièrement aux problèmes des compagnies pétrolières qui ont fréquemment des sites (plates-formes) d'exploitation ou d'exploration terrestres très éloignés les uns des autres ou en haute mer. Chaque jour des personnes doivent être transportées de plate-forme à plate-forme. Chaque demande de transport concerne une ou plusieurs personnes qui désirent être transportées d'une plate-forme de départ à une plate-forme d'arrivée. Ces transports sont faits par des hélicoptères ayant une capacité limitée. L'objectif des compagnies pétrolières est de déterminer les tournées de façon à minimiser les coûts de transport par hélicoptères (ceux-ci correspondant à un coût fixe auquel s'ajoute un coût proportionnel à la distance totale parcourue), tout en satisfaisant les demandes de transport.

6.1 Jeux de Données utilisé

Pour ce problème nous disposons d'un jeu de données généré aléatoirement téléchargeable sur www.emn.fr/guéret, ainsi généré des problèmes sur une carte de 50 km de côté pour lesquels 5% des sites ont une capacité d'approche limitée à 5 passagers. L'hélicoptère a une capacité de 13 passagers. Quatre séries de 100 problèmes chacune ont été générées, dans lesquelles le nombre de sites et le nombre de demandes de transport sont variés. Ainsi la première série contient des problèmes avec 10 demandes sur 5 sites (**5S-10D**), la deuxième des problèmes avec 20 demandes sur 5 sites (**5S-20D**), la troisième des problèmes de 30 demandes sur 10 sites (**10S-30D**), et la dernière des problèmes avec 50 demandes sur 20 sites (**20S-50D**).

6.2 Description et Contraintes liés au problème

Soit n le nombre de demandes de transport à satisfaire. Chaque demande de transport k concerne un seul passager qui doit être transporté d'un site d'origine p_k à un site de destination d_k . Le temps nécessaire pour embarquer ou débarquer un passager sur un site i est appelé temps de service et est noté s_i . Pour satisfaire les n demandes de transport, un seul hélicoptère est disponible.

Le véhicule est caractérisé par une capacité maximale Q en nombre de passagers, une durée maximale de vol T au bout de laquelle il doit se ravitailler en carburant à la base. Une capacité d'approche a_i est affectée à chaque site. Elle correspond au nombre maximal de passagers dans l'hélicoptère au moment de son atterrissage sur un site, ceci pour des raisons de sécurité.

Dans ce problème les distances sont euclidiennes. Ainsi pour deux sites i et j , la distance d_{ij} respecte l'inégalité triangulaire ($d_{ij} \leq d_{ik} + d_{kj}$) et $d_{ij} = d_{ji} \quad \forall i, \forall j, \forall k$. Le temps de trajet t_{ij} entre deux noeuds i et j est pré-calculé à partir de la distance entre les sites et de la vitesse moyenne de l'hélicoptère.

Ce problème contient les contraintes classiques du PCL qui sont :

□ **Couplage** : Pour chaque demande de transport k , le site de collecte p_k et le site de livraison d_k doivent être visités dans la même tournée.

- **Précédence** : Pour une demande de transport k , le site de collecte p_k doit être visité avant le site de livraison d_k .
- **Capacité** : Le nombre de passagers dans l'hélicoptère ne doit pas dépasser Q .

Les deux contraintes spécifiques suivantes doivent de plus être respectées :

- **Capacité d'approche** : Pour des raisons de sécurité, le nombre maximal de passagers dans l'hélicoptère lors de son atterrissage sur un site peut être limité.
- **Durée maximale des tournées** : Étant donné que l'hélicoptère a une durée de vol limitée T au bout de laquelle il doit retourner se ravitailler en carburant à sa base et qu'il ne peut retourner à la base s'il a des passagers à son bord, la durée des tournées est elle aussi limitée à T .

L'objectif de ce problème est de satisfaire toutes les demandes de transport en minimisant la distance totale parcourue. Ce problème est donc un problème de transport à la demande avec des contraintes de capacité d'approche et de durée maximale des tournées.

6.3 Présentation de l'algorithme mimétique

Nous décrivons dans cette section un algorithme mimétique proposé dans (Prins, 2004) et utilisé dans (Velasco et al. 2005) pour le transport du personnel par hélicoptère. Nous l'utiliserons comme une base pour comparer notre méthode proposée.

L'algorithme mimétique (AM) est une technique d'optimisation basée sur des idées provenant d'autres métaheuristiques comme les techniques évolutionnistes et les techniques de gradient-ascent (Moscato, 1999). Les algorithmes mimétiques construisent une population composée d'un ensemble de solutions. Comme dans les algorithmes génétiques, ces solutions interagissent entre elles pour produire de nouvelles solutions grâce à des opérateurs de sélection, croisement et mutation. De plus, les AM contiennent une recherche locale qui peut être appliquée dans différentes phases de l'algorithme. En général, la recherche locale est combinée avec des opérateurs de croisement. Pour cette raison les AM sont aussi appelés algorithmes hybrides.

Récemment Prins (Prins, 2004) a présenté un AM pour résoudre un problème de tournées de véhicules. Dans son approche l'auteur utilise un chromosome sans délimiteurs de tournées et une procédure "*Split*" qui permet de couper un chromosome en tournées optimales en respectant l'ordre de la séquence du chromosome.

L'algorithme mimétique proposé dans (Prins, 2004) pour les tournées de véhicules, et utilisé après dans (Velasco et al. 2005) pour le PCL, est défini par : **(i)** un codage des solutions, **(ii)** l'initialisation de la population, **(iii)** un opérateur de croisement, **(iv)** un opérateur de mutation, **(v)** des règles de remplacement, et **(vi)** des critères d'arrêt. Dans cette section nous présentons l'essentiel de l'algorithme.

6.3.1 Chromosome

Comme dans plusieurs algorithmes génétiques pour le problème de voyageur de commerce (PVC), un chromosome est une séquence (permutation) S de noeuds, sans délimiteurs de tournées. Ce codage peut être interprété comme l'ordre dans lequel un véhicule doit visiter tous les noeuds, si toutes les demandes sont satisfaites dans la même tournée. Le chromosome adopté est une liste de demandes de transport indexées, dans laquelle chaque demande de transport k apparaît deux fois : une fois comme $k+$ qui indique le noeud de

collecte et l'autre fois comme k - pour le noeud de livraison. Un exemple de chromosome est donné par : $S = (0, 1+, 1-, 2+, 2-, 3+, 4+, 4, 3-)$, 0 représentant la base de l'hélicoptère. Afin de couper ce chromosome en tournées, une procédure optimale appelée "*Split*" est utilisée, qui permet de déterminer la meilleure solution respectant la séquence.

6.3.2 Evaluation du chromosome

La procédure "*Split*" est une procédure polynomiale optimale permettant de découper au mieux les chromosomes en tournées satisfaisant toutes les contraintes du problème et d'évaluer la solution. Soit $S = (0, S_1, S_2, \dots, S_{2n})$ une séquence de $2n+1$ noeuds, n étant le nombre de demandes de transport. L'objectif de Split est de trouver un plus court chemin dans un graphe auxiliaire $H = (X, A', Z)$. Dans ce graphe, X est l'ensemble des $2n+1$ noeuds (un noeud 0 représentant la base et deux noeuds associés à chaque demande). A' Contient un arc (i, j) si la tournée visitant les noeuds $S_{i+1}, S_{i+2}, \dots, S_j$ est réalisable. Une telle tournée est réalisable si les contraintes de couplage, de capacité de l'hélicoptère, de capacité d'approche et de durée maximale des tournées sont respectées.

Enfin Z est une application de A' dans R , qui associe à chaque arc (i, j) un poids $z(i, j)$ égal au temps nécessaire pour effectuer la tournée. Trouver une solution optimale pour un chromosome associé à une permutation S de noeuds revient à rechercher un plus court chemin μ de 0 à S_{2n} dans ce graphe H . μ peut être calculé en $O(n^2)$ avec l'utilisation de l'algorithme de Bellman pour des graphes acycliques (Cormen et al.1990). Dans cet algorithme le graphe H n'est pas explicitement généré.

L'algorithme calcule pour chaque noeud $S_j \in X$ une étiquette $V[S_j]$ qui représente la valeur d'un plus court chemin de 0 à S_j . À la fin, l'algorithme permet de déterminer la durée totale de la solution optimale associée au chromosome, donnée par $V[S_{2n}]$, ainsi que le découpage optimal du chromosome en tournées.

L'exemple de La figure 6.2, explique l'utilisation de la méthode, dans lequel on considère une séquence $S = (0, 1+, 1-, 2+, 2-, 3+, 4+, 4-, 3-)$. La distance entre les noeuds est indiquée sur chaque arc. Dans cet exemple, on suppose que : (i) les plates-formes n'ont pas de capacité d'approche, (ii) la capacité maximale Q de l'hélicoptère est 3, (iii) le temps de service s_j de chaque noeud j est 5 minutes, et d) la durée maximale T des tournées est limitée à 100 minutes.

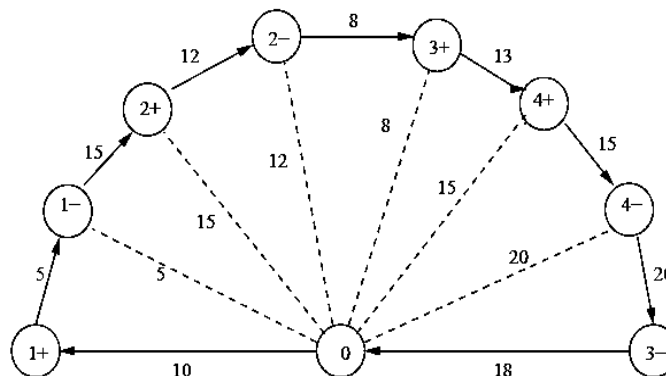


Fig. 6.2 - Exemple d'une séquence de noeuds.

La figure 6.3 présente le graphe H associé. Ce graphe contient par exemple, l'arc $(0, 2-)$ qui représente la tournée $(0, 1+, 1-, 2+, 2-, 0)$ de durée 74. Le plus court chemin μ (arcs en gras) est composé de deux arcs et son coût est 168.

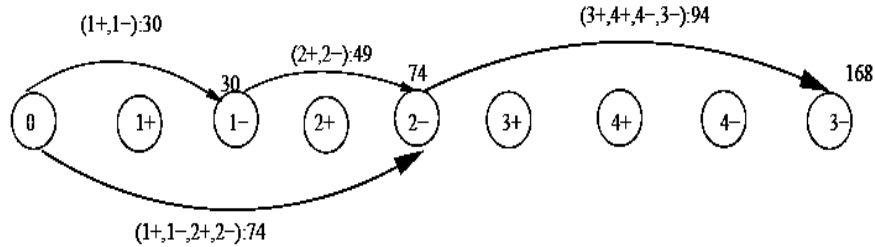


Fig. 6.3 - graphe H.

