



UNIVERSITE SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH  
FACULTE DES SCIENCES ET TECHNIQUES  
DEPARTEMENT DES MATHÉMATIQUES



# Master Mathématique et Application au Calcul Scientifique (MACS)

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de Master Sciences et Techniques  
(MST)

**Une approche multi-agent pour la  
modélisation et l'implantation de métaheuristiques,  
Application aux problèmes des tournées de véhicules**

**Réalisé par:** ELBAZ Hassane

**Encadré par:** Pr. ELHILALI ALAOUI Ahmed

**Soutenu le 17 juin 2016**

**Devant le jury composé de:**

- Pr. BENCHEIKH Ghizlane Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales, Meknès
- Pr. ELHILALI ALAOUI Ahmed Faculté des Sciences et Techniques de Fès
- Pr. HILALI Abdelmajid Faculté des Sciences et Techniques de Fès
- Pr. MESSAOUD Elhassania Université Privée de Fès

**Année Universitaire 2015 / 2016**

---

FACULTE DES SCIENCES ET TECHNIQUES FES – SAISS

☒ B.P. 2202 – Route d'Imouzer – FES

# Remerciements

Je tiens à remercier en tout premier lieu ELHILALI ALAOUI Ahmed, pour son soutien et ses précieuses directives et ses encouragements, sa patience et tout en restant disponible, pendant la réalisation de ce travail.

J'exprime toute ma reconnaissance au Pr HILALI Abdelmajid, Pr BENCHEIKH Ghizlane et Pr MESSAOUD Elhassania, qui me font le grand honneur d'évaluer ce travail.

Mes remerciements éternels vont à ma famille pour leur soutien sans faille durant toutes ces années d'études. Finalement, un grand merci à tous mes amis qui m'ont été d'un soutien indispensable dans des moments quelque fois difficiles.

# Dédicace

Je tiens tout d'abord à dédier ce modeste travail à

## **Mes parents**

Si aujourd'hui je suis là, c'est grâce à vos prières, votre encouragement et votre sacrifice. Je ne saurai pour tout ce que vous faites pour moi.

*QUE DIEU VOUS GARDE POUR MOI.*

## **Ma famille.**

Mon frère et mes sœurs.

*JE VOUS SOUHAITE TOUTE LA RÉUSSITE.*

## **Mes très chers ami(e)s.**

Pour les beaux jours et moments que nous avons passé

*QUE NOTRE AMITIÉ DURERA TOUJOURS*

# Table des matières

Introduction générale .....	6
-----------------------------	---

## Chapitr I Agent et système multi-agent

1. Introduction .....	9
2. Notion d'agent .....	9
2.1. Définitions.....	9
2.2. Agent Réactif .....	11
2.3. Agent Cognitif.....	11
3. Système multi-agent .....	11
3.1. Définitions.....	12
3.2. La communication dans les systèmes multi-agents .....	13
4. Conclusion.....	14

## Chapitre II Les systèmes multi-agent et les métaheuristiques

1. Introduction .....	15
2. Un framework pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques AMF .....	16
2.1. Approche organisationnelle et méta-modèle RIO.....	16
2.2. Modèle organisationnelle et métaheuristiques.....	17
3. Phases du processus de conception associé au méta-modèle RIO pour la modélisation de métaheuristiques.....	20
4. Illustration du modèle organisationnel d'AMF.....	23
4.1. Optimisation par colonies de fourmis .....	23
4.2. Algorithmes évolutionnistes.....	25
5. Conclusion.....	28

## Chapitre III Conception d'une métaheuristique à base de coalition d'agent (CBM)

<b>1. Introduction .....</b>	<b>29</b>
<b>2. Hyper-heuristique .....</b>	<b>29</b>
<b>3. Structure générale de CBM.....</b>	<b>30</b>
<b>4. Raffinement du modèle organisationnel d'AMF .....</b>	<b>31</b>
4.1. Organisation CBM.....	31
4.2. Rôles Intensifieur et Diversifieur .....	32
4.3. Rôle guide .....	32
4.4. Rôle stratège .....	33
<b>5. Agentification du modèle organisationnel de CBM.....</b>	<b>33</b>
<b>6. Système de décision de CBM .....</b>	<b>35</b>
6.1 Stratégie d'alternance entre la diversification et l'intensification.....	38
6.2 Processus de décision.....	40
<b>7. Mécanismes d'apprentissage .....</b>	<b>39</b>
7.1. Apprentissage par renforcement.....	39
7.2. Apprentissage par mimétisme .....	41
<b>8. Comportement d'un agent dans CBM.....</b>	<b>43</b>
<b>9. Conclusion.....</b>	<b>42</b>

## Chapitre IV Application du CBM à la résolution du problème de tournées de véhicules

<b>1. Introduction .....</b>	<b>44</b>
<b>2. Problème de tournées de véhicules.....</b>	<b>44</b>
<b>3. Spécialisation de CBM .....</b>	<b>46</b>
4.2. Opérateurs d'intensification.....	46
4.3. Opérateurs de diversification.....	48
<b>4. Résultats expérimentaux .....</b>	<b>51</b>
<b>5. Conclusion.....</b>	<b>53</b>
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>54</b>
<b>Bibliographie.....</b>	<b>55</b>

## Sommaire des Figures

Figure 1.1	Une représentation schématique d'un agent [10].....	11
Figure 1.2	La description d'un Système Multi-Agent (SMA).....	12
Figure 1.3	Principe d'un acte de communication .....	13
Figure 2.1	Modèle organisationnel de métaheuristique.....	19
Figure 2.2	Raffinement du modèle organisationnel d'AMF .....	21
Figure 2.3	Agentification du modèle organisationnel.....	21
Figure 2.4	Spécialisation de la métaheuristique .....	22
Figure 2.5	Phases de modélisation d'une métaheuristique.....	22
Figure 2.6	La sélection du plus court chemin par une colonie de fourmis: (a)Au debut de l'expérience (b) à la fin de l'expérience .....	23
Figure 2.7	Modèle organisationnel de l'optimisation par colonies de fourmis ...	24
Figure 2.8	Agentification du modèle organisationnel de colonies de fourmis. ..	25
Figure 2.9	Modèle organisationnel des algorithmes évolutionnistes .....	26
Figure 2.10	Un modèle organisationnel d'algorithme évolutionniste et son agentification. ....	27
Figure 2.11	Un modèle organisationnel d'algorithme évolutionniste (Approche des îles) et son agentification.....	28
Figure 3.1	Schéma d'une hyper-heuristique, inspiré de [2] .....	30
Figure 3.2	Architecture de CBM.....	31
Figure 3.3	Raffinement du modèle organisationnel d'AMF pour CBM .....	33
Figure 3.4	Agentification de l'organisation CBM .....	34
Figure 3.5	Choix sans distinction entre opérateur de diversification et d'intensification .....	35
Figure 3.6	Alternance entre le choix d'un opérateur de diversification et un opérateur d'intensification.....	36
Figure 3.7	Alternance entre le choix d'un opérateur de diversification et une phase d'intensification .....	37
Figure 3.8	Cas général de l'initialisation de la matrice de décision dans CBM ...	38

Figure 3.9	Exemple d'un processus de décision[3].	39
Figure 3.10	Cas d'apprentissage par renforcement.	40
Figure 4.1	Problème de tournées de véhicules.	44
Figure 4.2	Exemple des voisinages de type 2-opt d'une solution $S_0$ .	48
Figure 4.3	Génération par rotation.	49
Figure 4.4	Illustration du croisement OX.	50
Figure 4.5	Comparaison des résultats obtenus avec des différentes tailles de la coalition.	52

## *Introduction générale*

Dans divers domaines, le besoin croissant d'efficacité et de rentabilité a conduit les décideurs à solutionner leurs problèmes quelle que soit la difficulté en introduisant des méthodes d'optimisation. Cependant, la compétition entre les méthodes de recherche pour arriver aux meilleurs résultats en termes de qualité et de temps de traitement a conduit à distinguer un type de problèmes classés difficiles. Lorsque le problème à résoudre est NPdifficile, l'utilisation d'une méthode exacte qui garantit l'obtention de la meilleure solution nécessite un temps de calcul très long qui croit de façon exponentielle avec la taille du problème traité. Dans ce cas, l'utilisation de méthodes qui offrent une solution de bonne qualité, quasi optimale, mais en un temps raisonnable s'avère intéressante. Ces méthodes sont les métaheuristiques, elles construisent cette solution de proche en proche jusqu'à la satisfaction d'un critère d'arrêt prédéfini. Ces méthodes fonctionnent selon une approche de recherche dite locale ou par voisinage. Deux grands mécanismes ont été proposés pour améliorer l'efficacité de ce genre de méthode, à savoir, l'intensification et la diversification. L'intensification consiste à fouiller dans une zone précise de l'espace de recherche afin de trouver un optimum local alors que la diversification permet de se déplacer vers une autre zone de recherche non encore visitée. L'efficacité dépend généralement de l'alternance de ces deux mécanismes d'une façon intelligente. Pour améliorer les résultats concernant la recherche des optimums. L'intelligence artificielle distribuée et plus particulièrement les systèmes multi-agents (SMA) sont des approches prometteuses pour répondre à ces nouveaux enjeux. Les systèmes multi-agents forment un paradigme pour la conception des systèmes complexes et proposent des outils pour les analyser, les concevoir et les implanter. L'approche agent considère les systèmes comme des sociétés composées d'entités autonomes et indépendantes, appelées agents, qui interagissent en vue de résoudre un problème ou de réaliser collectivement une tâche. Cette approche semble intéressante dans le cadre des métaheuristiques. Ce mémoire présente un framework organisationnel et multi-agent pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques. Ce framework fournit un modèle organisationnel de métaheuristique, Le but de cette approche est d'encourager la modularité, la réutilisation et de faciliter la distribution de métaheuristiques. Afin d'illustrer l'utilisation d'AMF, nous détaillons une métaheuristique nommée "Coalition Based Metaheuristic" (CBM). Dans CBM plusieurs agents organisés en coalition traitent simultanément un problème d'optimisation. Chaque agent dispose d'un ensemble d'opérateurs



permettant d'explorer l'espace des solutions du problème. Ils améliorent individuellement leur stratégie de recherche par apprentissage par renforcement et coopèrent par mimétisme et échange de solutions. L'efficacité de CBM est soulignée par une application à un problème de tournées de véhicules (VRP, Vehicle Routing Problem) dans le dernier chapitre.

## I. Introduction

La notion d'agent, comme tous les concepts fondamentaux semble pouvoir être comprise de manière évidente. Néanmoins, elle recouvre plusieurs acceptions, chacune renvoyant à un courant de recherche particulier dans le domaine de ce qui touche à la nébuleuse « agent ».

Nous nous intéressons dans ce mémoire à l'utilisation des systèmes multi-agents dans le domaine de l'optimisation. Pour cela, nous détaillons la notion d'agent et système multi agent en énonçant quelques définitions des deux notions, ensuite nous clarifions La communication entre les agents au niveau d'un système multi agent.

## 2. Notion d'agent

Dans la littérature scientifique, les chercheurs ont donnés des différentes définitions du terme agent. Actuellement, il n'y a pas de véritable consensus sur sa définition. Nous citons quelque proposition.

### 2.1. Définitions

La première définition d'un agent est celle donnée par J. Ferber [10]. Elle laisse apparaître des propriétés comme: les ressources, les tendances et la reproduction. La définition est la suivante :

#### Définition I:

On appelle agent une entité physique ou virtuelle :

- qui est capable d'agir dans un environnement,
- qui peut communiquer directement avec d'autres agents,
- qui possède des ressources propres,
- qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,
- qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser),

- qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune),
- qui possède des compétences et offre des services,
- qui peut éventuellement se produire,
- dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.

La seconde définition est celle donnée par N.R. Jennings et M. Wooldridge [14]. Cette définition définit un agent en s'inspirant du concept d'objet.

### **Définition 2 :**

Un agent est un système encapsulé (ou informatique), situé dans un environnement, et qui agit d'une façon autonome et flexible pour atteindre les objectifs pour lesquels il a été conçu.

Les auteurs de ces définitions distinguent trois fonctions principales dans la structure d'un agent : percevoir, décider et agir. Ceci induit qu'un agent a des connaissances qui lui sont propres et un comportement autonome lui permettant d'exploiter ses connaissances, de raisonner, et de décider comment et quand agir en fonction de ses interactions avec les autres agents, en fonction de ses perceptions de son environnement et selon les objectifs qu'il cherche à satisfaire.

### **Remarque :**

- Il n'y a pas de consensus absolu pour donner une définition exacte du terme « agent », il existe plutôt différentes définitions acceptées, chacune étant plus adaptée à un contexte particulier.
- La notion d'agent dépend des nécessités de la modélisation. On peut par exemple, considérer qu'une fourmi est un agent, mais aussi qu'une colonie de fourmi est un agent. Dans le premier cas on ne considèrera que les interactions entre individus élémentaires, alors que dans l'autre cas, on s'intéressera aux interactions mettant en jeu plusieurs colonies de fourmis.

La figure suivante donne une représentation schématique d'un agent qui interagit avec son milieu et avec d'autres agents en se composant éventuellement un modèle individuel du monde et des autres agents.

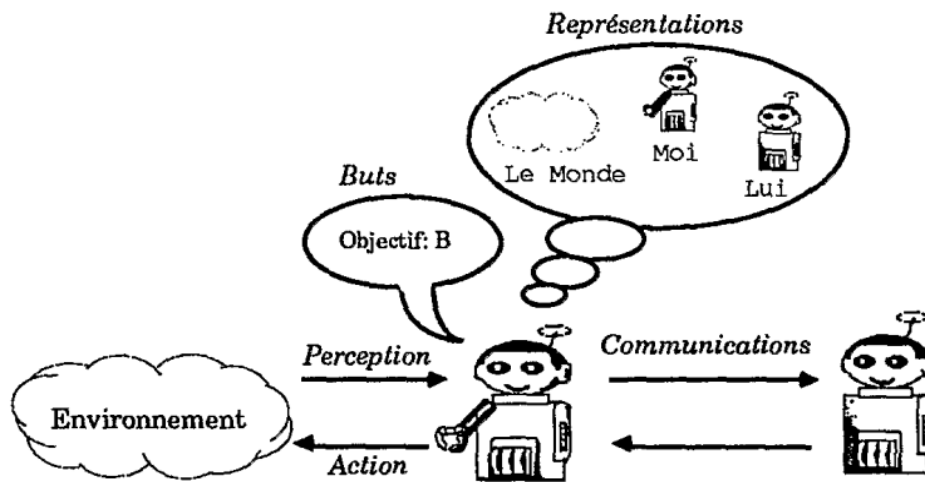


Figure 1.1 Une représentation schématique d'un agent [10].

## 2.2. Agent Réactif

Les agents réactifs sont de plus bas niveau, ils ne disposent que d'un protocole et d'un langage de communication réduits. Leurs capacités répondent uniquement à la loi stimulus-réponse. Un agent réactif ne dispose pas d'un mécanisme de mémorisation de ses expériences. Il ignore ses expériences car il ne dispose pas d'un processus lui permettant de planifier ou d'apprendre. Et on a la définition suivante [16] :

### Définition :

Les agents réactifs sont de plus faible granularité. Ils ne disposent pas de modèle des autres agents et leur mécanisme de raisonnement est primitif (réactif), souvent du type stimulus-réponse. Ils réagissent uniquement à leur perception de l'environnement et agissent en fonction de celle-ci.

## 2.3. Agent Cognitif

Les systèmes d'agents cognitifs sont fondés sur la coopération d'agents capables à eux seuls d'effectuer des opérations complexes. Ce type de système s'inspire du comportement humain. Un système cognitif comprend, en général, un petit nombre d'agents disposant d'une capacité de raisonnement sur une base de connaissances. Ce type d'agent est défini dans [16] comme suit:

### Définition:

Les agents cognitifs sont caractérisés par une granularité forte ou moyenne, un modèle de représentation de soi et des autres et une plus grande capacité de raisonnement. De tels agents sont capables de percevoir et d'agir sur leur environnement. Ainsi, ils ont des capacités de cognition leur permettant de raisonner sur les autres et sur la résolution des problèmes.

## 3. Système multi-agent

Un ensemble d'agents constitue une société d'agents appelée un Système Multi-Agent (SMA) dans le cas où les agents interagissent entre eux pour la résolution collective d'un problème. Comme dans une colonie de fourmis, ce système permet de résoudre des problèmes complexes irréalisables par un seul individu (ou agent). Chaque individu a son propre comportement simple. La collaboration et l'interaction des agents permettent l'émergence d'un comportement global de la colonie. La figure 1.2 illustre ces interactions entre les agents et entre les agents et l'environnement (objets de l'environnement). Dans la partie suivante nous citons deux définitions de la notion système multi-agent suivant deux points de vue.

### 3.1. Définitions

La première définition est celle donnée par J.Ferber [10], et la deuxième est une définition d'un système Multi-Agent plus concise est donnée par D.Meignan [19].

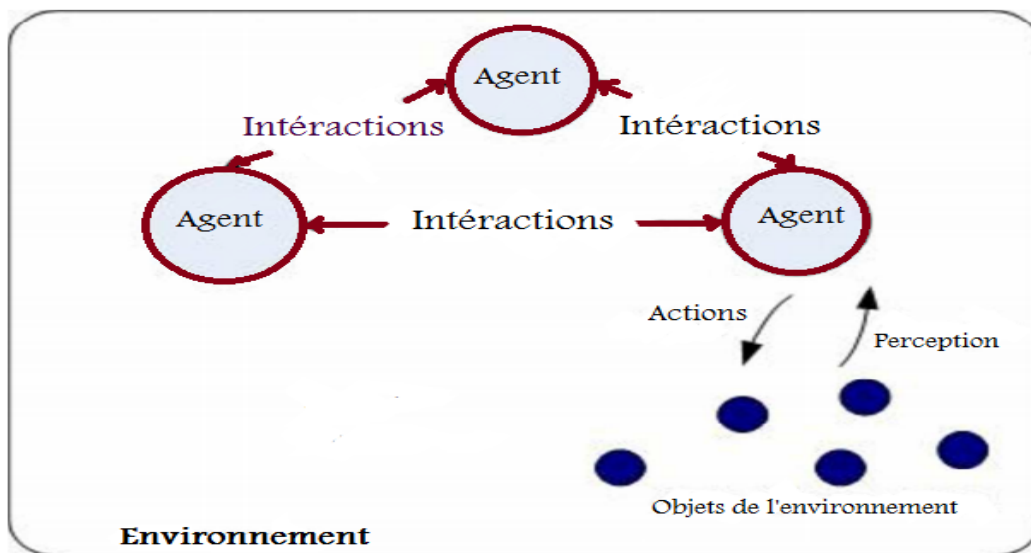


Figure 1.2 La description d'un Système Multi-Agent (SMA)

#### Définition I:

On appelle Système Multi-Agent (SMA), un système composé des éléments suivants :

- Un environnement  $E$ , c'est-à-dire un espace disposant généralement d'une métrique.
- Un ensemble d'objets  $O$ . Ces objets sont situés, c'est-à-dire que pour tout objet, il est possible, à un moment donné, d'associer une position dans  $E$ . Ces objets sont passifs. Ils peuvent être perçus, créés, détruits et modifiés par les agents.
- Un ensemble  $A$  d'agents, qui sont des objets particuliers ( $A \subseteq O$ ), lesquels représentent les entités actives du système.
- Un ensemble de relations  $R$  qui unissent des objets (et donc des agents) entre eux.

- Un ensemble d'opérateurs  $Op$  permettant aux agents de  $A$  de percevoir, de produire, de consommer, de transformer et de manipuler des objets de  $O$ .
- Des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérateurs et la réaction du monde à cette tentative de modification, que l'on appelle les lois de l'univers.

### Définition 2 :

Un système multi-agent est un ensemble d'agents partageant un environnement commun. Ces agents communiquent et collaborent pour achever des objectifs personnels ou collectifs. L'environnement peut être considéré, entre autre, comme l'espace partagé par les agents qui constitue le support de la communication.

L'intérêt de l'approche agent réside dans la possibilité de réalisation collective d'une tâche: les interactions entre agents expliquent le résultat obtenu globalement par le système multi-agent. On parlera alors d'intelligence collective.

## 3.2. La communication dans les systèmes multi-agents

Pour se coordonner entre eux, pour négocier, et pour coopérer les agents ont besoin de communiquer. Cette communication peut être [15] :

- Indirecte : se fait en apportant des modifications sur l'environnement. Ainsi un agent émetteur effectue des modifications sur l'environnement : l'agent récepteur perçoit la modification et interprète le message. L'agent émetteur peut propager des signaux ou laisser des traces dans l'environnement.
- Directe : se fait via l'envoi de messages entre agents, elle est souvent associée à une action.

Cet acte de communication directe consiste en une transmission d'information d'un émetteur vers un récepteur. Pour faciliter cette transmission, l'information est codée à l'aide d'un langage, par l'émetteur, et elle est décodée par le récepteur dès son arrivée ceci est illustré par la figure suivante :

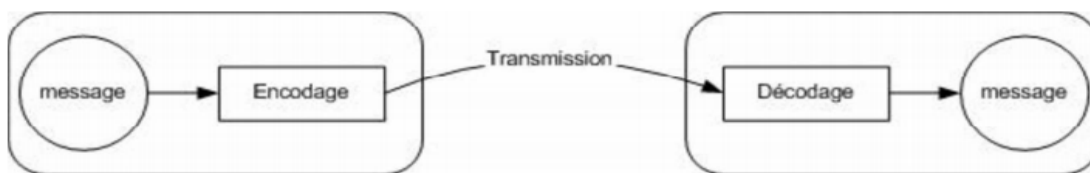


Figure I.3 Principe d'un acte de communication

## 4. Conclusion

Les systèmes multi-agents proposent donc une nouvelle approche qui se situe comme un prolongement et une extension de la notion d'objet. En mettant l'accent sur l'interaction et la satisfaction individuelle. Dans un SMA, tout est distribué, réparti : la connaissance, le contrôle, les compétences, l'activité, la planification, etc. De ce fait, les SMA s'adaptent bien aux systèmes complexes et ouverts où il est difficile de tout décrire à l'avance. Le chapitre suivant sera consacré à l'étude du framework organisationnel et multi-agent AMF pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques.

## Introduction

Les métaheuristiques sont des méthodes permettant la résolution approchée de problèmes d'optimisation combinatoire. Ces méthodes présentent un intérêt certain pour la résolution de problèmes d'optimisation de grande taille où une solution doit être trouvée en un temps restreint. Les travaux autour des métaheuristiques ont récemment évolué vers de nouveaux enjeux. Cela concerne non seulement la recherche de performances face à des problèmes à large échelle ou des problèmes dynamiques, mais aussi la recherche de méthodes simples, robustes et modulaires. Ces nouveaux aspects ont été mis dans différentes études où il ressort que la simplicité, la robustesse et la modularité constituent des critères importants pour une utilisation effective des métaheuristiques. L'intelligence artificielle distribuée et plus particulièrement les systèmes multi-agents (SMA) sont des approches prometteuses pour répondre à ces nouveaux enjeux.

Les SMA sont naturellement bien adaptés à la modélisation de méta-heuristiques. Ces deux domaines exploitent en effet la métaphore sociale et le paradigme de l'auto-organisation [21]. De plus, les SMA sont largement utilisés dans le cadre des métaheuristiques à base de population, hybrides ou distribuées. Cependant, l'usage des SMA dans le cadre des métaheuristiques manque encore d'outils de modélisation et d'implantation. Dans ce chapitre nous étudions AMF (Agent Metaheuristic Framework), un framework organisationnel et multiagent pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques basé sur la théorie des rôles et des organisations. Ce framework fournit un modèle organisationnel de métaheuristique permettant de décrire une métaheuristique à partir de quatre rôles fondamentaux: diversifieur, intensifieur, guide et stratège. À partir de ce modèle, une métaheuristique particulière peut être vue comme un raffinement du modèle organisationnel d'AMF. De plus, AMF apporte un ensemble de lignes méthodologiques permettant de modéliser une métaheuristique sous la forme d'un SMA. Le but de cette approche est d'encourager la modularité, la réutilisation et de faciliter la distribution de métaheuristiques.



## 2. Un framework pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques AMF

Face à la grande variété de métaheuristiques, il semble nécessaire d'établir un cadre commun d'analyse et de conception. À partir de ce constat, plusieurs outils ont été proposés. Parmi ces outils, on distingue les frameworks pour la modélisation des métaheuristiques et les bibliothèques visant à faciliter leur implantation.

Cette partie introduit AMF (Agent Metaheuristic Framework) un framework pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques en adoptant une approche organisationnelle et multi-agent. Ce framework est fondé sur un modèle organisationnel de métaheuristique. Dans un premier temps, nous présentons le métamodèle RIO (Rôle Interaction Organisation) [13] sur lequel repose le modèle organisationnel de métaheuristique d'AMF, puis les lignes méthodologiques associées sont ensuite détaillées.

### 2.1 Approche organisationnelle et méta-modèle RIO

Pour concevoir le modèle organisationnel de métaheuristiques, le méta-modèle RIO [13] a été utilisé. Dans le cadre de RIO, une organisation est une structure regroupant un ensemble de rôles en interaction. Chaque organisation est associée à un objectif à satisfaire.

Les concepts de base du méta-modèle RIO sont :

- Les rôles.
- Les interactions
- Les organisations

Un rôle est un niveau d'abstraction supplémentaire qui représente un comportement générique en dehors de toute entité. C'est l'abstraction d'un comportement commun à un ensemble d'entités. On peut dire qu'une entité met en œuvre un rôle à partir du moment où elle voudrait montrer le comportement défini par le rôle. Un rôle doit représenter une unité cohérente de services, fonctionnalités, caractéristiques.

Le second concept du modèle est l'interaction. Les rôles sont des comportements abstraits, mis en œuvre par des entités. De la même façon on peut abstraire les interactions entre comportements concrets pour représenter de manière abstraite un certain type d'interaction. Par la suite on peut instancier cette interaction avec les rôles partenaires.

Enfin le troisième concept est celui d'organisation. Une organisation est un ensemble de rôles et d'interaction conçus pour se compter de manière coordonnée. On donne un exemple pour clarifier ce concept: considérons les notions d'étudiant et d'employé. Chacune de ces notions représente un statut auquel notre société attache des comportements typiques. On peut donc considérer qu'étudiant et employé sont des rôles dans le sens où le comportement qu'on leur associe n'est pas attaché à une personne en particulier. Les personnes qui sont étudiants ou employés sont amenées à interagir avec d'autres personnes. Ces interactions peuvent se dérouler

dans de nombreux contextes. En particulier, pour les étudiants, on peut considérer le contexte de leur université. Par exemple, lors de leur inscription chaque étudiant va être amené à interagir avec une secrétaire. Les rôles dans ce cas sont étudiant et secrétaire. L'interaction est l'inscription et l'université est l'organisation qui regroupe des rôles et leurs interaction dans un contexte particulier.

À partir de ces trois concepts, un agent est défini comme une entité communicante jouant un ou plusieurs rôles. De manière plus générale, un rôle peut être associé à un ou plusieurs agents et un agent peut jouer un ou plusieurs rôles.

## **2.2 Modèle organisationnelle et métaheuristiques**

D'un point de vue organisationnel, une métaheuristique peut être définie comme une organisation dont l'objectif est d'explorer l'espace de recherche d'une instance de problème afin de trouver une solution optimale ou proche de l'optimale. À partir d'un modèle organisationnel d'un système trouvé à l'aide du méta-modèle RIO [20], il est possible de décrire un système multi-agent où chaque agent est associé à un ensemble de rôles.