La figure 6.4 présente la solution obtenue. Elle est composée de deux tournées : une première tournée $(0, 1+, 1-, 2+, 2-, 0)$ de coût 74, et une deuxième tournée $(0, 3+, 4+, 4-, 3-, 0)$ de coût 94.

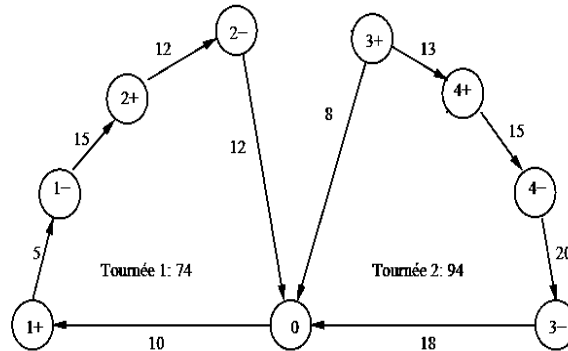


Fig. 6.4 - Solution résultante

6.3.3 Opérateur de Croisement utilisé

À chaque itération, deux parents sont sélectionnés par la technique du tournoi binaire. Cette technique consiste à choisir aléatoirement deux parents dans la population et celui qui présente la meilleure évaluation est conservé comme premier parent P_1 . La procédure est répétée pour obtenir le second parent P_2 . Puis un opérateur de croisement est appliqué à ces deux parents pour générer deux fils C_1 et C_2 . Le croisement consiste à sélectionner aléatoirement un point de coupure i . La sous-séquence $P_1(1)...P_1(i)$ du parent P_1 est copiée dans le fils C_1 au même emplacement. Puis C_1 est complété avec les noeuds qui ne se trouvent pas dans la sous-séquence $P_1(1)...P_1(i)$ en parcourant P_2 de façon circulaire à partir de $i+1$.

L'inconvénient de cet opérateur est qu'il peut produire des solutions qui ne sont pas réalisables en plaçant un noeud de livraison très loin de son noeud de collecte associé.

Pour remédier à ce genre de situation une liste A est utilisée. Cette liste contient l'ensemble des noeuds de livraison non contenus dans $P_1(1)...P_1(i)$ mais dont les noeuds de collecte associés se trouvent dans cette sous séquence. Ainsi, pour compléter C_1 , P_2 est parcouru de façon circulaire à partir de $i+1$ et les noeuds qui appartiennent à A sont ajoutés en

priorité tout en respectant l'ordre dans lequel ils sont rencontrés dans P_2 . Ensuite, C_1 est complété avec les noeuds qui ne sont pas encore affectés.

<i>index</i>	1	2	3	4	5	6	7	8
P_1	+1	+2	+3	-3	+4	-4	-1	-2
P_2	+2	+1	+3	-1	+4	-2	-3	-4
C_1	+1	+2	+3	-3	-2	-1	+4	-4
C_2	+2	+1	+3	-1	-2	-3	+4	-4

Fig. 6.5 - Opérateur de croisement avec un point de coupure

Une fois le croisement des deux parents effectué, un fils est sélectionné aléatoirement. Il est transformé en une solution composée de plusieurs tournées grâce à la procédure *Split* et il est amélioré par une procédure de recherche locale avec une probabilité fixée. Cet enfant remplacera un chromosome de la population. Pour cette recherche locale, les différents voisinages mentionnés en dessus ont été testés. Les autres montrent et par expérimentation que la technique la plus efficace consiste à appliquer les voisinages successivement par ordre de performance jusqu'à ce qu'une amélioration soit trouvée. Cet ordre est le suivant : déplacement d'une demande dans une tournée, permutation de deux demandes entre tournées, déplacement d'un site, et 2-Opt.

Les résultats obtenus par le AM utilisent les paramètres suivants : une taille de la population qui varie entre : 30, 115, 200, un pourcentage de bons individus dans la population initiale : 0, 15, 30. Un taux de recherche locale : 0, 0.25, 0.5. Nombre maximal d'itérations sans amélioration : 1000, 3500, 6000. Nombre maximal d'itérations : 10000, 25000, 40000.

7. Méthode Proposée

7.1 Représentation de données

Il est bien évident que la représentation des données proposée dans les travaux cités au-dessus (représentation de n requêtes à l'aide d'un vecteur de dimension $2n$), présente les inconvénients suivants :

- ❑ La manipulation des vecteurs de tailles importantes, peut nuire aux performances des algorithmes proposés, lorsque le nombre de requêtes utilisé est important.
- ❑ L'application des opérateurs de croisement sur les individus solutions, conduit à la violation des contraintes du problème (contrainte de précédence et la contrainte de la durée maximale d'une tournée).
- ❑ Quelque soit le traitement cherchant à respecter la contrainte de précédence et de la durée d'une tournée, le résultat conduit toujours à un nombre important de solutions, non réalisables. En effet, (i) Si les deux nœuds de la même requête sont très éloignés, la

procédure *split* donnera une évaluation infinie à l'individu. (ii) Le fait de rapprocher entre les deux nœuds, peut nuire à la qualité de la solution.

Dans ce qui suit nous utiliserons une représentation de l'individu, qui contienne uniquement les nœuds de collectes. Les autres nœuds de livraison seront insérés à l'aide d'une procédure d'insertion des nœuds de livraison, dont voici la description.

7.2 Méthode d'insertion des nœuds de collectes

Considérons l'exemple présenté dans la figure 6.2 avec la séquence des requêtes $\{1,2,3,4\}$, représentant un problème de quatre demandes. La représentation d'une solution quelconque, à l'aide d'un vecteur de dimension $2n$ et à l'aide d'un vecteur de dimension n peut être donnée comme suit :

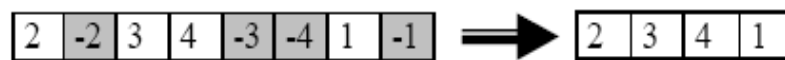


Fig. 6.6 - Représentation à l'aide des nœuds de collectes

Les nœuds $\{-2,-3,-4,-1\}$ seront insérés en respectant l'ordre de traitement de la séquence des requêtes. A chaque insertion d'un nœud de livraison, une vérification des contraintes du problème est imposée. Si l'insertion d'un nouveau nœud de livraison provoque la violation d'une contrainte, ce dernier sera inséré avec le nœud de collecte correspondant dans la tournée suivante. La construction de la totalité du vecteur évaluable (vecteur contenant les nœuds de collecte et de livraison) s'effectue en parallèle dans un autre vecteur qui sera évalué à l'aide de la procédure *split* décrite ci-dessus. Il est à noter que l'utilisation de la procédure *split* sert uniquement pour évaluer la séquence.

Dans l'exemple, il y a deux possibilités pour insérer le nœud de collecte (1) :

- Soit avec un respect de l'ordre des nœuds de livraison, et dans ce cas en peut avoir quatre possibilités, $(4,-2)$ $(-2,-3)$ $(-3,-4)$, et au-delà de (-4) comme le montre la figure 6.7. d'une manière générale, le nombre de possibilités pour insérer un nœud de livraison est inférieur ou égale à i , avec i étant le $i^{\text{ième}}$ nœud de collecte.
- Soit sans respect de l'ordre des nœuds de collectes, et dans ce cas le nœud peut être inséré à partir de la première position. Le nombre de possibilité pour insérer le $i^{\text{ième}}$ nœud de collecte est inférieur ou égal à $2i - 1$.

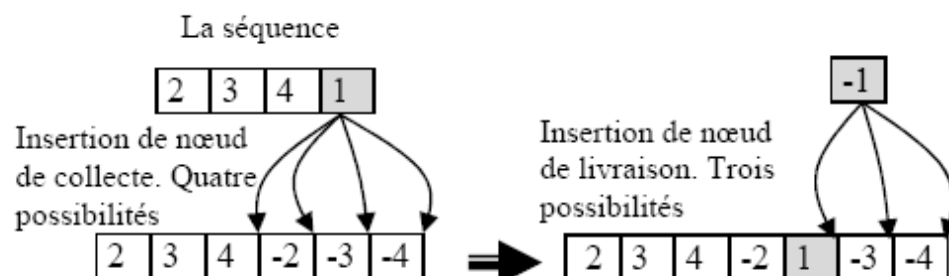


Fig. 6.7 - Exemple d'insertion des nœuds de la requête n°1.

Dans le but de trouver une meilleure insertion pour tous les nœuds de livraison insérés, les nœuds de livraisons insérés en premiers seront déplacés vers les nouvelles positions créées. Comme le montre l'exemple de la figure 6.8. Le test de tous les positions des nœuds de livraison s'effectuée en $O(n^2)$.

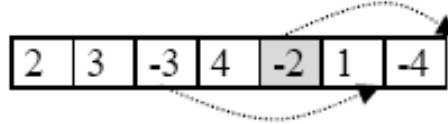


Fig. 6.8 - Déplacement des nœuds de livraisons.

Pour les deux cas, le nombre de possibilités total d'insertion des nœuds de livraison NL , est donné par les équations (6.1) et (6.3). Avec n est le nombre de requêtes.

□ **Premier Cas**

$$NL = \sum_{i=1}^n i(i+1)/2 = \frac{1}{6}n(n+1)(n+2) \quad (6.1)$$

Avec le déplacement des nœuds de livraison, le nombre total est de :

$$NL = \frac{1}{6}n(n+1)(n+2) + n^2 \quad (6.2)$$

La complexité dans les pires des cas est $O(n^3)$.

Algorithme

1. Entrée : Vecteur de collectes : *Pickup* % contient les nœuds de collecte (ou requêtes)
2. Insérer la première requête (nœud de collecte et de livraison) dans un vecteur *Result*.
3. **Pour** $i=2 \dots N$ **Faire**
 {Prendre *Pickup* [i] %insertion d'un nœud de collecte ;
 K =indice du dernier nœud de collecte inséré.
4. **Pour** $j=k+1 \dots \text{size}(\text{result})$ **Faire** {
5. Insérer *Pickup* [i] dans l'emplacement *result*[j] ;
6. % insertion de nœud de livraison
7. **Pour** $l=j+1 \dots \text{size}(\text{result})$ **Faire** {
8. Insérer le nœud de livraison dans l'emplacement *result*[l] ;
9. f = Evaluer la séquence obtenue ;
10. **If** $f < \min$ {prendre positions des nœuds de collecte et de livraison} ; }
11. Supprimer le nœud de collecte inséré ; }
12. Insérer les nœuds de collecte et de livraison dans les positions calculés ;
13. Si les contraintes sont respectées alors nouveau nœud
14. Sinon nouvelle tournée }
15. Evaluer *result* ;

Algorithme 6.2 – Algorithme d'insertion des nœuds.