### **2.2.1 Rôles et interactions.**

Afin d'obtenir un modèle de métaheuristique, cette dernière est considérée comme une organisation (au sens du méta-modèle RIO) dont l'objectif est d'explorer l'espace de recherche d'une instance de problème afin de trouver une solution optimale ou proche de l'optimale, Cette exploration combine, d'une part, des mécanismes d'intensification, et d'autre part, des mécanismes de diversification. L'intensification permet de concentrer la recherche dans les zones de l'espace de recherche prometteuses. La diversification sert à explorer de nouvelles zones de l'espace de recherche. Ces deux tendances sont guidées par un ensemble d'informations structurées relatif à l'espace de recherche. Ces informations servent à coordonner et à équilibrer l'intensification et la diversification. De plus, la stratégie de recherche peut être adaptée en fonction du contexte d'optimisation et des expériences de recherche. Les rôles Intensifieur et Diversifieur sont relatifs aux tendances ou mécanismes d'intensification et de diversification. Le rôle Guide décrit la coordination ainsi que la recherche d'équilibre entre l'intensification et la diversification, et le rôle Stratège correspond à l'adaptation.

Ce modèle doit être raffiné en fonction des caractéristiques particulières du problème à traiter. L'intérêt du modèle organisationnel d'AMF est d'introduire un ensemble de concepts assez généraux pour être communs aux différentes métaheuristiques et prenant la forme de rôles ou d'interactions. Cette généralisation de concepts doit permettre de faciliter l'analyse et la conception de métaheuristiques.

### **2.2.2 Le rôle intensifieur**

L'intensification est l'objectif du rôle Intensifieur qui a pour objectif de concentrer la recherche dans les zones prometteuses de l'espace de recherche. L'intensification est une exploration locale de l'espace de recherche permettant de trouver de nouvelles meilleures solutions à partir d'une solution, d'un ensemble de solutions ou d'informations restreignant l'espace de recherche.

L'intensification donc favorise l'exploration des zones de l'espace de recherche où des solutions de bonne qualité ont été trouvées. Et on a la définition suivante du rôle Intensifieur [5]:

**Définition:** (Rôle Intensifieur)

Le rôle Intensifieur a pour objectif l'intensification de la recherche. L'intensification permet de concentrer la recherche dans les zones prometteuses (de meilleure qualité) de l'espace de recherche. Le rôle Intensifieur exploite pour cela des informations sur les zones précédemment explorées et utilise la fonction objectif du problème pour guider la recherche.

### 2.2.3 Le rôle diversifieur

La diversification est l'objectif du rôle diversifieur, qui permet d'examiner les zones de l'espace de recherche non encore explorée. La diversification est une exploration, souvent aléatoire et éventuellement fondée sur des informations concernant les zones de l'espace de recherche déjà explorées, qui fournit de nouveaux points de départ pour l'intensification.

Pour distinguer l'intensification et la diversification, les métaheuristiques sont analysées au travers de composants d'intensification/diversification (Intensification and Diversification Frame)[1]. Dans ce framework Les auteurs observent que l'intensification est une recherche guidée par la fonction objectif alors que la diversification est fondée sur l'aléatoire ou une fonction autre que la fonction objectif. Par exemple, dans les algorithmes de colonies de fourmis, lorsqu'une solution est générée par une fourmi, la composante heuristique ou aléatoire du choix des arrêtes dans le graphe est liée à la diversification alors que la composante entraînant le choix vers l'arrête à plus fort taux de phéromone correspond à l'intensification. En effet, le taux de phéromone est lié aux précédentes évaluations des solutions. La définition du rôle diversifieur dans [5] est la suivante :

**Définition :** (Rôle Diversifieur)

Le rôle Diversifieur a pour objectif la diversification de la recherche. La diversification permet de déplacer la recherche dans les zones non explorées de l'espace de recherche. La diversification de la recherche est fondée sur l'aléatoire ou une fonction autre que la fonction objectif. Le rôle Diversifieur exploite éventuellement les informations sur les zones précédemment explorées pour s'en éloigner.

## 2.2.4 Le rôle guide

Les objectifs du rôle Guide sont de coordonner les rôles Intensifieur et Diversifieur, d'équilibrer le rapport entre les tendances d'intensification et de diversification. Pour effectuer la coordination entre intensification et diversification, le rôle Guide utilise une mémoire, cette mémoire permet de guider le processus de recherche et constitue un élément central des métaheuristiques. Elle prend différentes formes selon la métaheuristique considérée. Par exemple, dans la recherche tabou, il s'agit de la liste des solutions tabou.

### **Définition:** (Rôle Guide)

Le rôle Guide met en oeuvre une stratégie globale de recherche en coordonnant les rôles Intensifieur et Diversifieur. Ce rôle est chargé d'équilibrer les tendances d'intensification et de diversification. De plus, le rôle Guide sélectionne la ou les solutions qui seront le résultat du processus d'optimisation. Pour effectuer ces différentes tâches, le rôle Guide gère une mémoire à partir de laquelle il est possible d'extraire des informations sur les zones prometteuses de l'espace de recherche et éventuellement sur les zones explorées. Cette mémoire est mise à jour en combinant les résultats de l'intensification et de la diversification.

## 2.2.5 Le rôle stratège

Dans le modèle organisationnel d'AMF, les mécanismes d'adaptation de la stratégie de recherche sont pris en compte par le rôle Stratège. Ces mécanismes d'adaptation permettent d'ajuster la stratégie de recherche en fonction des expériences de recherche. Les interactions de ce rôle avec les rôles Intensifieur, Diversifieur et Guide consistent, à observer les expériences de recherche, et en retour, à modifier la stratégie de recherche. Dans la plupart des cas, l'adaptation de la stratégie de recherche correspond à l'ajustement de paramètres stratégiques.

### **Définition :** (Rôle Stratège)

Le rôle Stratège a pour objectif d'adapter la stratégie de recherche. Pour cela, il interagit avec les rôles Intensifieur, Diversifieur et Guide pour observer leurs expériences et ajuste en conséquence les comportements.

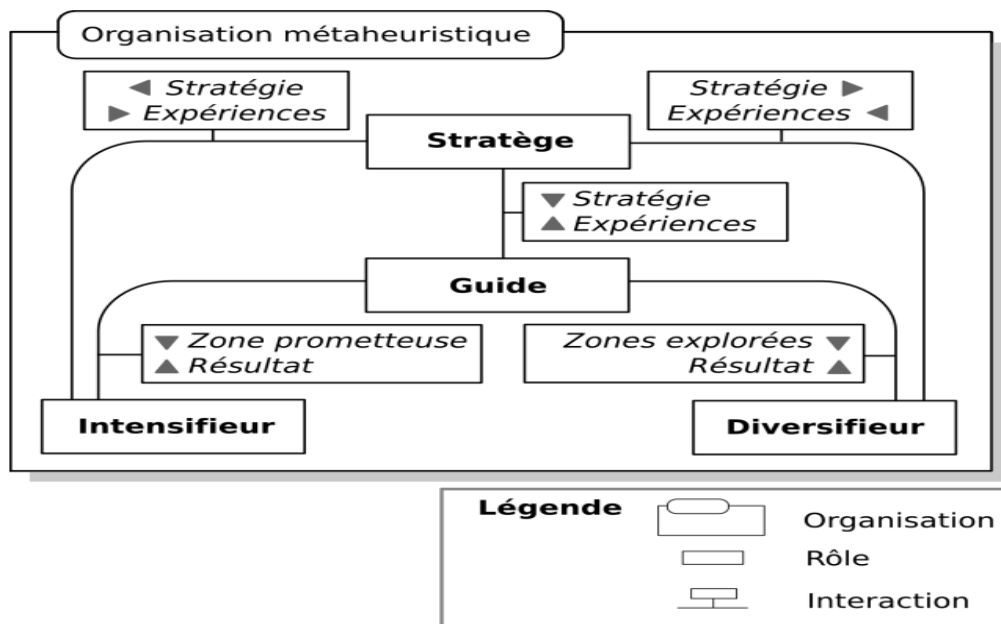


Figure 2.1 Modèle organisationnel de métaheuristique.

Cette figure représente le modèle organisationnel de métaheuristique[5]. À partir de ce modèle, il est possible de décrire plusieurs métaheuristiques. Celles-ci se distinguent par la manière de réaliser les différents rôles (intensifieur, diversifieur, guide et stratège) et par les informations échangées au travers des différentes interactions.

Ce modèle doit être raffiné en fonction des caractéristiques particulières du problème à traiter. L'intérêt du modèle organisationnel d'AMF est d'introduire un ensemble de concepts assez généraux pour être communs aux différentes métaheuristiques et prenant la forme de rôles ou d'interactions. Cette généralisation de concepts doit permettre de faciliter l'analyse et la conception de métaheuristiques.

### 3. Les phases du processus de conception associé au méta-modèle RIO pour la modélisation de métaheuristiques

Quelques lignes méthodologiques permettant de concevoir un système multiagent associé à une métaheuristique à partir du modèle organisationnel de métaheuristique, Le processus de conception se compose de trois phases[20]:

- Raffinement du modèle organisationnel d'AMF.
- Agentification.
- Spécialisation de la métaheuristique.

Le **raffinement du modèle organisationnel d'AMF** consiste à raffiner le modèle organisationnel d'AMF afin de détailler les comportements des rôles ainsi que les interactions. Le résultat de cette étape est la description d'une organisation de métaheuristique particulière où

l'ensemble des rôles et des interactions est décrit. Il est possible dans cette étape de réutiliser des rôles précédemment décrits, notamment pour concevoir une métaheuristique hybride rôle. Cette phase est illustrée dans la figure suivante :

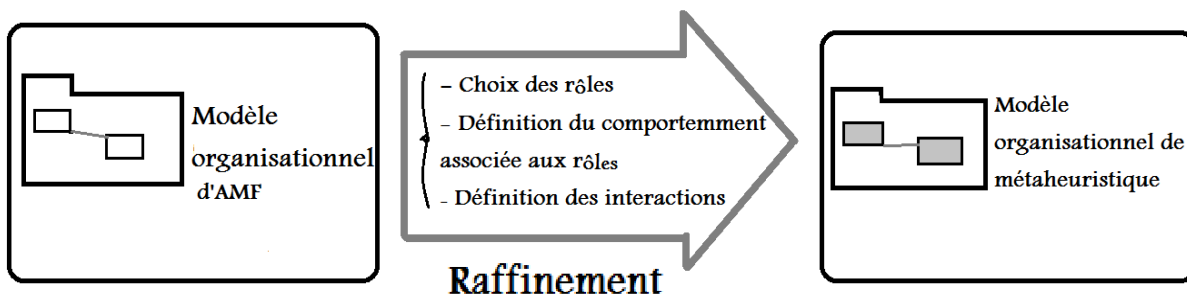


Figure 2.2 Raffinement du modèle organisationnel d'AMF

**Agentification du modèle organisationnel de métaheuristique :** La seconde étape a pour objectif de décrire la structure du système multiagent associé à la métaheuristique. Pour cela il est nécessaire d'identifier les différents types d'agents composant le système multiagent, de préciser l'affectation des rôles aux agents et de décrire l'ordonnancement des rôles pour chaque type d'agent. La principale donnée d'entrée pour effectuer cette étape correspond au modèle raffiné de métaheuristique précédemment obtenu. La figure ci-dessous présente cette étape.

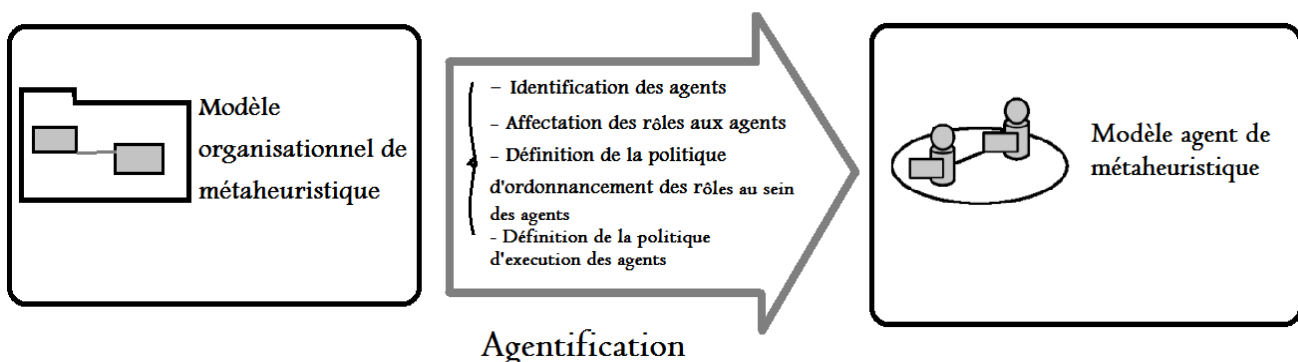


Figure 2.3 Agentification du modèle organisationnel

**Spécialisation de la métaheuristique :** La troisième et dernière étape consiste à spécialiser le système multiagent pour le traitement d'un problème d'optimisation particulier. Par exemple, si un algorithme génétique a été décrit sous la forme d'un système multiagent, la spécialisation correspond à la définition des opérateurs de mutation et de croisement spécifiques aux problèmes d'optimisation traités.

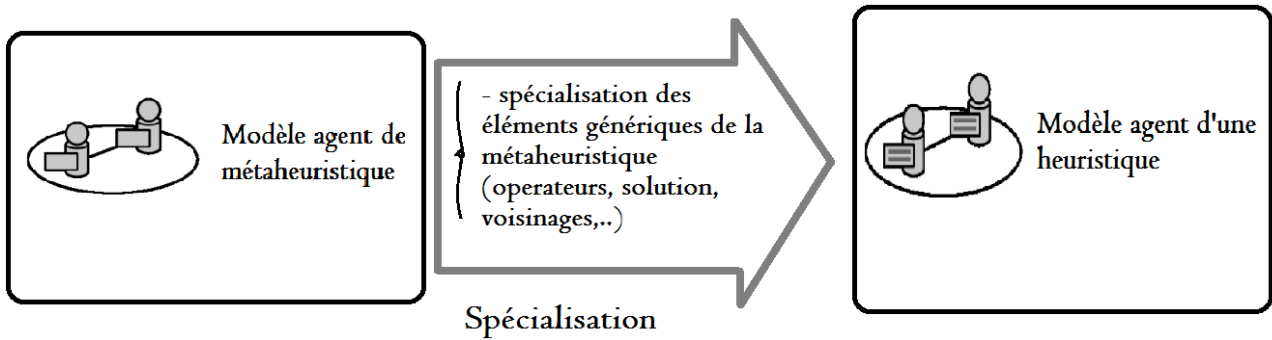


Figure 2.4 Spécialisation de la métaheuristique

Ce processus de modélisation est résumé dans la figure suivante[19]. Le modèle organisationnel d'AMF résultant permet d'obtenir une métaheuristique sous la forme d'un système multiagent en suivant un processus de conception inspiré de la démarche de conception associée à RIO.

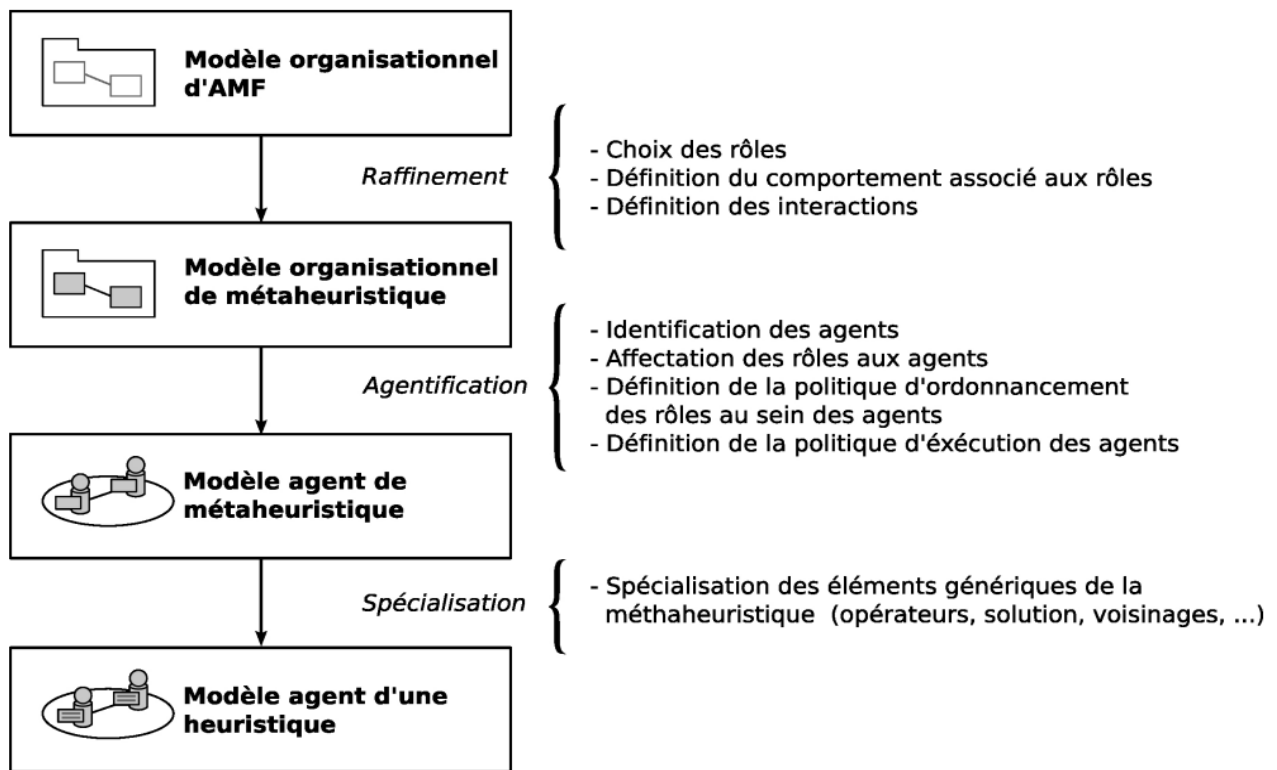


Figure 2.5 Phases de modélisation d'une métaheuristique.

Ce processus de modélisation favorise la réutilisation à différents niveaux. En effet, lors de la phase de raffinement, il est possible de réutiliser des rôles issus de métaheuristicues existantes. De plus, la distinction d'une phase de spécialisation permet de réutiliser un système multi-agent pour traiter différents problèmes d'optimisation.

## 4. Illustration du modèle organisationnel d'AMF

Le modèle organisationnel d'AMF est utilisé pour décrire succinctement les métaheuristiques les plus répandues. Cette analyse permet de montrer comment le modèle organisationnel unifie les différents concepts communs aux métaheuristiques et facilite l'analyse de ces dernières. Pour clarifier l'utilisation du modèle organisationnel d'AMF, considérons les deux métaheuristiques : les algorithmes évolutionnistes et l'optimisation par colonies de fourmis. Pour présenter ces deux métaheuristiques dans le cadre du modèle organisationnel, nous allons présenter pour chacune d'elles une organisation dans laquelle les rôles correspondent à une réalisation concrète des rôles Intensifieur, Diversifieur, Guide et Stratège.

### 4.1 Optimisation par colonies de fourmis

Le principe de l'optimisation par colonies de fourmis est basé sur la manière dont les fourmis cherchent leurs nourritures et retrouvent leur chemin pour retourner dans la fourmilière. Initialement, les fourmis explorent les environs de leur nid de manière aléatoire sitôt qu'une source de nourriture est repérée par une fourmi, son intérêt est évalué (quantité et qualité) et la fourmi ramène un peu de nourriture au nid. Les fourmis peuvent déposer des phéromones au sol, grâce à une glande située dans leur abdomen et former, ainsi, des pistes odorantes qui pourront être suivies par leurs congénères. Les traces laissées s'accumulent au fur et à mesure que la piste est rejointe par plus de congénères. Les phéromones ont comme caractéristique l'évaporation en fonction du temps. Les pistes les plus longues seront donc abandonnées au profit de la plus courte.

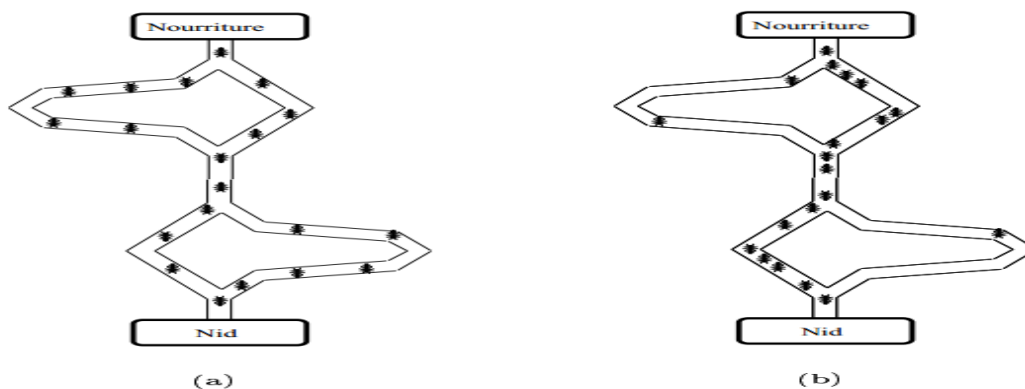


Figure 2.6 La sélection du plus court chemin par une colonie de fourmis: (a) Au début de l'expérience (b) à la fin de l'expérience

Chaque solution correspond à un ensemble de composantes qui ont été choisies par une fourmi. Lors du choix d'une composante de solution, la fourmi est soumise à [6]:

- une tendance à exploiter les informations de la matrice de phéromone,
- une tendance à utiliser des informations heuristiques.



Ces deux tendances sont combinées dans le processus de décision stochastique de la fourmi et correspondent respectivement à l'intensification et la diversification de la recherche. Et dans le modèle organisationnel de l'optimisation par colonies de fourmis, un unique rôle combine les rôles Intensifieur et Diversifieur nommé Ant.

Un modèle organisationnel de l'optimisation par colonies de fourmis est donné dans la figure suivante :

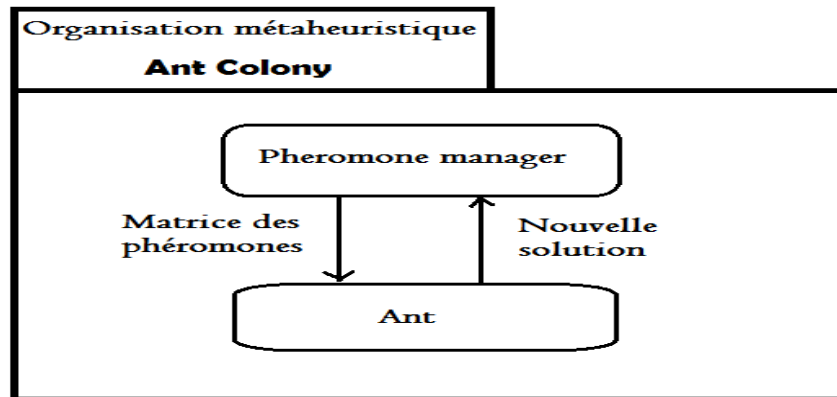
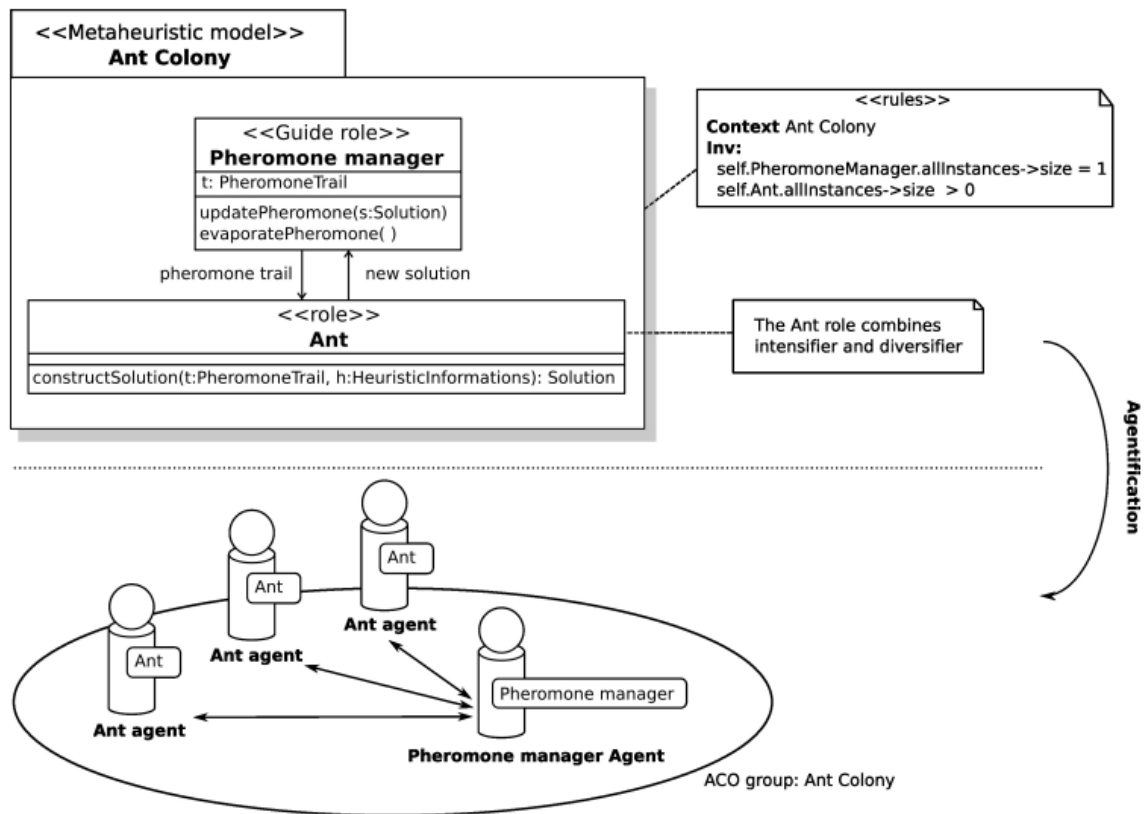


Figure 2.7 Modèle organisationnel de l'optimisation par colonies de fourmis

**Rôle Ant :** L'objectif de ce rôle est de construire de nouvelles solutions en utilisant la matrice de phéromone. Ce rôle combine L'intensification et la diversification.

**Rôle Pheromone manager :** L'objectif de ce rôle est de mettre à jour la matrice de phéromone lorsqu'une solution a été obtenue par une fourmi et à faire évaporer progressivement la phéromone. Ainsi, dans l'organisation Ant Colony le rôle Rôle Pheromone manager coordonne la recherche effectuée par les fourmis et gère une mémoire constituée d'une matrice de phéromone. Il peut être vu comme un raffinement du rôle Guide.

L'agentification du modèle organisationnel Ant colony présentée dans la figure 2.8 correspond à une distribution "naturelle" des colonies de fourmis. Dans cette distribution, un ensemble d'agents jouant le rôle Ant interagit avec un unique agent associé au rôle Phéromone manager.[19]



a

Figure 2.8 Agentification du modèle organisationnel de colonies de fourmis.

## 4.2 Algorithmes évolutionnistes

Le principe des algorithmes évolutionnistes est de faire évoluer une population d'individus (solutions) en appliquant des procédures de croisement, de mutation et de sélection. Chaque nouvelle génération d'individus est obtenue en croisant et mutant les individus de la génération courante, puis en appliquant une sélection sur la population composée des nouveaux et des anciens individus.