□ Deuxième Cas 2

$$NL = \sum_{i=1}^n i(2i-1) = \frac{1}{6}n(n+1)(4n-1) \quad (6.3)$$

Avec le déplacement des nœuds de livraison, le nombre total est :

$$NL = \frac{1}{6}n(n+1)(4n+1) + n^2 \quad (6.4)$$

La complexité dans les pires des cas est $O(n^3)$.

7.3 Méthode et Algorithme Proposés

La méthode proposée est basée sur la méthode d'optimisation par essais particulières (OEP) présentée dans le chapitre précédent. L'idée est de chercher à modifier les équations de base de la méthode (cf. paragraphe 7.3.1), pour qu'elles s'adaptent au problème de collecte et de livraison. A notre connaissance, il n'y a que peu de travaux, consacrés au problème de tournés de véhicules (deux à trois articles), adoptant la méthode d'optimisation OEP au problème.

Par exemple dans (Qing et al. 2006), l'OEP est adaptée au problème de tournées de véhicules avec fenêtre horaires pour lesquels k véhicules de même type utilisées pour servir n clients. Une représentation directe de problème de tournées de véhicules avec ou sans fenêtre horaire à un ou plusieurs véhicules, est d'utiliser un vecteur composé de séquence de nœuds pour lequel les tournées sont séparées par le nœud représentant la base. D'ailleurs c'est la même représentation utilisée aussi pour le problème PCL. Supposons que la base est représentée par le nœud 0 un exemple de solution pour 6 clients est donnée comme suit :

0	5	0	4	3	6	0	2	1	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Fig. 6.9 - Séquence de nœuds solution

Dans (Qing et al. 2006), la représentation d'un individu est basée sur ce principe, pour lequel le nœud représentant la base en extrémité sont supprimés et ceux au milieu sont décalés à gauche. Par conséquent un individu est représenté à l'aide d'un vecteur de dimension $n+k-1$. Voici la représentation qui correspond à l'individu de la figure 6.9.

1	2	3	4	5	6	0	0
8	7	4	3	1	5	2	6

Fig. 6.10 - Représentation d'un individu

Les deux derniers emplacements dans *index* de la figure 6.10, représentent les positions de séparation des tournées. La méthode a été appelée seulement pour des problèmes de petites tailles, voir quelques nœuds et non pas à des jeux de données de la littérature. Il est bien évident que la recherche de la solution à base de la méthode proposée, consiste à trouver les meilleurs positions dans le vecteur *index*. Ce qui n'est pas facile avec l'utilisation directe de la méthode OEP.

Nous pensons que l'application de la méthode OEP pour des problèmes, qui peuvent être représentés à l'aide d'un graphe, passe d'abord par la modification de système d'équation tout en préservant la philosophie de la méthode. Ce point de vue a été bien utilisé dans

(Allahverdi et al., 2006) pour le problème d'ordonnement dans les bases de données distribuées. Nous utilisons ici la même philosophie de la méthode, avec quelques modifications appropriées pour que la méthode s'applique bien au problème (PCL).

7.3.1 Adaptation de l'OEP pour le PCL

Nous savons que la méthode OEP permet l'optimisation des fonctions continues dans un espace de recherche de dimension d à base d'une population d'individus. Chaque individu possède des paramètres de vitesse et d'accélération, qui lui permettent de voler dans un espace de recherche en ajustant la position en fonction des deux mémoires : sa meilleure position obtenue jusqu'à l'instant considéré, et la meilleure position dans la population.

Appliquer directement les équations de base de l'OEP pour l'optimisation discrète s'avère impossible, et il est nécessaire de procéder à la modélisation de problème en tenant compte de la philosophie de la méthode. C'est pour cette raison nous cherchons d'abord à réécrire les équations de base de l'OEP à base des deux mémoires : meilleure expérience dans la mémoire de l'individu et la meilleure expérience dans la mémoire de l'essaim. Reprenons le modèle classique de l'OEP :

$$x(t+1) = x(t) + v(t+1) \quad (6.5)$$

$$v(t+1) = wv(t) + c_1\phi_1(pbest - x) + c_2\phi_2(gbest - x) \quad (6.6)$$

Il est évident que les deux parties de l'accélération, permettent le changement dans la position de l'individu vers la meilleure position dans l'expérience, et la meilleure position obtenue dans la population par $c_1\phi_1(pbest - x)$ et $c_2\phi_2(gbest - x)$, respectivement.

Soit x , $pbest$, et $gbest$ trois vecteurs, représentant des tournées de véhicule pour un problème de collecte et de livraison. Avec x : la solution actuelle. $pbest$: La meilleure expérience obtenue par l'individu. $gbest$: La meilleure solution obtenue par la totalité de l'essaim.

Les équations (6.5) et (6.6) seront modifiées comme suit :

- La solution actuelle x obtenue par un individu sera modifiée, en déplaçant l'individu vers sa meilleure position visitée $pbest$, c'est-à-dire son expérience par la grandeur suivante :

$$V_1 = c_1\phi_1d_1 \quad (6.7)$$

- Le résultat obtenu à l'aide de l'équation 6.7, c'est-à-dire la nouvelle position de l'individu sera soumise à des changements à base de la deuxième part de l'accélération. Par conséquent l'individu est déplacé vers la meilleure position obtenue par l'essaim $gbest$, comme suit :

$$V_2 = c_2\phi_2d_2 \quad (6.8)$$

Où d_1 et d_2 sont deux scalaires appartenant à l'intervalle $[0, 1]$, qui implémentent la différence entre les couples de vecteurs $(pbest, x)$ et $(gbest, (pbest, x))$, et V_1, V_2 sont les vitesses de déplacements.

L'exemple suivant explique l'utilisation des deux équations.

Soit X_1 , X_2 deux vecteurs représentant les nœuds d'un graphe. En suppose qu'un nœud est codé en un entier positif :

$$\begin{array}{l}
 X_1 \quad \boxed{2} \ \boxed{1} \ \boxed{3} \ \boxed{4} \ \boxed{6} \ \boxed{7} \ \boxed{9} \ \boxed{8} \ \boxed{10} \ \boxed{5} \\
 X_2 \quad \boxed{9} \ \boxed{5} \ \boxed{6} \ \boxed{7} \ \boxed{3} \ \boxed{4} \ \boxed{1} \ \boxed{8} \ \boxed{10} \ \boxed{2}
 \end{array}$$

Trouver une mesure de ressemblance ou de différence entre deux vecteurs peut s'effectuer à l'aide de la *distance de Hamming*. L'inconvénient majeur de cette distance est lorsque l'un des vecteurs est obtenu à travers le décalage circulaire de l'autre vecteur (pour un problème de tournées de véhicules, les deux vecteurs représentent les mêmes tournées). La distance de *Hamming* entre ces deux vecteurs est maximale, pourtant que ces deux derniers représentent la même solution.

Pour cela nous cherchons tout d'abord à trouver une mesure de ressemblance $R(X_2, X_1)$ entre deux vecteurs, cette mesure représente le pourcentage des mêmes arrêtes appartenant au deux vecteurs. Formellement soit A_1 , A_2 les arrêtes représentant X_1 , et X_2 .

$$\begin{aligned}
 A_1 &= \{(2,1) (1,3) (3,4) (4,6) (6,7) (7,9) (9,8) (8,10) (10,5)\} \\
 A_2 &= \{(9,5) (5,6) (6,7) (7,3) (3,4) (4,1) (1,8) (8,10) (10,2)\} \\
 R(X_2, X_1) &= \left(\sum_{i=1}^{N-1} n_i \right) / (N-1) \\
 n_i &= \begin{cases} 1 & \text{Si l'arrête } i \in A_1, i \in A_2 \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}
 \end{aligned} \tag{6.9}$$

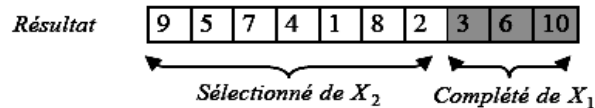
Dans l'exemple $R(X_2, X_1) = 1/3$, la différence entre les deux vecteurs est donc:

$$d(X_2, X_1) = 1 - R(X_2, X_1) \tag{6.10}$$

Nous dénommons cette distance la *distance des paires*. Dans l'exemple la différence entre les deux vecteurs est $2/3$. Une fois la différence entre les deux vecteurs est calculée, la vitesse de changement de vecteur X_1 envers le vecteur X_2 est obtenue à l'aide de l'équation $V = c\phi d$. Admettons que $c = 1$, et $\phi = 0.5$, alors la vitesse de déplacement de vecteur X_1 envers X_2 est de $V = 1/3$.

Afin d'appliquer les changements sur le vecteur X_1 , une variable aléatoire ρ est générée pour chaque arrête dans X_2 . Si $\rho < V$ l'arrête en question est sélectionné pour participer dans le vecteur *résultat*. Si à la fin, le vecteur *résultat* n'est pas complet, celui-ci est complété à partir des éléments de X_1 , ce dernier est parcouru d'une manière circulaire à partir de dernier élément trouvé dans le vecteur *résultat*.

Admettons que $\rho = \{0.3, 0.5, 0.2, 0.9, 0.1, 0.2, 0.3, 0.7, 0.05\}$, le vecteur *résultat* sera :



Maintenant, pour calculer la nouvelle position X (déplacement vers $pbest$, $gbest$), il suffit d'appliquer la méthode sur les couples $(pbest, x)$ et $(gbest, (pbest, x))$. Les étapes de l'algorithme qui suit, expliquent l'application de la méthode pour le problème de collecte et de livraison.

Algorithme

1. Initialisation
 - a. Définir une taille pour l'essaim (nombre d'individus), et initialiser ($X.Pbest$) les individus aléatoirement.
 - b. Initialiser les paramètres c_1 , c_2 , ϕ_1 , ϕ_2
 - c. Evaluer ces individus ; puis calculer le meilleur dans l'essaim, le $gbest$.
2. **While** (Nbe_Iteration \neq Maximum) **Do**
3. **For** ($i=1$, Taille Essaims) **Do** {
4. Evaluer $V_1 = c_1 \phi_1 d_1$, en déplaçant X vers $Pbest$ par V_1 .
5. Evaluer $V_2 = c_2 \phi_2 d_2$, en déplaçant le résultat obtenue, vers $Gbest$ par V_2 . Le résultat donnera X à l'instant $(i+1)$.
6. Modifier le vecteur résultat en ajoutant les nœuds de livraison à l'aide de la procédure **Insertion_Nœuds**. Les résultats obtenus, représentent des solutions réalisables.
7. évaluer l'individu.
8. **If** $Eval(X) < Eval(pbest)$ alors Remplacer $pbest$ par X
9. **If** $Eval(X) < Min$ alors
10. $Min = Eval(X)$; $position = i$ (i : est l'individu d'ordre i) }
11. $Gbest =$ L'individu d'ordre $Position$. }

Algorithme 6.3 – Algorithme d'optimisation par essais pour le PCL.

7.4 Expérimentations

Les algorithmes décrits ci-dessus ont été réalisés en **Java Eclipse**© testés sur une machine Pentium 4 d'horloge 3MHz et sur le jeu de données aléatoire décrit au-dessus téléchargeable sur www.emn.fr/guëret. Le choix des paramètres dépend du problème en question. Les valeurs suivantes ont été fixées pour chaque type de problème $c_1 = 1/2$, $c_2 = 1/2$. La taille de l'essaim dépend de problème, et fixée au nombre de requêtes.

Table 6.1- Résultats obtenus pour 20 instances des problèmes (5s10r)**Problème 5s10r**

#Instance	Mimétique Algorithme	OEP Algorithme	Gain Obtenu
5s10r_1	175,57	175,57	
5s10r_2	42,74	142,74	
5s10r_3	190,78	190,78	
5s10r_4	163,49	163,49	
5s10r_5	136,47	136,47	
5s10r_6	198,32	198,32	
5s10r_7	175,46	175,46	
5s10r_8	149,31	149,31	
5s10r_9	176,32	176,32	
5s10r_10	143,44	143,44	
5s10r_11	135,69	135,69	
5s10r_12	157,56	157,56	
5s10r_13	177,57	177,57	
5s10r_14	177,06	177,06	
5s10r_15	154,84	154,84	
5s10r_16	161,05	161,05	
5s10r_17	161,95	161,95	
5s10r_18	182,00	182,00	
5s10r_19	163,67	163,67	
5s10r_20	121,66	121,66	

Table 6.2- Résultats obtenus pour 20 instances des problèmes (5s20r)**Problème 5s20r**

#Instance	Mimétique Algorithme	OEP Algorithme	Gain Obtenu
5s10r_1	384,69	384,69	
5s10r_2	356,29	356,29	
5s10r_3	368,26	361,95	6,31
5s10r_4	301,70	301,70	
5s10r_5	317,36	317,36	
5s10r_6	386,54	386,54	
5s10r_7	326,37	326,37	
5s10r_8	334,97	334,97	
5s10r_9	284,89	284,89	
5s10r_10	314,87	314,87	
5s10r_11	364,75	364,75	
5s10r_12	323,78	323,77	0,01
5s10r_13	320,55	320,55	
5s10r_14	354,34	354,34	
5s10r_15	280,73	280,73	
5s10r_16	299,10	299,10	
5s10r_17	362,45	362,45	
5s10r_18	288,27	288,27	
5s10r_19	306,76	306,76	
5s10r_20	268,90	268,90	

Table 6.3- Résultats obtenus pour 20 instances des problèmes (10s30r)**Problème 10s30r**

#Instance	Mimétique Algorithme	OEP Algorithme	Gain Obtenu
5s10r_1	464,26	464,26	
5s10r_2	524,91	524,61	0,29
5s10r_3	514,21	514,21	
5s10r_4	533,39	533,48	0,09
5s10r_5	458,10	458,10	
5s10r_6	528,74	528,74	
5s10r_7	814,80	510,42	4,38
5s10r_8	576,27	572,82	3,44
5s10r_9	494,21	494,21	
5s10r_10	641,58	631,67	9,91
5s10r_11	489,45	487,98	1,47
5s10r_12	508,15	508,15	
5s10r_13	507,28	507,28	
5s10r_14	490,51	490,51	
5s10r_15	464,17	464,17	
5s10r_16	482,09	481,50	0,58
5s10r_17	477,61	473,83	3,78
5s10r_18	474,66	463,13	11,52
5s10r_19	442,07	442,07	
5s10r_20	498,29	496,68	1,60

Table 6.4- Résultats obtenus pour 20 instances des problèmes (20s50r)**Problème 20s50r**

#Instance	Mimétique Algorithme	Essaim Particulaire	Gain Obtenu
5s10r_1	756,24	756,24	
5s10r_2	874,77	871,50	3,26
5s10r_3	946,76	945,78	0,97
5s10r_4	785,48	785,40	0,08
5s10r_5	802,29	802,49	
5s10r_6	810,08	808,79	1,28
5s10r_7	981,88	981,88	
5s10r_8	764,38	764,38	
5s10r_9	911,73	911,73	
5s10r_10	896,61	881,74	14,86
5s10r_11	945,94	942,39	3,55
5s10r_12	864,65	864,65	
5s10r_13	847,32	847,32	
5s10r_14	898,62	897,75	0,86
5s10r_15	787,66	787,66	
5s10r_16	770,71	770,71	
5s10r_17	812,92	812,92	
5s10r_18	794,36	793,17	1,18
5s10r_19	906,32	902,46	3,85
5s10r_20	752,65	752,03	0,61

Les temps moyens d'exécutions sont calculés en seconde. Les solutions présentés, représentent les temps des tournées (en minutes) obtenus par les deux algorithmes (AM) et (OEP). La dernière colonne dans les tableaux des résultats donne le gain obtenu $gain = T(AM) - T(OEP)$.

Les résultats obtenus pour les quatre types de problème de collectes et de livraisons, montrent que la méthode proposée permet l'amélioration dans les solutions qui ont été obtenus par l'algorithme mimétique. Le taux de changement varie de 0% pour les problèmes de petite taille (5s10r) jusqu'à 50% pour les problèmes de grande taille (20s50r).

Le temps d'exécution dépend de la taille du problème et varie de quelques secondes pour les problèmes de petite taille (5s10r) jusqu'à quelques minutes pour les problèmes (20s50r).

La vitesse de déplacement V_i avec $i=1,2$, varie d'un problème à l'autre. Pour les problèmes de types 5s10r la vitesse $V_i \in [1/2 \ 9/10]$. Les problèmes de types 5s20r $V_i \in [4/10 \ 6/10]$. Les problèmes de types 10s30r $V_i \in [2/10 \ 4/10]$, et pour les problèmes de types 20s50r $V_i \in [0 \ 2/10]$. Le choix des intervalles dépend de la dimension du vecteur solution. La vitesse de déplacement permet de

La taille de l'essai est fixée au nombre de demandes et elle varie de 10 à 50 individus.

8. Conclusion

La méthode d'optimisation par essais particulières partage beaucoup de similarité avec les algorithmes génétiques dans le sens où les propriétés d'un individu sont influencées par les caractéristiques des autres. La méthode a été appelée efficacement dans ces dernières années pour les problèmes dites d'optimisation continue. Néanmoins son application aux problèmes discrets s'avère difficile pour les deux raisons suivantes :

(i) Modélisation : L'application de la méthode aux problèmes discret nécessite une phase d'adaptation de modèle de base des équations de l'OEP, ce qui n'ai pas toujours facile. Une bonne modélisation du problème doit d'abord chercher à modifier le système d'équations de la méthode, en se basant uniquement sur sa philosophie.

(ii) Voisinage : L'OEP de base était basée sur deux topologies de voisinage social : *global best*, pour lequel l'individu est influencé par le meilleur dans l'essaim et *local best*, pour lequel l'individu est influencé par un voisinage local. L'avantage de la première topologie est sa simplicité dans l'application, alors que son inconvénient est la convergence prématurée de l'essaim vers des optimums locaux. La deuxième approche présente l'inconvénient dans sa difficulté à définir le voisinage local, tandis que son avantage est l'efficacité d'échapper aux optimums locaux.

Nous avons tenu compte des deux raisons citées dans l'application de l'OEP au problème de collecte et de livraison. Dans la phase d'adaptation de l'OEP, nous avons utilisé l'approche *global best*. Pour remédier à la faiblesse de cette topologie, nous avons utilisé un opérateur qui permet d'échanger entre les nœuds de deux tournées, choisis aléatoirement pour échapper à une convergence prématurée.

Les résultats présentés dans les tableaux précédents, montrent l'efficacité de l'approche par essais particuliers pour les problèmes des tournées de véhicules, et plus particulièrement de collectes et de livraisons. La méthode proposée est favorablement comparée aux algorithmes génétiques combinés avec les recherches locales, pour le cas traité.

En perspective nous tiendrons d'utiliser la méthode à des instances de grande taille au-delà de deux cents nœuds. La méthode proposée peut être utilisée dans d'autres problèmes, tels que ceux de tournées des véhicules.

Conclusion générale

L'inspiration biologique a prouvé son efficacité pour tous les paradigmes inspirés. Néanmoins les défis rencontrés par les chercheurs proviennent du fait que les systèmes biologiques sont multifonctionnels. Un bon succès d'inspiration d'une fonction particulière, nécessite la séparation de toutes les parts ne contribuant pas dans cette fonction. Dans ce contexte, l'approche par émergence des systèmes complexes s'impose; c'est-à-dire, règle simple comportement complexe.

Les recherches dans l'inspiration et l'imitation biologique ont permis de développer des modèles et des méthodes. Parmi ces modèles, nous citons : Les réseaux de neurones inspirés de la neurobiologie, les algorithmes évolutionnaires inspirés de la théorie d'évolution, et récemment l'intelligence en essaims, inspirés des comportements d'essaims.

Dans notre thèse nous avons traité les deux cas suivants :

1. **Imitation**

Deux comportements d'essaims ont été simulés dans la thèse :

□ La première simulation cherche à imiter le comportement de fourragement chez les fourmis à base de la dynamique des processus d'exclusion. Le modèle d'inspiration utilisé incarne bien l'approche par émergence « *règles simples, comportements complexes* ». Notre approche s'est beaucoup plus accentuée sur la gestion de trafic des fourmis, puis à l'émergence du trafic entre la source de nourriture et le nid. Ce comportement nécessite un modèle de communication « *Modèle pour la phéromone* ». Ce dernier permet l'attraction des fourmis à la trace chimique, laissée dans l'environnement. Le modèle de la phéromone est basé sur les deux mécanismes d'évaporation et de propagation. Ces derniers jouent le rôle de feedback négatif et positif.

□ La deuxième imitation traitée, est le comportement de vol d'oiseaux. Nous nous sommes intéressé à l'aspect de la cognition et de l'influence sociale entre les individus. Ces deux principes montrent en toutes clartés, leurs relations étroites avec le processus d'adaptation et d'apprentissage. Ces principes s'incarnent bien dans la méthode d'optimisation par essaims particuliers, et qui montre bien sa capacité dans la résolution des problèmes et même dans la simulation des comportements des essaims et des phénomènes naturels. Une tentative d'adaptation de la méthode, pour simuler le comportement des essaims, est présentée dans notre travail. Le but est pour comprendre mieux le phénomène complexe, et de montrer les horizons d'une telle approche dans le développement des outils servant par la suite dans la résolution des problèmes. La division

de l'essaim en groupes d'essaims, appelé le multi essaims, s'inscrit bien dans cette approche, qui peut être vu comme une technique de « *niching* » utilisée dans les algorithmes génétiques.