Au début de la recherche, quand les solutions sont plutôt différentes, le croisement a un rôle d'exploration, car la combinaison des solutions produit des solutions placées aux endroits non encore visités pendant la recherche. Par contre, à la fin de la recherche, les parents sont similaires, ce qui produit des enfants similaires, accordant au croisement un rôle plutôt d'intensification (ou d'exploitation). Pratiquement, en recombinaison des individus, l'enfant peut être potentiellement infaisable.

Après le croisement, un opérateur de mutation est appliqué au sein de la population des enfants avec une probabilité, nommée taux de mutation. Cet opérateur joue le rôle d'un (élément perturbateur). Il introduit du (bruit). Il permet ainsi de maintenir la diversité de la population des enfants et d'explorer l'espace de recherche en évitant à l'algorithme de converger trop rapidement vers un optimum local. Pour cela dans les algorithmes évolutionnistes, l'intensification et la diversification peuvent être décrites selon plusieurs points de vues. Eiben et

Schippers[8] considèrent les opérateurs de mutation et de croisement comme des opérateurs de diversification permettent d'explorer l'espace de recherche. Et l'intensification est effectuée par la sélection des individus. Cette sélection est fondée sur la fonction de fitness des individus (évaluation des solutions) et consiste à favoriser la conservation des meilleurs individus.

Certaines études ne partagent pas ce point de vue où l'opérateur de croisement est uniquement associé à l'exploration de l'espace de recherche. L'objectif de cet opérateur est parfois énoncé comme étant la combinaison des meilleures composantes des individus. À ce titre, le croisement peut être considéré comme étant un opérateur d'intensification. Le modèle organisationnel d'algorithme évolutionniste de la figure ci-dessous est représenté suivant le point de vue de Eiben et Schippers dans [8].

Le modèle organisationnel d'algorithme évolutionniste est composé de trois rôles : Selector, Recombinator-Mutator et Coordinator. La définition des trois rôles est la suivante :

**Rôle Recombinator–Mutator :** La diversification de la recherche est obtenue par le croisement et la mutation. Ainsi, le rôle Recombinator–Mutator, raffinement du rôle Diversifieur, est chargé à diversifier une population de solutions en appliquant des opérateurs de croisement et de mutation.

**Rôle Selector :** Le rôle Selector est un raffinement du rôle Intensifieur. Il consiste sélectionner les individus d'une population en favorisant la conservation des meilleurs individus.

**Rôle Coordinator :** Dans les algorithmes évolutionnistes, la mémoire est constituée d'une population d'individus. Ces individus évoluent grâce aux opérateurs de mutation et de croisement et sont mis en compétition dans le cadre de la sélection. Le comportement du rôle Coordinator, raffinement du rôle Guide, consiste à soumettre la population aux croisements et mutations en interagissant avec le rôle Recombinator-Mutator, puis à obtenir la nouvelle génération d'individus par l'intermédiaire du rôle Selector.

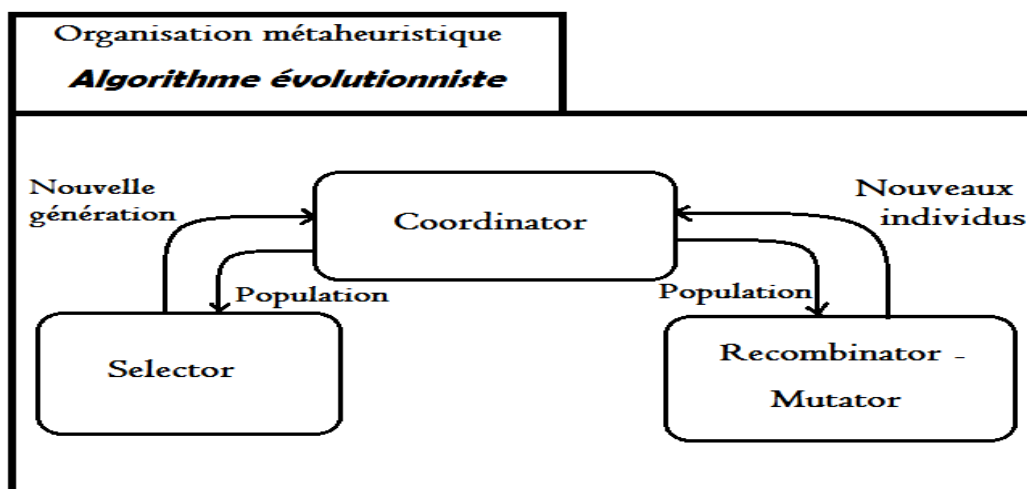


Figure 2.9 Modèle organisationnel des algorithmes évolutionnistes

Le rôle Stratège peut consister dans les algorithmes évolutionnistes à observer l'évolution des différentes générations de populations et à ajuster les paramètres stratégiques des rôles Recombinator-Mutator, Selector et Coordinator. Le modèle organisationnel de la figure 2.9 correspond au modèle organisationnel d'algorithme évolutionniste d'une version standard d'un algorithme évolutionniste, sans adaptation et donc sans Stratège. Il s'agit d'une version non distribuée d'un algorithme évolutionniste (Le système est composé d'un seul agent jouant l'ensemble des rôles)[19].

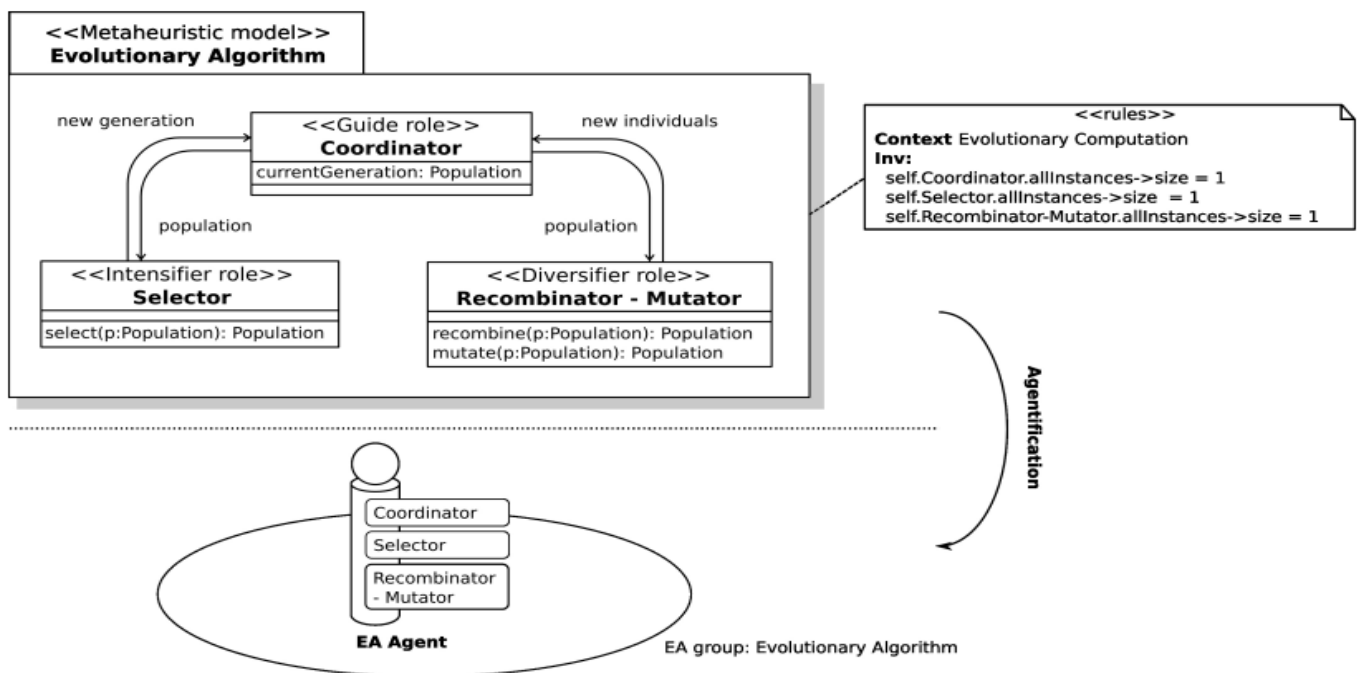


Figure 2.10 Un modèle organisationnel d'algorithme évolutionniste et son agentification.

Parmi les différentes variantes des algorithmes évolutionnistes l'approche de distribution des îles (island EA) [8]. Cette approche de distribution consiste en un ensemble de sous-populations séparées les unes des autres et ne communiquant que périodiquement au travers de migrations d'individus.

Pour modéliser cette variante des algorithmes évolutionnistes, le modèle organisationnel (figure 2.10) est légèrement adapté afin d'ajouter l'interaction correspondant à la migrations d'individus. Cette interaction est représentée dans le modèle organisationnel de la figure 2.11 au niveau du rôle Coordinator.

A la manière de l'approche des îles une instance d'algorithme évolutionniste est distribuée et composée de trois agents. Les agents interagissent lors des migrations d'individus. Chaque agent joue l'ensemble des rôles et dispose donc d'une population d'individus.

La figure 2.11 présente Un modèle organisationnel d'algorithme évolutionniste et son agentification suivant l'approche des îles.

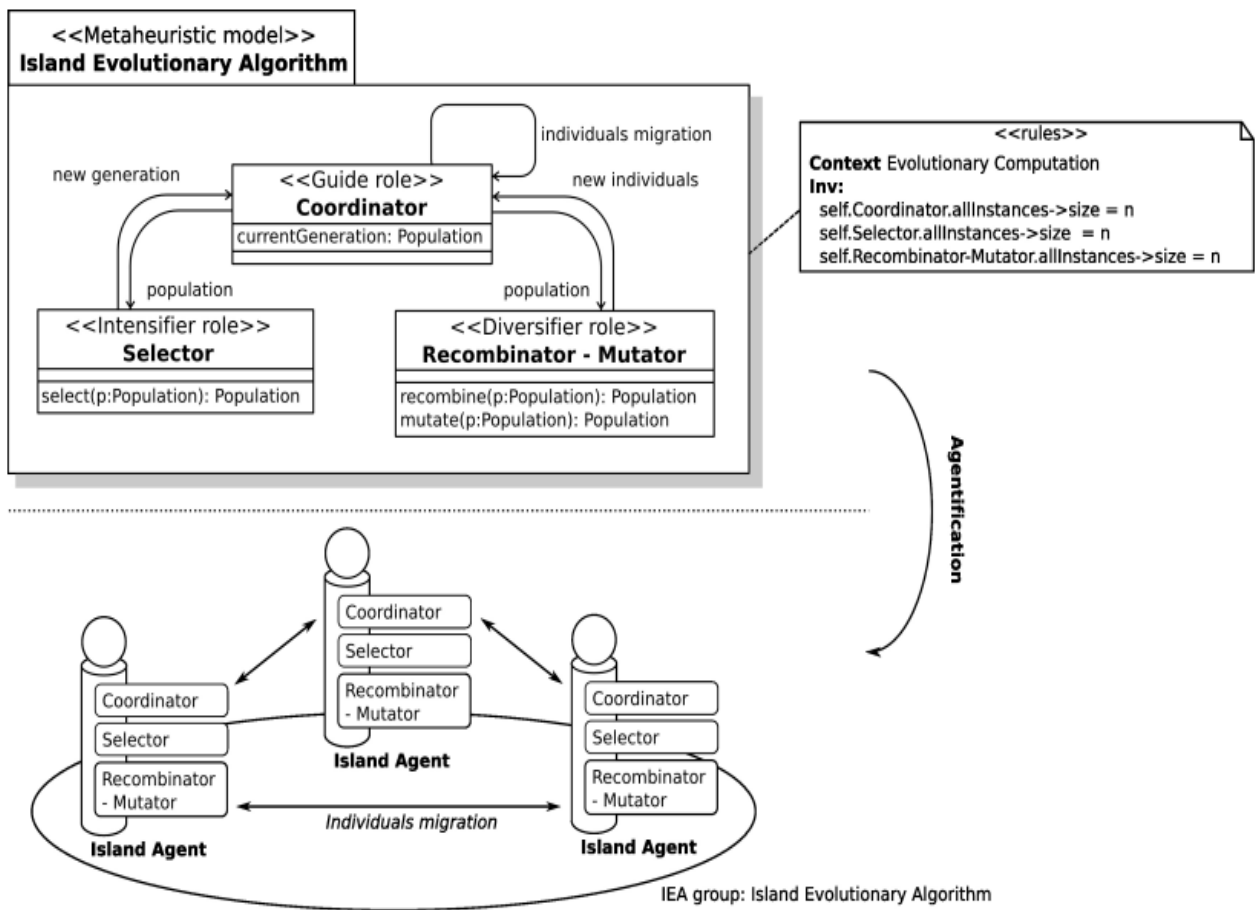


Figure 2.II Un modèle organisationnel d’algorithme évolutionniste (Approche des îles) et son agentification.

## Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le framework AMF destiné à l’analyse et à la conception de métaheuristiques. Le modèle organisationnel d’AMF, qui est à la base de ce framework, adopte les concepts du méta-modèle RIO et présente ainsi une métaheuristique sous la forme d’une organisation composée de quatre rôles fondamentaux nommés: Intensifieur, Diversifieur, Guide et Stratège, en interaction. Ce modèle peut être considéré comme un schéma qui doit être raffiné en fonction des caractéristiques particulières de la métaheuristique que nous voulons retenir, et suivant le ou les problèmes à traiter.

## I) Introduction

Dans le chapitre précédent on a illustré le framework AMF destiné à l'analyse et à la conception de métaheuristicues. Dans ce chapitre nous détaillons l'usage d'AMF dans le cadre de la conception d'une métaheuristique nommée CBM (Coalition-Based Metaheuristic). CBM est une méthode fondée sur la métaphore de la coalition. Le terme "coalition" est ici utilisé pour désigner un SMA où les agents disposent de capacités de décision et coopèrent par le biais d'interactions directes.

## 2. Hyper-heuristique

Une hyper-heuristique est une méthode d'optimisation de haut niveau, qui sélectionne à partir d'un ensemble de méthodes de résolution (heuristiques de bas niveau), une heuristique appropriée à une itération donnée. L'objectif étant d'avoir des méthodes très générales qui peuvent travailler avec plusieurs types de problèmes.

Dans les hyper-heuristiques, les heuristiques permettant de réaliser une recherche, et constituant la "couche basse" du système. L'hyper-heuristique est la "couche supérieure" qui sélectionne les heuristiques à appliquer en fonction d'informations non spécifiques au problème traité. Le problème se situe au niveau du choix des heuristiques ou opérateurs les plus efficaces en temps d'exécution et en qualité de solution en moyenne par l'heuristique lors de ses précédentes applications. Ce principe de séparation est illustré dans la figure suivante :

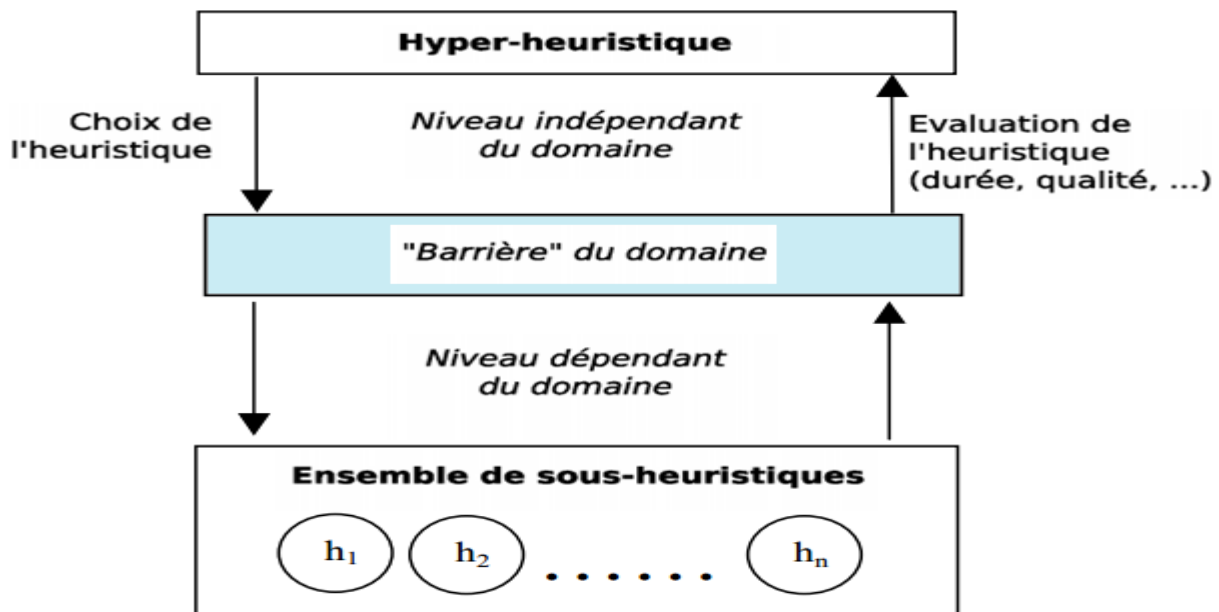


Figure 3.1 Schéma d'une hyper-heuristique, inspiré de [2]

### 3. Structure générale de CBM

L'optimisation dans CBM est fondée sur la métaphore de la coalition. Une coalition est un ensemble d'agents ayant les mêmes fonctions et traitant la même instance de problème. Chaque agent est capable d'effectuer indépendamment des autres une recherche de solution. Cependant, la coopération entre les agents permet d'améliorer l'efficacité de l'optimisation. La coopération entre agents prend deux formes :

- Les agents s'informent des zones prometteuses de l'espace de solution.
- Les agents s'échangent des informations sur les stratégies de recherche performantes.

Le principe opératoire de CBM au niveau d'un agent individuel s'inspire de l'approche hyper heuristique. Cette approche consiste à distinguer une couche stratégique, d'une couche de mise en œuvre de la recherche, ayant la particularité d'utiliser un mécanisme de sélection dynamique des heuristiques qui vont résoudre un problème d'optimisation. Cette sélection est indépendante du problème. Et donc, la couche hyper-heuristique ne nécessite pas de spécialisation. Il est possible de traiter d'autres problèmes en remplaçant uniquement l'ensemble des heuristiques de la couche basse. Ce principe de séparation entre un niveau hyper-heuristique indépendant du domaine, et un niveau dépendant du domaine, est illustré dans la figure 3.1. Dans Architecture de CBM, on trouve un troisième niveau, qui distingue clairement le procédé d'adaptation, du mécanisme de sélection d'opérateurs. A bute de rendre le modèle plus générique. Et dans la figure 3.2, l'architecture utilisée dans CBM est précisée.

La solution courante d'un agent au sein de CBM est évaluée à l'aide d'un ensemble d'opérateurs. Ces opérateurs sont des procédures d'intensification ou de diversification, correspond aux rôles Intensifieur et Diversifieur (dans le modèle organisationnel d'AMF).

Ensuite, le processus de sélection d'heuristique se rapporte au rôle Guide. Enfin, le mécanisme d'apprentissage qui évalue et ajuste la stratégie de sélection correspond au rôle Stratège. Les principales caractéristiques de l'approche à base de coalition sont :

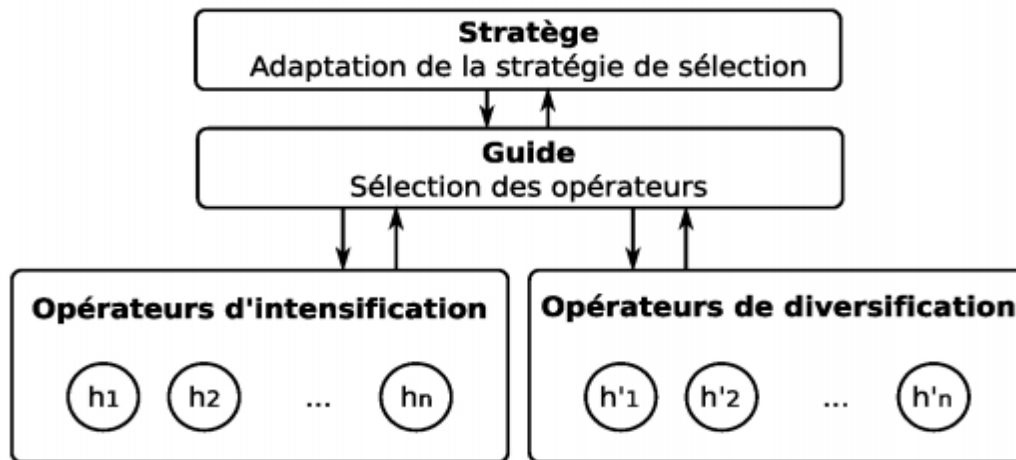


Figure 3.2 Architecture de CBM.

L'utilisation d'un mécanisme de décision permettant de conditionner le choix d'un opérateur au contexte d'optimisation à l'aide d'un composant de décision. Ce dernier est chargé d'analyser le contexte d'optimisation et d'effectuer le choix d'un opérateur à appliquer sur une solution ou un ensemble de solutions.

L'apprentissage de règles de décision au cours de l'optimisation, c'est à dire l'utilisation combinée d'un mécanisme d'apprentissage par renforcement avec un mécanisme par mimétisme pour améliorer la stratégie de recherche.

La coopération entre agents par échange d'informations sur l'espace de recherche ainsi que sur les stratégies.

## 4. Raffinement du modèle organisationnel d'AMF

Cette phase de raffinement consiste à élaborer le modèle organisationnel de la métaheuristique CBM à partir du modèle organisationnel d'AMF. Pour définir le comportement ainsi que les interactions associés aux rôles Intensifieur, Diversifieur, Guide et Stratège, dans cette section le modèle organisationnel d'AMF est raffiné afin d'obtenir un modèle de l'organisation de CBM.

### 4.1. Organisation CBM

Les rôles du modèle organisationnel relative à CBM d'AMF nommés Improver, Explorer, Manager et Learner sont les raffinements respectifs des rôles Intensifieur, Diversifieur, Guide et Stratège. La figure 3.3 présente le modèle organisationnel de CBM constitué de quatre rôles. Dans les deux premiers rôles La recherche est effectuée par un ensemble de procédures (génération, recherche locale, mutation, etc.) nommées opérateurs d'intensification consistent à



améliorer les solutions, et de diversification permettent d'explorer l'espace de recherche. Le troisième rôle rôle **Manager** est chargé d'appliquer une stratégie de recherche par un mécanisme de décision permettant de choisir l'opérateur à appliquer en fonction du contexte d'optimisation et de maintenir à jour une mémoire constituée des meilleures solutions. La stratégie de recherche suivie par le rôle **Manager** est adaptée dynamiquement par le rôle **Learner**. L'adaptation est réalisée suivant un apprentissage par renforcement et un apprentissage par mimétisme. La figure 3.3 présente le raffinement du modèle organisationnel d'AMF pour CBM [19].

## 4.2. Rôles Intensifieur et Diversifieur

La diversification dans le **rôle Diversifieur** est réalisée par d'un ensemble d'opérateurs de construction, mutation et croisement de solutions représenté par l'attribut `diversification-Operators` dans la figure ci-dessus.

- Un opérateur de génération est une procédure qui permet de construire une nouvelle solution.
- Les opérateurs de mutation appliquent une perturbation à une solution.
- Les opérateurs de croisement combinent les composantes de deux solutions.

Le **rôle Intensifieur** consiste à appliquer un ensemble d'opérateurs de descente locale. Cette liste d'opérateurs est représentée par l'attribut `intensification-Operators` dans la figure 3.3. Le rôle intensifieur dans l'organisation CBM est chargé d'obtenir un minimum local suivant un voisinage donné à partir d'une solution qu'on lui a soumise. Lors de la réception d'une requête, le rôle intensifieur applique une descente locale suivant la structure de voisinage spécifiée et retourne l'optimum local obtenu.

## 4.3. Rôle guide

Le rôle guide dans l'organisation CBM est chargé, de choisir et de faire appliquer les opérateurs, et d'informer les autres guides de la meilleure solution connue. Pour cela le rôle guide gère une solution courante qui évolue via l'application des opérateurs d'intensification et de diversification gérés par les rôles Intensifieur et Diversifieur, la meilleure solution trouvée par l'agent depuis le début de l'optimisation lors de l'évolution de la solution courante, et la meilleure solution connue au sein de la coalition obtenue soit lors de la recherche, soit par interaction avec les autres instances du rôle Guide.

Le comportement du rôle guide consiste, d'une part, à faire évoluer la solution courante, et d'autre part, à mettre à jour sa mémoire. La stratégie de l'évaluation de la solution courante mise en place par le rôle guide est issue d'un mécanisme de décision permettant à partir du contexte d'optimisation de sélectionner l'opérateur à appliquer. Ce système de décision est fondé sur une matrice de poids représentée par l'attribut `weightMatrix`. Si l'opérateur choisi est :

- Un opérateur de génération, alors aucune solution n'est envoyée à l'opérateur et la solution résultante remplace la solution courante.

- Un opérateur de croisement, la solution courante et la meilleure solution connue sont soumises au rôle Explorer pour obtenir une nouvelle solution courante. Dans les autres cas, c'est la solution courante qui est soumise à l'opérateur.

#### 4.4. Rôle stratégie

Dans l'organisation CBM le rôle stratège observe les expériences de recherche issues du rôle guide et modifie dynamiquement en conséquence les règles de décision appliquées par le rôle guide. Ceci est effectué par apprentissage par renforcement et par mimétisme. L'apprentissage par renforcement consiste à favoriser les actions ayant permis d'obtenir de bonnes solutions. L'apprentissage par mimétisme consiste à observer les autres rôles stratèges et à tirer parti des stratégies efficaces pour modifier les règles de décision. Ces deux mécanismes d'apprentissage sont détaillés dans la partie la section 7 du troisième chapitre. Le comportement du rôle stratège consiste à observer le rôle guide. Lorsque la meilleure solution connue est améliorée, une procédure de mimétisme est appliquée, et lorsque la meilleure solution trouvée est améliorée, le rôle stratège applique un apprentissage par renforcement.

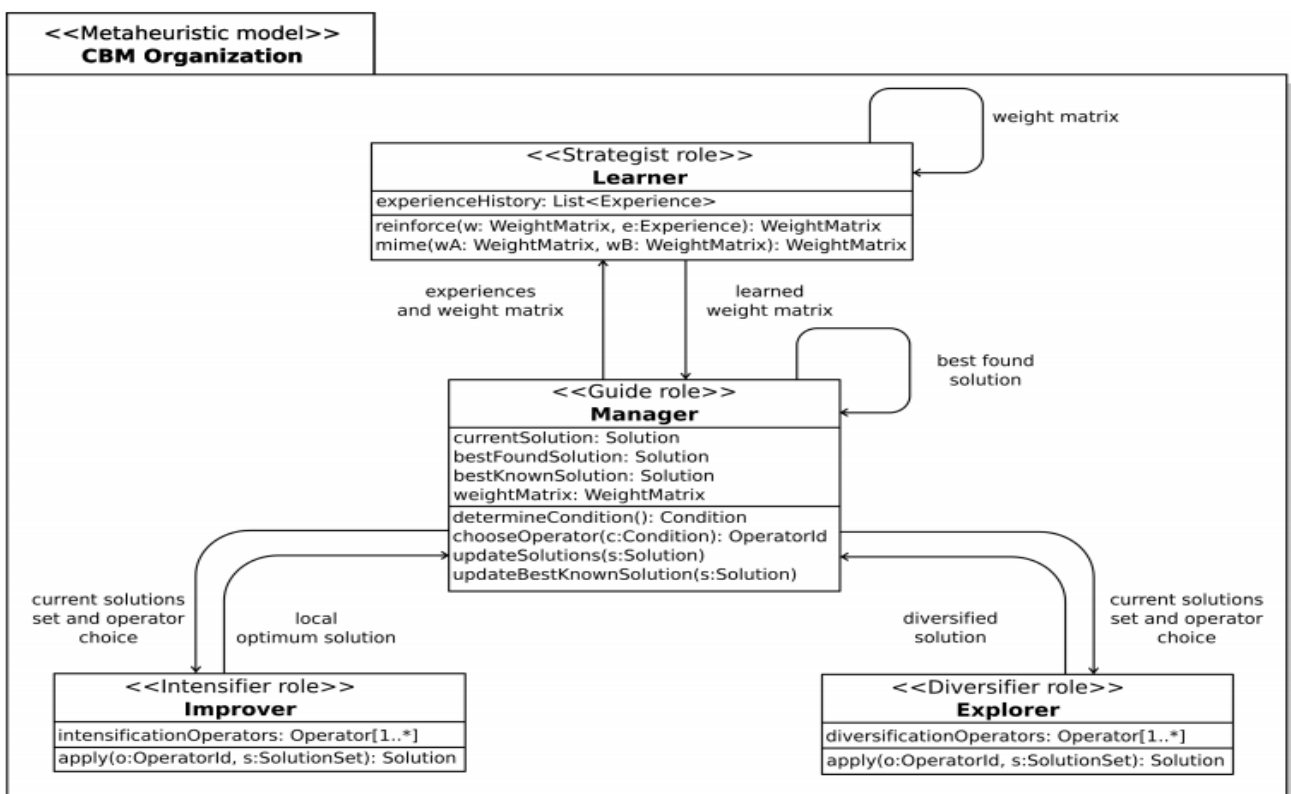


Figure 3.3. Raffinement du modèle organisationnel d'AMF pour CBM

## 5. Agentification du modèle organisationnel de CBM

L'agentification du modèle organisationnel CBM a pour objectif de décrire la structure du système multi-agent associé à CBM. Pour cela il est nécessaire d'identifier les différents types

d'agents composant le système multiagent, de préciser l'affectation des rôles aux agents et de décrire l'ordonnancement des rôles pour chaque type d'agent.