Les deux principes de communication utilisés dans la thèse, se basent sur les deux principes, de la stigmergie et du socio-cognitif. Ces derniers affirment que l'approche d'intelligence en essaims permet de mettre à la disposition des chercheurs des méthodes et des techniques, qui leurs permettent de modéliser les processus d'apprentissage et d'adaptation. En plus, les systèmes d'intelligence en essaims sont complexe, auto-organisés et exhibent des comportements émergents. Ces deux dernières propriétés, caractérisent le système dans sa globalité, et s'insèrent bien avec une telle approche.

2. Résolution des Problèmes

Les principes de l'intelligence en essaims, évoqués dans les simulations des comportements d'essaims, ont été utilisés efficacement pour traiter des problèmes d'optimisation. Les deux problèmes traités dans notre travail s'inscrivent dans le cadre des problèmes de tournées de véhicules, et appartiennent à la classe des problèmes NP-Complet.

La première résolution utilisée est basée sur le principe de la stigmergie pour résoudre le problème de voyageur de commerce. Dans le jeu de données qu'on a utilisé, on a montré l'utilité de la combinaison entre les deux concepts d'émergence et d'auto-organisation. L'émergence d'une solution pour le PVC est le résultat d'un processus auto-organisé. Le système commence d'un état semi-organisé, exprimé à l'aide des règles de transition des fourmis. Le processus d'auto-organisation permet l'incrémentation et le maintien de l'ordre.

Le travail présenté donne une représentation de problème proche de la réalité, à travers l'utilisation de l'environnement comme support de communication et de mémorisation des effets causés par les individus. Une légère modification du modèle de la phéromone présenté dans la littérature est faite. Trois formes de représentation de la phéromone ont été étudiées. Les résultats obtenus pour le jeu de données utilisés montrent que, la technique de *moyenne de la phéromone* est la plus performante au sens de la fonction objective.

Le deuxième problème traité est beaucoup plus difficile par rapport au PVC. Il s'agit de problème de collecte et de livraison. Nous avons développé une nouvelle méthode, basée sur celle de l'optimisation par essaims particuliers (OEP). Nous avons tenu compte de deux raisons dans l'adaptation de l'OEP au problème de collecte et de livraison. La première raison consiste à une bonne adaptation du système d'équation de base de l'OEP, tandis que la deuxième consiste dans la détermination d'un meilleur voisinage. Ainsi, le modèle de base de l'OEP est modifié afin qu'il s'adapte mieux au problème de collecte et de livraison.

Les résultats obtenus, montrent l'efficacité d'une telle approche dans la résolution des problèmes de tournées de véhicules et plus précisément ceux des collectes et livraison. La méthode proposée est favorablement comparée à l'algorithme mimétique présenté dans la littérature.

Perspectives et Travaux Futurs

En perspective et travaux futurs, nous envisageons à poursuivre les recherches dans :

- ❑ La simulation des comportements des essaims, dont le but sera de développer des méthodes et outils servant dans la résolution des problèmes, et plus particulièrement, les comportements de vol d'oiseaux et de collection de poissons.
- ❑ L'utilisation de la méthode développée au sixième chapitre à des instances de grande taille, au-delà de deux cents nœuds pour des problèmes de collectes et de livraison, ainsi qu'aux problèmes divers, de types, tournés des véhicules.
- ❑ La combinaison entre les approches citées dans la thèse, par exemple entre, la communication à base de la stigmergie et celle de la socio-cognitif, pour la résolution des problèmes de types collectes et livraisons.

Bibliographie

(Abraham et al. 2005) A. Abraham , H. Guo , H. Liu “Swarm Intelligence: foundation, perspectives and applications”, Chapter, University of South Korea.

(Adami et al. 1994) C. Adami, C. T. Brown. “Evolutionary learning in the 2D artificial life system ‘Avida’” . In R. A. Brooks and P. Maes (Eds.), *Proceedings of Artificial Life IV*, Cambridge, MA, MIT Press. pp. 377–381.

(Ali et al. 1997) S.M. Ali, R. M. Zimmer “The question concerning emergence”, CASYS'97, Abstract Book, First International Conference on Computing Anticipatory Systems, CHAOS.

(Allahverdi et al. 2006) A. Allahverdi, F.S Alanzi, “A PSO and Tabu Search Heuristic for the Assembly Scheduling Problem of the two Stage Distribution Database Application”. *Computer and Operations Research*, Vol. 33, pp.1065-1080.

(Allen, 2002) P.M. Allen, “Evolution, Emergence and Learning in a Complex System”. In “Tackling industrial Complexity: Ideas that make a difference”, Conference, Manufacturing Institute, Cambridge, UK.

(Allen, 2001a) P.M. Allen, “Knowledge, Ignorance and the Evolution of Complex Systems”, In *Frontiers of Evolutionary Economics: Competition, Self-Organisation and Innovation Policy*, Cheltenham, UK.

(Allen, 2001b) P.M. Allen, “What is the Science of Complexity?”, In *Emergence*, Vol. 3, Issue 1. pp. 24-42.

(Allen, 2001c) P. M. Allen, “The Dynamics of Knowledge and ignorance: Learning the New Systems Science, in *Integrative Approaches to Natural and Social Dynamics*”, Eds: M. Matthies, H. Malchow and J. Kriz, Springer Verlag, Berlin.

(Allen, 2001d) P.M. Allen, “A Complex Systems Approach to Learning, Adaptive Networks”, *International Journal of Innovation Management*, Vol. 5(2), pp.149-180.

(Aoki, 1982) I. Aoki, “A Simulation Study on the Schooling Mechanism in Fish”, *Bulletin of the Japanese Society of Scientific Fisheries*, Vol. 48(8), pp.1081-1088.

(Anderson, 2002) E. Anderson, “The IRISes of the Gaspé Peninsula”. *Bulletin of the American IRIS Society*, Vol. 59, pp. 2–5.

(Arkin, 1998) R. Arkin, “Behavior-based robotics”. Cambridge, Massachusetts. MIT Press.

(Axelrod, 1980) R. Axelrod, “Effective choice in the Prisoner’s Dilemma”. *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 24, pp.3–25.

-
- (Axelrod, 1984)** R. Axelrod . “The Evolution of Cooperation”. New York: Basic Books.
- (Axelrod, 1997)** R. Axelrod “The dissemination of culture: A model with local convergence and global polarization”. *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 41, pp.203–226.
- (Bandura, 1986)** A. Bandura, “Social Foundations of Thought and Action: A Social Cognitive Theory”. Englewood Cliffs, Prentice Hall.
- (Beekman et al. 2002)** M. Beekman, D.J.T. Sumpter , F.L.W. Ratnieks, “Phase transition between disordered and ordered foraging in Pharaoh’s ants”, *Proceeding of Academic of Sciences*.
- (Beni et al. 1989)** G. Beni , J.Wang, “Swarm intelligence in cellular robotics systems”. In *Proceeding of NATO Advanced Workshop on Robots and Biological System*.
- (Bilchev et al. 1996)** G. Bilchev, I. Parmee, “Evolutionary Metaphors for the Bin Packing Problem”. In *Fifth Annual Conference on Evolutionary Programming*, San Diego, California, USA.
- (Blackwell, 2003)** T. M. Blackwell, “Particle swarm optimization in dynamic environments”. <http://igor.gold.ac.uk/~mas01tb/>
- (Blackwell et al. 2003a)** T.M. Blackwell , P.J Bentley “Dynamic search with charged swarm”, *Genetic and Evolutionary Computation, GECCO, Lecture Notes in Computer Science*, 2723, pp.1-12.
- (Blackwell et al. 2003b)** T.M. Blackwell , P.J Bentley “Don’t Push Me! Collision-Avoiding Swarm”, *Proceedings of the Evolutionary Computation (CEC02)*, 2, pp.1691-1696.
- (Blackwell et al., 2005)** T.M. Blackwell , J. Branke “Multi-swarms Exclusion, and Anti-Convergence in Dynamic Environments” , *IEEE, Evolutionary Computation*.
- (Bonabeau et al., 1994)** E. Bonabeau, G. Theraulaz,. “Intelligence Collective”. *Hermès*.
- (Bonabeau et al., 1997)** E. Bonabeau , G. Theraulaz “Auto-organisation et comportements collectifs : la modélisation des sociétés d’insectes”, *Auto-organisation et Comportement*, *Hermès*.
- (Bonabeau et al., 1998a)** E. Bonabeau, F. Henaux , S. Guerin, D. Snyers, P. Kuntz, G. Theraulaz “Routing in Telecommunications Networks with Smart Ant-Like Agents”. *Santa Fe Institute. USA*.
- (Bonabeau et al., 1999)** E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz, “Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems”. New York: Oxford University Press.
- (Bongaerts, 1998)** L Bongaerts. “Integration of Scheduling and Control in Holonic Manufacturing Systems”, *PhD Thesis, Katholieke Universiteit Leuven, Netherlands*.
-

(Bostel et al. 2005) N. Bostel, P. Dejax, and Z. Lu. “The design, planning and optimization of reverse logistics systems : a review”. In A. Langevin and D. Riopel, editors, *Logistics systems : Design and Optimization*. Springer.

(Boyd et al. 1996) R. Boyd , P.J Richerson , “Culture and Evolutionary Process”, University of Chicago press.

(Breder, 1954) C.M. Breder “Equations descriptive of fish schools and other animal aggregations”. *Ecology*, 35, pp. 361–370.

(Brits et al. 2002) R. Brits , A.P. Engelbrecht , F. Van Der Bergh F., “A niching particle swarm optimizer”. *Proceedings of the 4th Asia-Pacific Conference on Simulated Evolution and Learning*, Singapore, pp. 692-696.

(Brits et al. 2007) R. Brits, A.P. Engelbercht , F. Van der Bergh , “Location multiple optima using particle swarm optimization”, Elsevier, *Applied Mathematics and Computer*, 189, pp.1859-1883.

(Brooks, 1991a) R. A. Brooks. “Intelligence without reason”. In Ray Myopoulos, John Reiter, editor, *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 569-595.

(Brooks, 1991b) R. A. Brooks. “Intelligence without representation”. *Artificial Intelligence*, 47, pp. 139-159.

(Brunner, 2002) K.A. Brunner, “What's Emergent in Emergent Computing”, *Proceedings of the 16th European Meeting on Cybernetics and Systems Research*, 1, pp.189–192.

(Brückner, 2000). S. A. Brückner, “Return to the ant, synthetic system for manufacturing control”, PhD Thesis, Humboldt University, **Berlin**.