À partir du modèle organisationnel de CBM plusieurs architectures de système multi-agent peuvent être envisagées. Ainsi, les agents de la coalition sont capables de réaliser une optimisation indépendamment des autres agents. L'ajout ou la suppression d'un agent ne remet pas en cause la réalisation de l'optimisation. Cependant, les interactions entre agents permettent d'obtenir de meilleurs résultats. Au sein de la coalition deux types d'interactions entre agents sont présents:

- L'interaction réalisée par le rôle guide et consiste à échanger les meilleures solutions connues. Et lors de l'envoi d'une nouvelle meilleure solution connue, tous les agents de la coalition (excepté l'émetteur) reçoivent la solution.
- L'interaction effectuée par le rôle stratège dans le cadre du mimétisme

Au niveau d'un agent on trouve une liste d'opérateurs d'intensification issue du rôle Intensifieur, d'une liste d'opérateurs de diversification relative au rôle Diversifieur. De même, il dispose d'un ensemble de trois solutions et d'une matrice de poids issue du rôle Guide et d'un historique des expériences de recherche relatif au rôle Stratège. L'agentification de l'organisation CBM est illustrée par la figure 3.4

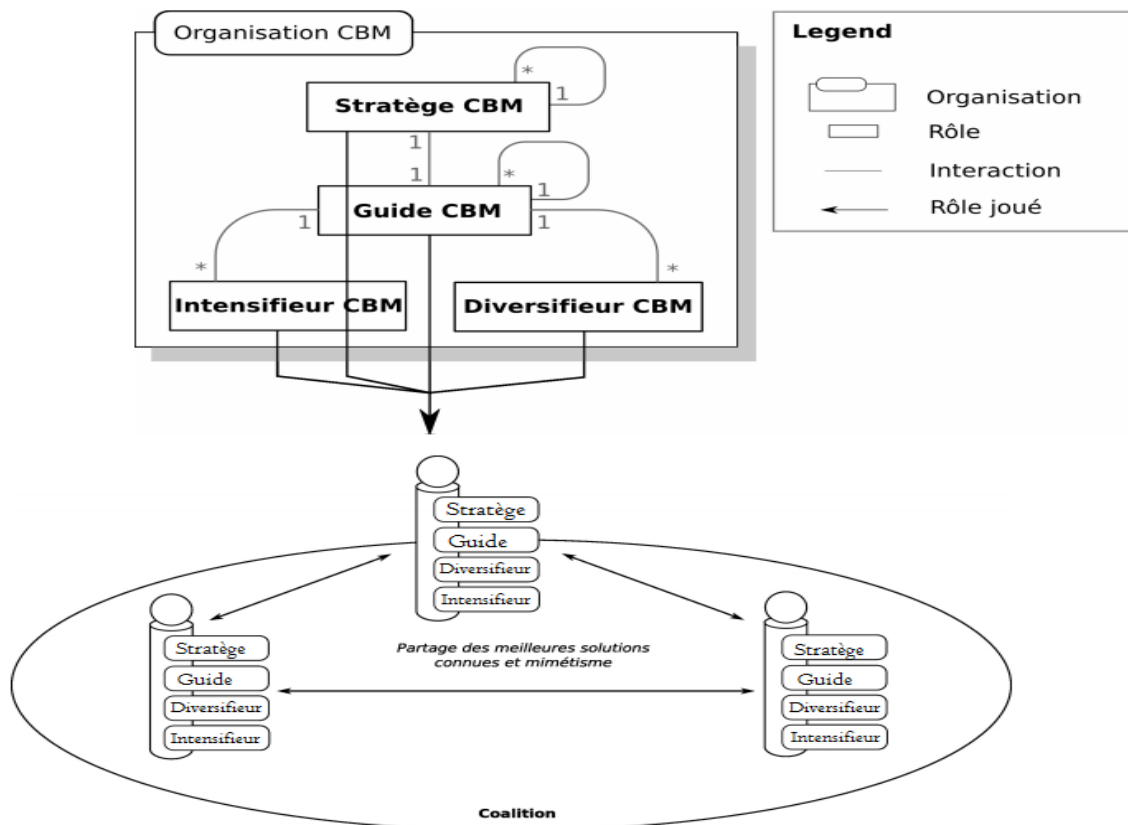


Figure 3.4. Agentification de l'organisation CBM

## 6. Système de décision de CBM

Ce système est à la base du rôle guide permettant de coordonner l'intensification et la diversification en fonction du contexte d'optimisation. Ainsi, à partir d'une condition d'entrée il permet de déterminer l'action à effectuer. Le mécanisme de sélection d'action mis en œuvre ici est fondé sur une matrice de poids condition/action.

### 6.1 Stratégie d'alternance entre la diversification et l'intensification

Lors de l'initialisation de la matrice de décision, plusieurs valeurs de couples condition/opérateur sont fixées à 0 afin d'alterner correctement l'application d'opérateurs d'intensification et d'opérateurs de diversification. Le fait d'initialiser la valeur de poids d'un couple condition/opérateur à 0 permet de rendre nulle la probabilité de sélection de l'opérateur dans la condition donnée.

Parmi les stratégies d'alternance entre opérateurs de diversification et opérateurs d'intensification [22]:

- I) La première stratégie est basée sur le choix sans distinction entre opérateur de diversification et opérateur d'intensification,

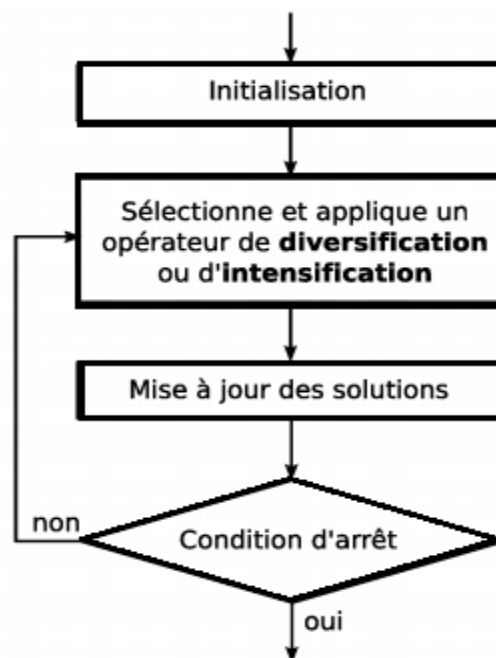


Figure 3.5. Choix sans distinction entre opérateur de diversification et d'intensification

Pour obtenir un choix d'opérateur sans distinction entre la diversification et l'intensification, l'ensemble des valeurs des couples condition/opérateur de la matrice de décision sont initialisées

avec une valeur identique  $\alpha > 0$ . Ainsi, quelle que soit la condition, chaque opérateur aura la même probabilité de sélection.

- 2) La deuxième stratégie procède suivant une alternance entre le choix d'un opérateur de diversification et le choix d'un opérateur d'intensification. Pour alterner le choix entre un opérateur de diversification et un opérateur d'intensification, la matrice est initialisée de sorte que la probabilité de choix d'un opérateur de diversification soit nulle après l'application d'un opérateur de diversification, et que la probabilité de choix d'un opérateur d'intensification soit nulle après l'application d'un opérateur d'intensification. Ainsi, pour la condition où la solution courante n'est pas un optimum local, la valeur de poids des opérateurs d'intensification est fixée à  $\alpha > 0$  et le poids des opérateurs de diversification est fixé à 0. Pour l'ensemble des autres conditions, la valeur de poids des opérateurs d'intensification est fixée à 0 et le poids des opérateurs de diversification est fixé à  $\alpha > 0$ .

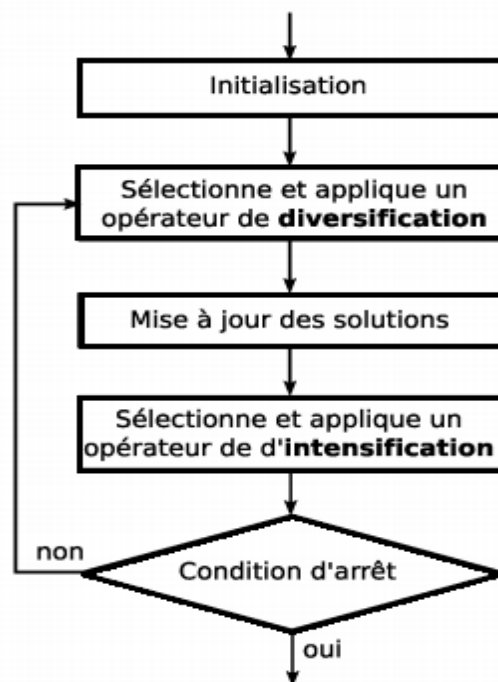


Figure 3.6. Alternance entre le choix d'un opérateur de diversification et un opérateur d'intensification

- 3) La troisième stratégie est basée sur une alternance entre le choix d'un opérateur de diversification avec une phase d'intensification longue se terminant lors de l'obtention d'un minimum local sur l'ensemble des structures de voisinage considérées. L'alternance entre le choix d'un opérateur de diversification et une phase d'intensification est obtenue en distinguant le cas où la solution courante est un optimum local sur l'ensemble des structures de voisinage considérées et les autres cas.

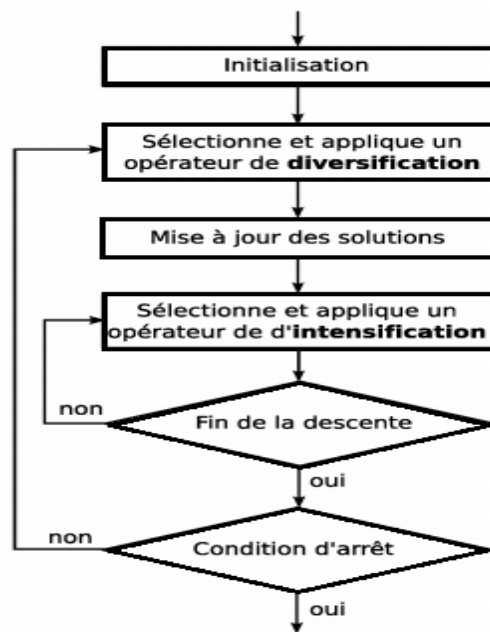


Figure 3.7. Alternance entre le choix d'un opérateur de diversification et une phase d'intensification.

Pour la condition où la solution courante est un optimum local sur l'ensemble des structures de voisinage considérées, le poids des opérateurs de diversification est fixé à  $\alpha > 0$  et le poids des opérateurs d'intensification est fixé à 0. Pour les autres conditions, la valeur de poids des opérateurs d'intensification est fixée à  $\alpha > 0$  et le poids des opérateurs de diversification est fixé à 0.

D.Meignan[19] a confirmé à partir d'une comparaison des stratégies d'alternance entre opérateurs de diversification et opérateurs d'intensification, réalisés sur les instances benchmark Christofides et al le bien-fondé d'une alternance entre le choix d'un opérateur de diversification suivi d'une phase d'intensification se terminant lorsque la solution courante est un minimum local sur l'ensemble des structures de voisinage considérées.

## 6.2 Processus de décision

La sélection d'un opérateur est réalisée par un tirage aléatoire de type roulette biaisée à partir de la matrice de poids condition/action. Soit  $C$  l'ensemble fini des conditions d'entrée du système de décision et  $O$  l'ensemble fini des opérateurs pouvant être sélectionnés. Pour chaque couple  $c_i, o_j$  un poids  $w_{ij}$  est défini. Ce poids permet de définir la probabilité  $P(o_j/c_i)$  de sélectionner l'opérateur  $o_j$  sous la condition  $c_i$  suivant la formule ci-après.

$$P(o_j/c_i) = \frac{w_{ij}}{\sum_{k=1}^m w_{ik}}$$

Où:

$C: (c_i)_{i=1...n}$  Ensemble des conditions.

O:  $(o_j)_{j=1\dots m}$  Ensemble des opérateurs.

W:  $(w_{ij})_{i=1\dots n, j=1\dots m}$  Matrice de poids.