(Bullnheimer et al. 1997) B. Bullnheimer, R. Hartl, C. Strauss, “A New Rank Based Version of the Ant System - A Computational Study”. Institute of Management Science, University of Vienna, Austria.

(Bullnheimer et al. 1997a) B. Bullnheimer , R. Hartl, C. Strauss, “Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem”. In *Second International Conference on Metaheuristics*, Sophia Antipolis, France.

(Bullnheimer, 1999) B. Bullnheimer, “Ant Colony Optimization in Vehicle Routing”. Doctoral thesis, University of Vienna, Austria.

(Bullnheimer et al. 1999a) B. Bullnheimer , R. Hartl, C. Strauss, “Applying the Ant System to the Vehicle Routing Problem”. In *Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization*. Kluwer, Boston.

(Bullnheimer et al. 1999b) B. Bullnheimer , R. Hartl, C. Strauss, (1999b). “An Improved Ant system Algorithm for the Vehicle Routing Problem”. *Annals of Operations Research, Nonlinear Economic Dynamics and Control*.

-
- (**Camazine et al. 2001**) S. Camazine, “Self-Organization in biological systems”. Princeton Studies in Complexity. Princeton University Press.
- (**Capera et al. 2003**) D. Capera, J. P. Georgé, M.-P. Gleizes, and P. Glize. “The AMAS theory for complex problem solving based on self-organising cooperative agents”. International IEEE, International Workshops on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises, pp. 383-388.
- (**Cardeau, 2003**) J.F. Cordeau and G. Laporte. “The dial-a-ride problem : Variants, modeling issues and algorithms”. 4OR - Quarterly Journal of the Belgian, French and Italian Operations Research Societies, 1, pp. 89–101.
- (**Cardeau et al. 2005**) J.F. Cordeau, G. Laporte, J-Y. Potvin, and M.W.P. Savelsbergh. “Transportation on demand”. Handbooks in Operations Research and Management Science. Elsevier, Amsterdam.
- (**Chapuisat et al. 1997**) M. Chapuisat, L. Keller, “Les fourmis sont-elles encore en froid avec Darwin ?” La Recherche, 196, pp.90–93.
- (**Chowdhury et al. 2002**) D. Chowdhury, V. Guttal, K. Nishinari, A. Schadschneider, “A cellular- automata model of flow in ant trails: non-monotonic variation of speed with density”, Journal of Physics, Vol. 35, pp.573-577.
- (**Cheduhary et al. 2004**) D. Chowdhury, k. Nishinari, and A.Schadschneider. “Self-organized patterns and traffic flow in colonies of organisms: from bacteria and social insects to vertebrates”. Special Issue on Phase Transitions, Vol. 77, pp.601-624.
- (**Clerc, 2001**) M. Clerc 2001 “Discrete Particle Swarm Optimization Illustrated by the Travelling Salesman Problem”. <http://www.mourice.free.fr/PSO>
- (**Clerc et al., 2002**) M. Clerc, J. Kennedy “The particle swarm: Explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional search space” IEEE, Computational Intelligence, Vol. 6, pp. 58-73.
- (**Clerc, 2006**) M. Clerc M. “some idea about particle swarm optimization”, <http://www.mourice.free.fr/PSO>.
- (**Clerc, 2007**) M. Clerc , “Back to random topology”, <http://www.mourice.free.fr/PSO>.
- (**Colorni et al. 1991**) A. Colorni, M. Dorigo, V. Maniezzo, “Distributed Optimization by Ant Colonies” . In Varela and Bourgine, pp. 134–142.
- (**Colorni et al. 1992**) A. Colorni, M. Dorigo, V. Maniezzo, “Investigations of some properties of an "Ant algorithm"”. In Männer and Manderick, pp. 509-520.
- (**Colorni et al. 1994**) A. Colorni, M. Dorigo, V. Maniezzo, M. Trubian, “Ant System for Job-shop Scheduling”. JORBEL - Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science, 34(1), pp.39–53.
-

-
- (Cormen et al. 1990)** T.H. Cormen, C.E. Leiserson R.L. Rivest, “Introduction to algorithms”. Cambridge MA : MIT Press.
- (Couzin et al., 2002a)** I.D. Couzin, J. Krause, R. James, G.D. Ruxton, N. R. Franks. “Collective memory and spatial sorting in animal groups”. *Journal of Theoretical Biology* 218, pp. 1-11.
- (Couzin et al. 2002b)** I.D.Couzin, and N.R.Franks “Self – organized lane formation and optimized traffic flow in army ants”. *Proc. Royal Society London*. pp.1-8.
- (Daub, 2003)** C. Daub (2003), “The totally asymmetric simple exclusion process (TASEP) and related models”. *Theory and Simulation Resultants*, pp. 1-12.
- (Delgado et al., 1997)** J. Delgado and R. Sole. “Collective-induced computation”. *Physical Review* , Vol. 55, pp.2338-2344.
- (Deneubourg, 1977)** J. Deneubourg, “Application de l’ordre par fluctuations à la description de certaines étapes de la construction du nid chez les termites”. *Insectes Sociaux*, Vol. 24, pp.117–130.
- (Derrida, 1998)** B. Derrida, “An exactly soluble non-equilibrium system: the asymmetric simple exclusion process”, *Physics Reports*. Vol. 301, pp.65-83.
- (De Wolf et al., 2004)** T. De Wolf, T. Holvoet (2004). “Emergence versus self organisation: different concepts but promising when combined”. *Lecture Notes in Computer Science*, 3464, pp.1-15.
- (Di Caro et al. 1997)** G. Di Caro, M. Dorigo, “AntNet : A Mobile Agents Approach to Adaptive”. *Routing Technical Report 97-12*, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, Belgium.
- (Di Caro et al. 1998)** G. Di Caro, M. Dorigo, “Ant Colonies for Adaptive Routing in Packet-switched Communications Networks” . *Lecture Notes in Computer Science*, 1498, pp. 673-682.
- (Di Caro et al. 1998a)** G. Di Caro, M. Dorigo “AntNet : Distributed Stigmergetic Control for Communications Networks” . *Journal of Artificial Intelligence Research*, 9 pp. 317–365.
- (Di Caro et al. 1998b)** G. Di Caro, M. Dorigo “Mobile Agents for Adaptive Routing” . In *Proceeding of 31st International Conference on System Science (HICC 31)*, Hawaii.
- (Dorigo et al., 1996a)** M. Dorigo, V. Maniezzo, and A. Coloni. “The ant system: Optimization by a colony of cooperating ants”. *IEEE, Transactions on Systems, Management and Cybernetics*, 26, pp.1–13.
- (Dorigo et al., 1996b)** M. Dorigo, L. Gambardella, “A Study of some properties of Ant-Q” In *Proceedings of the 4th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, pp. 656-665.
-

-
- (Dorigo et al., 1997)** M. Dorigo, L. Gambardella, “Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Travelling Salesman problem” IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 1(1), pp.53-66.
- (Dorigo et al., 1999a)** M. Dorigo, G. Di Caro, L. Gambardella, “Ant Algorithms for Discrete Optimization”, Artificial Life, 5(2), pp. 137-172.
- (Dorigo et al., 1999b)** M. Dorigo, G. Di Caro, “The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic”. In (D. Corne et al., 1999), New Idea in Optimization, pp.11-32.
- (Dussutour et al. 2004)** A. Dussutour, V. Fourcassié, D. Helbing and J. L. Denenbourg “Optimal traffic organization in ants under crowded conditions”. Nature Vol. 428, N° 6978, pp. 70-77.
- (Eberhart et al., 1995)** R. Eberhart , J. Kennedy “A new Optimizer using particle swarm theory”. In IEEE, Six international symposium on micro machine and human science, pp.39-43.
- (Eberhart et al., 1999)** R. Eberhart , Y. Shi “Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms”, IEEE, Congress on evolutionary computation, pp. 94-100.
- (Edwards et al., 1998)** L. Edwards, Y. Peng. “Computational models for the formation of protocell structures”. The 6th International Conference on Artificial Life (ALIFE-98), pp. 35-42.
- (Enaud et al., 2004)** C. Enaud and B. Derrida “sample dependent phase transition in disordered exclusion model”, Europhysics Letters, Vol. 66(1) , pp. 83-89.
- (Fiala-Timlin et al., 1992)** M.T. Fiala-Timlin, W.R. Pulleyblank. “Precedence constrained routing and helicopter scheduling: Heuristic design”. Journal Informas Interfaces, Vol. 22(3), pp.100–111.
- (Flacke, 1999)** G. Flacke , “The Computational Beauty of Nature”, Bradford Books, MIT press.
- (Fogel, 1966)** L J Fogel, A. J Owens, M. J Walsh, M. J. “Artificial Intelligence through Simulated Evolution”. In John Wiley and Sons. New York.
- (Forbes, 2004)** N. Forbes, “Imitation of Life: How Biology Is Inspiring Computing”. MIT Press, Cambridge, MA.
- (Forgy, 1982)** C. L. Forgy. “Rete: A fast algorithm for the many pattern/many object pattern matching problem”. Artificial Intelligence, Vol. 19, pp.17-37.
- (Forrest, 1990)** S. Forrest. “Emergent computation: self-organizing, collective, and cooperative phenomena in natural and artificial computing networks”. Proceedings of the Ninth Annual International Conference of the Center for Nonlinear Studies on Self-organizing, New Mexico, pp.1-11.
-

-
- (Forrest et al. 1994)** S. Forrest, A. S. Perelson, L. Allen, and R. Cherukuri. “Self-nonsel self discrimination”. In Proceedings of the IEEE Symposium on Research in Security and Privacy, pp.202-212.
- (Foukia et al. 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, Australia, pp.77-83.
- (Foukia, 2005)** N. Foukia. “IDReAM: Intrusion Detection and Response executed with Agent Mobility”, The International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS’05), pp. 264-270.
- (Franklin et al. 1997)** S. Franklin, A. Graesser. “Is it an agent, or just a program? A taxonomy for autonomous agents”. Proceedings of the Agent Theories, Architectures, and Languages Workshop, Lecture Notes in Computer Science. Vol. 525pp. 21-35.
- (Fukuda et al. 1994)** T. Fukuda, G. Iritani, T. Ueyama, and F. Arai, “Optimization of group behavior on cellular robotic system in dynamic environment”. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1027-1032.
- (Gaertner, 2004)** D. Gaertner. “Natural algorithms for optimization problems”. Master, Thesis, CA.
- (Gambardella et al., 1995)** L. Gambardella, M. Dorigo. “Ant-Q: A Reinforcement Learning Approach to the Traveling Salesman Problem”. Twelfth International Conference on Machine Learning, (In Morgan Kaufmann), pp. 252-260.
- (Gambardella et al., 1996)** L. Gambardella, M. Dorigo. “Solving Symmetric and Asymmetric TSPs by Ant Colonies”. Proceeding of the IEEE, Transactions on Evolutionary Computation, Japan.
- (Gambardella et al. 1999)** L. M. Gambardella, E. Taillard, and M. Dorigo. “Ant Colonies for the QAP”. Journal of Operational Research Societies, Vol. 50(2), pp.167-176.
- (Gambardella et al., 1999a)** L. M. Gambardella, E. Taillard, E., G. Agazzi, G. “MACS-VRPTW : A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows”. In (D. Corne et al., 1999) A New Idea of Optimization, pp. 63–76.
- (Grassé, 1959)** P. Grassé. “La reconstruction du nid et les coordinations interindividuelles chez bellicositermes et cubitermes. La théorie de la stigmergie: Essai d’interprétation du comportement des termites constructeurs”. Insectes Sociaux , 6, pp.41–81.
- (Goldstein, 1999)** J. Goldstein, “Emergence as a Construct : History and issues”. Emergence Vol. 1(1), pp. 49-71.
- (Grumbach, 1997)** A. Grumbach, “A propos d’émergence. Emergence ou explication”. Intellectica Emergence and explanation, Vol. 25, pp. 185-194.
- (Glansdorff et al., 1978)** P. Glansdorff , I. Prigogine, “Thermodynamic study of structure, stability and fluctuations”. Wiley, New York.
-

(Goss et al., 1989) S. Goss, S. Aron, J. Deneubourg, and J. Pasteels. “Self-Organized Shortcuts in the Argentine Ant”. *Naturwissenschaften*, Vol. 76, pp.579–581.

(Haken, 1983) H. Haken. “Synergetics. An Introduction”. Springer, Berlin.

(Hackwood et al., 1992) S. Hackwood, S. Beni, “Self-organization of sensors for swarm intelligence”. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Nice, France, pp. 819-829.

(Harton et al., 1997) H.C Harton, B. Latane. “The social self-organization of culture”. from “Self-organizing of complex structures: from individuals to collective dynamics,” Ed. F. Schweitzer and H. Haken, pp.355-367.

(Heppner et al., 1990) F. Heppner, U. Grenander “A stochastic nonlinear model for coordinated bird flocks”. In *The Ubiquity of Chaos*. American Association for the Advancement of Science, pp.233-238.

(Holland, 1975) J. H. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems”. MIT Press, Cambridge, MA.

(Holland, 1997) J. H. Holland, “Emergence from Order to Chaos”, Addison-Wesley.

(Holldobler et al., 1990) B. Holldobler, E. Wilson, “The Ants”. Springer, Berlin.

(Holldobler et al., 1996) B. Holldobler, E. Wilson. “Voyage chez les Fourmis”. Hermes.

(Hunter, 1993) L. Hunter “Molecular Biology for Computing Scientists”, AAAI, MIT press.

(Hurth et al., 1992) A. Hurth, C.Wissel, “The simulation of the movements of fish schools”. *Journal of Theoretical Biology*. Vol. 156, pp. 365-385.

(Hutchins et al., 1992) E. Hutchins, B. Hazlehurst “Learning in Cultural Process”, In (Longton et al.), *Artificial Life II*, pp.689-706.

(Janson et al., 2005) Janson S., and Middendorf M., “A hierarchical Particle swarm optimizer and its adaptive variant”. In *IEEE System Management and Cybernetic*, Vol.35 (6) , pp.1272-1282.

(Jaw et al. 1986) J. Jaw, A.R. Odoni, H.N. Psaraftis, and N.H.M. Wilson. “A heuristic algorithm for the multivehicle advance request dial-a-ride problem with time windows”. *Transportation Research Methodological*, Vol. 20, pp.243–257.

(Jennings et al., 1998) N. R. Jennings, K. Sycara, and M. Wooldridge. “A roadmap of agent research and development”. *Journal of Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 1(1), pp.7-38.

(Karuna et al., 2005) H. Karuna P. Valckenaers, B. Saint-Germain, P. Verstraete, C. B. Zamfirescu, H. Van Brussels, “Emergent Forecasting using a stigmergy approach in

manufacturing coordination and control”. Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol. 3464, pp. 210-226.

(Kaufman, 1993) S. Kauffman, “The Origins of Order: Self-Organization and Selection in Evolution”. Oxford University Press.

(Kennedy et al., 1995) J. Kennedy , and R. Eberhart R., “Particle swarm optimization”. In IEEE, International Conference on Neural Network, pp.1942-1948.

(Kennedy, 1997) J. Kennedy. “The particle swarm: Social adaptation of knowledge” Proceedings of the International Conference on Evolutionary Computation Indianapolis, Indiana. pp. 303–308.

(Kennedy, 1998) J. Kennedy. “Thinking is social: Experiments with the adaptive culture model”. Journal of Conflict Resolution, Vol. 42, pp. 56–76.

(Kennedy, 1999) J. Kennedy. “Small worlds and mega-minds: Effects of neighborhood topology on particle swarm performance”. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, pp.1931–1938.

(Kennedy et al., 2001) J. Kennedy, R.C. Eberharte, et Y. Shi. “Swarm Intelligence”. Morgan Kaufmann Publishers.

(Kennedy et al., 2003) J. Kennedy , R. Mendes R., “Neighborhood topologies in fully-informed and best of neighborhood particle swarm”. In IEEE, Proceedings of the International Workshop, Soft Computing in Industrial Applications, pp. 45-50.

(Kephart, 1994) O. J. Kephart. “A biologically inspired immune system for computers”. Proceedings of the 4th International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems Artificial Life IV, Cambridge, pp.130-139.

(Klemm et al. 2003) K. Klemm, V. M Eguiluz, R. Toral, and M.S Miguel, “Role of dimensionality in Axelord’s model for the dissemination of culture”, Elsevier – Physica A Vol. 327, pp.1-5.

(Kolomeisky et al. 1998) A.B. Kolomeisky, G.M. Schutz, E.B. Kolomeisky and J.P. Straley. “Phase diagram of one dimensional driven lattice gases with open boundaries”. Journal of Physics and Mathematics. Vol. 31, pp. 6911-6919.

(Koza, 1992) J. R. Koza. “Genetic Programming”. MIT Press, Cambridge, MA.

(Kraus, 1997) S. Kraus. “Negotiation and cooperation in multi-agent environments”. Artificial Intelligence, Vol. 94, pp.79-97.

(Langton, 1988) C. Langton, “Artificial life”, Artificial Life, Addison-Wesley. Pp.1–48.

(Langton, 1990) C. Langton, “Computation at the edge of chaos, Phase transition and emergent computation”, Physica D , Vol.42. pp.12-37.

(Latané et al., 1970) B. Latané, J.M. Darley. “The Unresponsive Bystander: Why Doesn’t He Help?”. Appleton-Century-Crofts. New York.

(Latané, 1981) B. Latané, “The psychology of social impact”. *American Psychologist*, Vol. 36, pp.343–356.

(Latané et al., 1996) B.Latané, and T. L’Herrou. “Spatial clustering in the conformity game: Dynamic social impact in electronic groups”. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.70, pp.1218–1230.

(Lee et al., 1999) T. S. Lee, S. Ghosh, J. Liu, X. Ge, and A. Nerode. “A mathematical framework for asynchronous, distributed, decision-making systems with semiautonomous entities: Algorithm synthesis, simulation, and evaluation”. In *Fourth International Symposium on Autonomous Decentralized Systems*, Tokyo, Japan.

(Lemouari et al. 2005) A. Lemouari, M. Benmohamed, “Strategies in Dynamic Environment with Trace Emergence Using Exclusion Process”. *International Academy of Sciences*, Vol.6, pp. 96-101.

(Lemouari et al. 2006) A. Lemouari, M. Benmohamed. “Trace Emergence of Ants’ Traffic Flow, Based Upon Exclusion Process”. *International Journal of Computational Intelligence, IJCI*, Vol. 2 (4), pp. 41-47.

(Lewes, 1875) G. H. Lewes, “Problems of life and mind”. London : Kegan Paul, trench, Turbner, & Co.1875

(Mamei et al., 2003) M. Mamei, F. Zambonelli, “Self-organisation in multi-agent systems: a middleware approach”. In *Proceedings of the International Workshop on Engineering Self-Organising Applications, Lecture Notes in Computer Science*, Vol.2977, pp.233-248.

(Mamei et al., 2005) M. Mamei, M. Vasirani, and F. Zambonelli. “Selforganising spatial shapes in mobile particles: the TOTA approach”. *Engineering Self-Organising System, Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol.3464, pp.138-153.

(Maniezzo et al., 1999) V. Maniezzo , A. Colorni, “The Ant System Applied to the Quadratic Assignment problem”. In *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. Vol. 11(5), pp.769-778.

(Mataric, 1992) M. Mataric, “Minimizing complexity in controlling a mobile robot population”. In *IEEE, International Conference on Robotics and Automation*, Nice, France.

(Maturana et al., 1996) F. Maturana, D. H. Norrie. “Multi-agent mediator architecture for distributed manufacturing”. *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol.7, pp.257-270.

(McMullin et al., 1999) B. McMullin, F. J. Varela. “Rediscovering computational autopoiesis”. *Fourth European Conference on Artificial Life*, pp. 38-47.

(Minsky, 1986) M. Minsky. “The Society of Mind”. Simon and Schuster, New York.

- (Mendes et al. 2004)** R. Mendes , J. Kennedy , J. Neves, “The fully informed particle swarm: Simpler maybe better”. In IEEE, Evolutionary Computation, Vol. 8 (3), 2004, pp: 204-210.
- (Mendes, 2004)** R. Mendes, “Population topologies and their influence in particle swarm performance”. Ph.D. Thesis Universidade do Minho, Lisbon, Portugal.
- (Moscatto, 1999)** P. Moscatto. “Memetic algorithms : A short introduction”. M. Dorigo, and F. Glover, editors, New Ideas in Optimization, pp. 219–234.
- (Nagpal 2001)** R. Nagpal, “Programmable Self-assembly: Constructing Global Shape Using Biologically-inspired Local Interactions and Origami Mathematics”. Ph.D. thesis, Department of Electrical Engineering and Computer Science, MIT. USA.
- (Nishinari et al. 2003)** K. Nishinari, D. Chowdhury, A. Schadschneider, “Cluster formation and anomalous fundamental diagram in an ant-trail model,”. In Physical Review Vol. 67. pp. 1-11.
- (Parsopoulos et al. 2001)** K. Parsopoulos , V. Plagianakos , G. Magoulas , M. Vrahatis. “Stretching technique for obtaining global minimizers through particle swarm optimization”. Proceeding of the particle swarm optimization, Indianapolis, pp.22-29.
- (Parsopoulos et al., 2002)** K. Parsopoulos , M. Vrahatis, “Recent approaches to global optimization problems through particle swarm optimization”. Natural Computing, Vol. 1, pp. 235-306.
- (Partridge, 1982)** B. Partridge. “The structure and function of fish schools”. Scientific American Journal, pp.114–123.
- (Pattison et al., 1987)** H. E. Pattison, D. D. Corkill, and V. R. Lesser. “Instantiating descriptions of organisational structures”. Distributed Artificial Intelligence, London, pp. 59-96.
- (Pepper, 1926)** S.C. Pepper, “Emergence”. Journal of Philosophy, 23, pp.241–245.
- (Pilat et al. 2002)** L. M. Pilat , T. white, “Using Genetic Algorithms to Optimize ACS-TSP”. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2463, pp.282-287.
- (Prigogine et al. 1977)** I. Prigogine, G. Nicolis. “Self Organization in Non-Equilibrium Systems”. Wiley and Sons, New York.
- (Poulton et al. 2005)** G. Poulton, Y. Guo, G. James, P. Valencia, V. Gerasimov, J. Li. “Directed self-assembly of 2-dimensional mesoblocks using top-down/bottom-up design”. Engineering Self-Organising Systems, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Vol. 3464, pp.154-166.
- (Prins, 2004)** C. Prins. “A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem”. Computers and Operations Research, 31, pp.1985–2002.

-
- (Pronina et al. 2004)** E. Pronina, A.B. Kolomeisky. “Two– channels totally asymmetric simple exclusion process”. *Journal of Physics*, pp.9907-9918.
- (Qing et al. 2006)** Z. Qing, Q. Limin, L. Yingchun, Z. Shanjun. “An improved particle swarm optimization algorithm for vehicle routing problem with time window”. In *IEEE, Congress on Evolutionary Computation, CEC’06*, pp.1386-1390.
- (Rendell et al. 2001)** L. Rendell , H. Whitehead “Culture in Whales and Dolphins”. In *Behavioral and Brain Science*, Vol. 24 (2), pp. 309-324.
- (Resnick, 1994)** M. Resnick. “Turtles, Termites and Traffic Jams: Explorations in Massively Parallel Microworlds”. Bradford Books.
- (Reynolds, 1987)** C.W. Reynolds, “Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model”. *Computer Graphics*, 21, pp. 25–34.
- (Reynolds, 1994)** R. G. Reynolds, “An introduction to cultural algorithms”. *Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming*, pp.131–139.
- (Rich et al. 1991)** E. Rich, K. Knight. “Artificial Intelligence”. In McGraw-Hill, New York, second edition.
- (Roux et al., 1999)** O. Roux, , E.G. Talbi “An tabu-enhanced version”. Technical Report LIL-99-1, Laboratoire d’Informatique du Littoral.
- (Roger, 1988)** A Roger “Does Biology Constrained Culture”. *American Anthropologist*, Vol. 90 (4), pp.819-831.
- (Saxe, 1869)** J. G. Saxe, “The blind men and the elephant”. In H. Felleman (Ed.) (1936), *The Best Loved Poems of the American People*. New York.
- (Schütz, 2003)** G. Schütz, “Exactly solvable models for many-body systems far from equilibrium in Phase Transitions and Critical Phenomena”. *Journal of Physics*. Vol. 19.
- (Searle, 1995)** J. R. Searle, “La redécouverte de l’esprit”, Editions Gallimard, 1995.
- (Sen et al., 1994)** S. Sen, M. Sekaran, J. Hale. “Learning to coordinate without sharing information”. In *Proceedings of the 12th National Conference on Artificial Intelligence*. Vol.1, pp 426-431.
- (Serugendo et al., 2006)** G. Di Marzo Serugendo, M-P. Gleizes, A. Karageorges “Self-organisation and emergence in MAS: An overview,” *Informatica 30*, Ljubljana, Slovenia. pp. 45-54.
- (Shalizi, 2001)** C. R. Shalizi, “Causal Architecture, Complexity and Self-Organization in Time Series and Cellular Automata”. PhD Thesis, University of Wisconsin at Madison, USA
-

-
- (Sheloker et al. 2006)** P. S. Shelokar, P. Siarry , V. Jayaraman , B. D. Kulkarni. “Particle swarm and ant colony algorithm hybridized for improved continuous optimization”. *Applied Mathematics and Computation*. Vol. 188(1), pp.129-142.
- (Shen et al. 1995)** Y. Shen, J ;Y Potvin, J.M Rousseau, and S. Roy. “A computer assistant for vehicle dispatching with learning capabilities”. *Annals of Operations Research*, Vol. 61 pp.189–212.
- (Shi et al., 1999)** Y. Shi, R. Eberhart, “Empirical study of particle swarm optimization”. In *IEEE, Congress on evolutionary computation*, pp.1945-1950.
- (Sims, 1994)** K. Sims. “Evolving 3D morphology and behavior by competition”. *Artificial Life*, Vol. 1, pp. 353–372.
- (Smith, 1992)** A.R. Smith. “Simple nontrivial self-reproducing machines”. In *Proceedings of the Workshop on Artificial Life (ALIFE '90), Santa Fe Institute Studies, In the Sciences of Complexity*, Vol. 5, pp. 709-726.
- (Stützle et al., 1997)** T. Stützle, H. Hoos. “Max – Min Ant System and local Search for the Traveling Salesman Problem”. In *IEEE, Proceedings of the International Conference on Evolutionary*, pp. 308-313.
- (Stützle, 1998a)** T. Stützle, “An Ant Approach to the Flow Shop Problem”. In the 6th European Congress on Intelligent Techniques & Soft Computing EUFIT'98, pp.1560–1564.
- (Stützle et al., 1999)** T. Stützle, M. Dorigo. “ACO Algorithms for the Traveling Salesman Problem”. John Wiley & Sons.
- (Stützle et al., 2000)** T. Stützle, H. Hoos. “Max – Min Ant System”. *Future Generation Computer Systems*, Vol. 16(8), pp.889-914.
- (Sumpter et al., 2003)** D.J.T Sumpter, M. Beekman “From nonlinearity to optimality: pheromone trail foraging by ants”. *Animal behavior*, Elsevier, pp.273 – 280.
- (Taillard, 1999)** E. Taillard “Ant Systems”. In *Pardalos, P. and Resende, M. editors, Handbook of Applied Optimization*.
- (Tasgetiren et al. 2007)** M. F. Tasgetiren, Y. Liang , M. Sevkli , G. Gencyilmaz , “A particle swarm optimization algorithm for makespan and total flowtime minimization in the permutation flowshop sequencing problem”. *European journal of operational research*, Vol. 177, pp.1930-1947.
- (Tang-Montané et al., 2006)** F. A. Tang-Montané and R. Diéguez-Galvao. “A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service”. *Computers and Operations Research*, Vol. 33, pp.595–619.
- (Theralulaz et al., 2003)** B.G. Theralulaz, J. Cautrais, S.Camazine and J.L. Denenbourg. “The formation of spatial patterns in social insects: from simple behaviours to complex structures”. *The Royal Society London*. pp. 1263 – 1282.
-

- (Tijssen, 2000)** G.A. Tijssen. “Theoretical and practical aspects of linear optimization”. PhD thesis, Graduate School/Research Institute, Systems, organization and management. University of Groningen, Netherlands.
- (Torres, 2004)** F. Torres. “Algoritmo genético basado en una heurística de inserción para el problema de ruteo de helicópteros”. Congreso Latino-Ibero americano de Investigación de Operaciones, La Habana, Cuba.
- (Toth et Vigo, 1997)** P. Toth and D. Vigo. “Heuristic algorithms for the handicapped persons transportation problem”. *Transportation Science*, vol. 31 pp. 60–71.
- (Trelea, 2003)** I.C. Trelea. “The particle swarm optimization: convergence analysis and parameters selection”. *Information processing letters*, Vol. 85, pp. 859-872.
- (Tsetlin, 1973)** M. L. Tsetlin. “Automaton Theory and Modeling of Biological Systems”. Academic Press, New York.
- (Ueyama et al., 1992)** T. Ueyama, T. Fukuda, and F. Arai, “Configuration of communication structure for distributed intelligent robot system”. In *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 807-812.
- (Van der bergh et al., 2006)** F. Van der bergh , A. Engelbercht , “A study of particle swarm optimization particle trajectories”. *Information Science*, Vol. 176, pp.937-971.
- (Van der Meer et al., 1998)** R. Van der Meer, M. Breed, “Pheromone Communication in Social Insects”. Westview Press.
- (Velasco et al. 2005)** N. Velasco, P. Dejax, , C. Guéret, C. Prins “A Memetic Algorithm for a Pick-up and Delivery Problem by Helicopter”. MIC'05, Vienna, Austria.
- (Vesterstrom et al., 2002)** J. Vesterstrom, J. Riget. “Particle Swarms: Extensions for improved local, multi-modal, and dynamic search in numerical optimization”. Master Thesis. Denmark.
- (Vesterstrom et al. 2004)** J. Vesterstrom, R. Thomsen. “A comparative study of differential evolution, particle swarm optimization, and evolutionary algorithms on numerical benchmark problems”. *proceeding of the IEEE Congress on evolutionary computation (GEC' 2004)*. Vol. 3, pp.1980-1987.
- (Weyns et al., 2004)** D. Weyns, K. Schelthout, T. Holvoet, and O. Glorieux. “Role based model for adaptive Agents. Fourth Symposium on Adaptive Agents and Multiagent Systems” ,AISB '04.
- (Wolfram, 1984)** S. Wolfram. “Universality and complexity in cellular automata”. *Physica D*, 10, pp.1–35.
- (Wolfram, 1994)** S. Wolfram “Cellular Automata and Complexity: Collected Papers”. Reading, MA: Addison-Wesley.
- (Wooley et al., 2005)** J. C. Wooley, H. S. Lin. “Computing and Biology”. MIT press.

(Zambonelli et al. 2004) F. Zambonelli, M.-P. Gleizes, M. Mamei, and R. Tolksdorf. “Spray computers: frontiers of self-organisation for pervasive computing”. In 13th IEEE International Workshops on Enabling Technologies: Infrastructure for Collaborative Enterprises (WETICE'04), pp. 397-402.

(Zhang et al. 2005a) H. Zhang , L. Xiaodong , L. Heng , H. Fulai , “Particle swarm optimization-based schemes for resource-constrained project scheduling”. Automation in Construction, Vol. 14, pp. 393-404.

(Zhang et al. 2005b) H. Zhang, J. R Zhang, Li K., “A Sequential Niching Technique for Particle Swarm Optimization”. Lecture Notes in Computer Science, 3644, pp. 390-399.