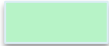
L'initialisation de la matrice de poids est réalisée avec le paramètre  $\alpha$  qui correspond au poids initial. Plusieurs couples condition/opérateur sont initialisés à la valeur 0. Les deux règles régissant cette initialisation et permettant d'obtenir ce cycle, sont les suivantes :

- Un opérateur de diversification ne peut être choisi que si la solution courante est un optimum local sur l'ensemble des structures de voisinage considérées.
- Un opérateur de recherche locale utilisant une structure de voisinage  $N_i$  ne peut être appliqué que si la solution courante est un optimum local sur  $N_i$ .

Au cours de l'optimisation le processus d'apprentissage ajuste les poids en fonction des expériences de l'agent. Pour illustrer cette initialisation, la matrice de la figure 3.8 représente la matrice des poids pour un ensemble I d'opérateurs d'intensification et un ensemble D d'opérateurs de diversification, où l'explication des éléments de la figure est dans le tableau au-dessous de la figure.

	$i_1$	...	$i_p$	$d_1$	...	$d_q$
$c_0$	$\alpha$	...	$\alpha$			
$c_1$	0	$\alpha$	...	$\alpha$		
$\vdots$	$\alpha$	0		$\vdots$		
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$		0	$\alpha$	
$c_p$	$\alpha$	...	$\alpha$	0		
$c_{n-1}$				$\alpha$	...	$\alpha$

Figure 3.8. Cas général de l'initialisation de la matrice de décision dans CBM

I: $(i_1, i_2 \dots \dots i_p)$	Opérateurs d'intensification.
D: $(d_1, d_2 \dots \dots d_q)$	Opérateurs de diversification.
	Phase d'intensification.
	Phase de diversification.
$c_0$	Condition activée après l'application d'un opérateur de diversification.

$(c_1, c_2 \dots \dots c_p)$	Chaque condition est activée après l'application d'un opérateur d'intensification, la condition $c_i$ est obtenue suite à l'application de $i_i$ .
$c_{n-1}$	Activée quand la solution courante est optimum locale sur l'ensemble des voisinages utilisés.

Un état doit bien caractériser dans le contexte d'optimisation pour prendre une décision appropriée. Dans CBM, l'agent a de nombreux opérateurs, l'état d'un agent est défini par référence au dernier opérateur appliqué à sa solution courante. Lorsqu'un agent applique l'opérateur  $o_i$ , l'état " $o_i$  terminé" est atteint. Ainsi, l'état d'un agent représente des informations sur sa solution courante et sur l'état d'avancement du processus d'optimisation. Cette définition des états et des actions permet un agent d'adapter l'ordre des opérateurs appliqués.

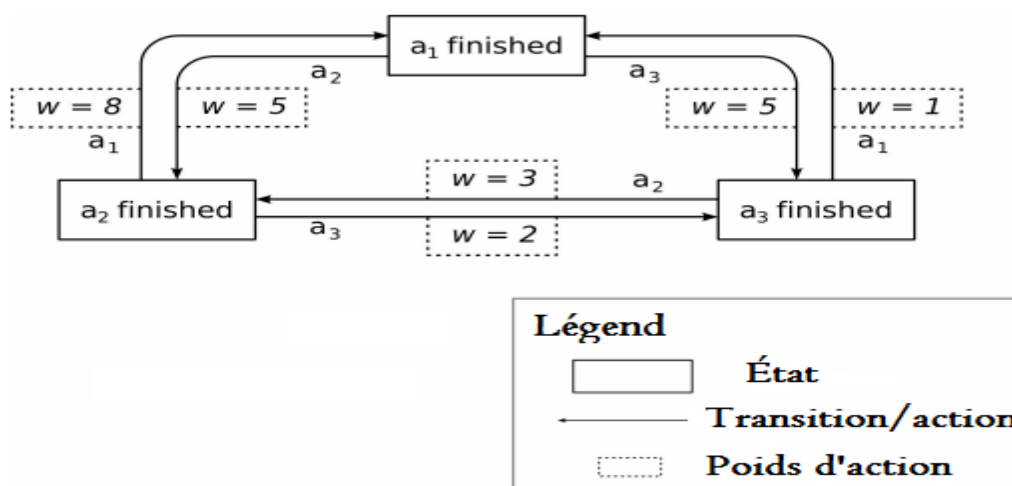


Figure 3.9. Exemple d'un processus de décision[3].

Dans cette exemple, un agent peut effectuer trois actions:  $a_1$ ,  $a_2$  et  $a_3$ . Les états résultants sont " $a_1$  terminé", " $a_2$  terminé" et " $a_3$  terminé". À partir d'un état un agent choisit l'action suivante en tenant compte des poids. Par exemple, dans l'état " $a_2$  terminé" l'agent peut effectuer les actions  $a_1$  et  $a_3$  qui ont respectivement les poids 8 et 2. Ainsi dans l'état " $a_2$  terminé" l'agent ne peut pas appliquer l'action  $a_2$ , Cette action correspond à un poids nul.

## 7. Mécanismes d'apprentissage

Deux mécanismes d'apprentissage sont utilisés conjointement: par renforcement et par mimétisme. L'objectif de l'apprentissage dans le cadre de CBM est d'ajuster la matrice de poids du système de décision afin d'améliorer le choix des opérateurs.

### 7.1. Apprentissage par renforcement



Par rapport au mécanisme de décision, une expérience correspond à l'application d'un opérateur dans une condition donnée. La méthode d'apprentissage dans CBM est basée sur l'observation des expériences, et plus précisément sur l'observation des expériences relatives à un cycle diversification /intensification. Le renforcement est appliqué à l'issue de ces cycles. Il correspond à une augmentation des valeurs de poids  $w_{ij}$  associés aux expériences bénéfiques. Deux valeurs de sanctions sont définies :

Lorsque, dans le cycle diversification/intensification, seule la valeur de la meilleure solution trouvée est améliorée La valeur  $\sigma_1$  est appliquée.

Si meilleure solution connue est améliorée La valeur  $\sigma_2$  est appliquée

Le renforcement d'une expérience correspond à la formule

$$w_{ij} = w_{ij} + \sigma$$

Où

$(c_i, o_j)$  Expérience à renforcer.

$w_{ij}$  Valeur de poids associée à l'expérience.

$\sigma : \{\sigma_1, \sigma_2\}$  Valeur de la sanction

La figure 3.10 [3] présente un cas typique où l'apprentissage par renforcement est appliqué. Le coût de la meilleure solution trouvée et la solution courante est tracée. Après l'application d'un opérateur de diversification ( $O_3$ ) et deux opérateurs d'intensification ( $O_1, O_2$ ), l'agent améliore le coût de sa meilleure solution trouvée. Ensuite, un renforcement est appliqué sur les expériences (optim locale;  $O_3$ ), ( $O_3$ terminé;  $O_1$ ) et ( $O_1$ terminé;  $O_2$ ).

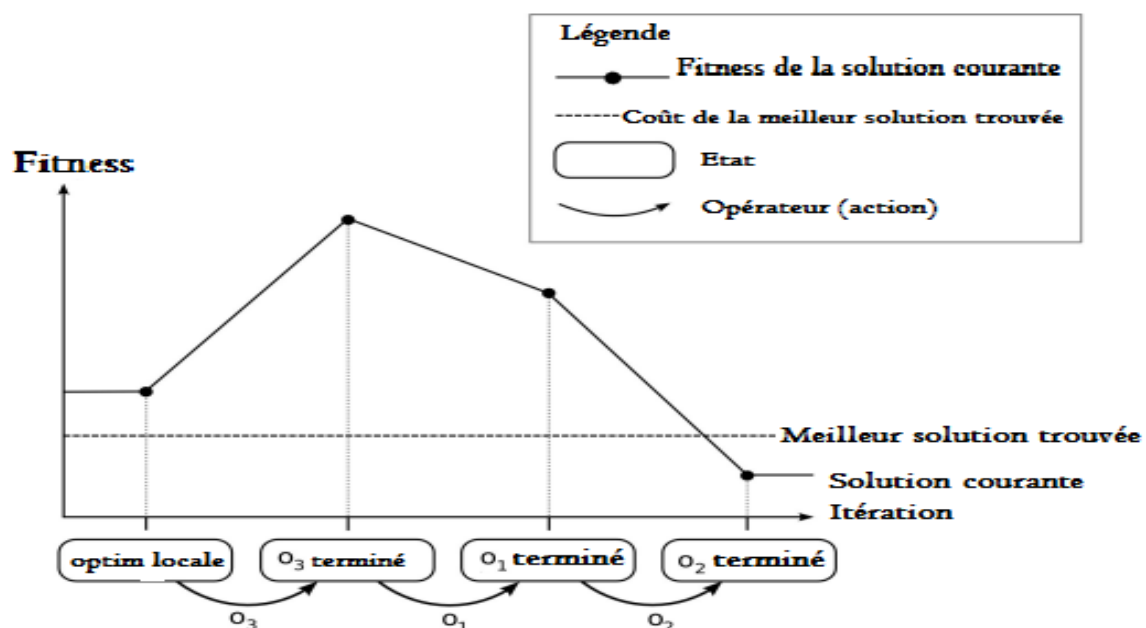


Figure 3.10 Cas d'apprentissage par renforcement.

## 7.2. Apprentissage par mimétisme

L'apprentissage par mimétisme est un mécanisme complémentaire à l'apprentissage par renforcement, en effet après avoir effectué un apprentissage par renforcement, si la meilleure solution connue est améliorée, le rôle stratège soumet la matrice de poids aux autres rôles stratèges afin qu'ils s'en inspirent. Autrement dit l'apprentissage par mimétisme consiste à imiter les comportements qui améliorent la meilleure solution connue.

Notons  $W_A$  la matrice de poids correspondant à la stratégie à imiter, et  $W_B$  la matrice de poids de l'imitateur. La matrice de poids résultant de l'imitation par une moyenne pondérée de  $W_A$  et  $W_B$  est définie selon la formule :

$$W_B = (1 - \rho)W_B + \rho W_A$$

Avec

- $W_A$  Matrice de poids à imiter.
- $W_B$  Matrice de poids de l'imitateur.
- $\rho$  Coefficient d'imitation.

## 8. Comportement d'un agent dans CBM

Le comportement des agents de CBM est basé sur trois composantes: les opérateurs, les processus de décision et les mécanismes d'apprentissage. Les opérateurs sont liés à l'intensification ou la diversification. Les opérateurs d'intensification réfèrent à l'amélioration basés sur les procédures de recherche locale, et les opérateurs de diversification correspondent à la génération, la mutation et les procédures de croisement. Le processus de décision détermine la séquence des opérateurs tout en maintenant un cycle Diversification-Intensification. Pour chaque application d'un opérateur à la solution courante, l'ensemble des solutions de l'agent est mis à jour et l'expérience est stockée, et les mécanismes d'apprentissage modifient les règles du processus de décision.

L'algorithme débute par l'initialisation des structures de données de l'agent. Ensuite, la boucle principale de l'algorithme s'exécute tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint. Les critères d'arrêt que nous utilisons sont, soit un nombre limite d'application d'opérateurs, soit une durée maximale d'exécution. Lors d'une itération de la boucle principale, le rôle Manager consiste à sélectionner un opérateur (ligne 4), l'appliquer (ligne 5) et mettre à jour les solutions (ligne 6). Les deux blocs conditionnels suivants (ligne 7 à 12) consistent à envoyer et recevoir les nouvelles meilleures solutions connues. L'envoi d'une solution se fait vers l'ensemble des autres agents de la coalition. La fin de la boucle principale (ligne 13 à 21) correspond aux tâches attribuées au rôle Learner. L'apprentissage par renforcement et le partage de la matrice de poids pour le mimétisme ne s'effectuent qu'à la fin d'un cycle diversification/intensification. Si ce

cycle a permis d'améliorer la meilleure solution trouvée, alors, les couples condition/opérateur relatifs au cycle diversification/intensification sont renforcés (ligne I4). Si le cycle a permis, en plus, d'améliorer la meilleure solution connue, alors la matrice de poids de l'agent est envoyée aux autres agents (ligne I6). Enfin, l'agent vérifie s'il a reçu une matrice de poids pour réaliser un apprentissage par mimétisme (ligne I9 à 2I).

---

Algorithme I : Comportement d'un agent dans CBM

---

```
1.  initialisation des solutions
2.  initialisation de la matrice de poids
3.  tant que critère d'arrêt non atteint faire
4.      choix de l'opérateur
5.      application de l'opérateur
6.      mise à jour des solutions
7.      si nouvelle meilleure solution connue alors
8.          envoi de la meilleure solution connue
9.      fin
10. si réception d'une nouvelle meilleure solution connue alors
11.     mise à jour de la meilleure solution connue
12. fin
13. si condition de renforcement alors
14.     apprentissage par renforcement
15.     si condition de mimétisme alors
16.         Partage de la matrice de poids
17.     fin
18. fin
19. si réception d'une matrice de poids alors
20.     apprentissage par mimétisme
21. fin
22. fin
```

---

## 9. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons illustré Une métaheuristique multi-agent fondée sur la métaphore de la coalition, où chaque agent de cette coalition est capable d'effectuer indépendamment des autres une recherche à l'aide d'opérateurs de recherche locale et d'adapter sa stratégie suivant un apprentissage par renforcement. La coopération entre les agents permet d'améliorer l'efficacité de l'optimisation. La coopération est réalisée grâce à l'échange d'informations sur les zones prometteuses de l'espace de recherche, et l'échange d'informations relatives aux stratégies de recherche performantes par l'apprentissage par mimétisme.

L'objectif de CBM est d'exploiter les différents aspects des systèmes multi-agents pour concevoir une méthode efficace, robuste et modulaire. Ces aspects apparaissent, tout d'abord, dans la distribution de la résolution et dans l'emploi de mécanismes de coopération entre agents, et ensuite, dans l'usage de techniques issues de l'apprentissage artificiel.

La coopération entre les agents permet d'améliorer l'efficacité de l'optimisation. La coopération est réalisée grâce à l'échange d'informations sur les zones prometteuses de l'espace de recherche, et l'échange d'informations relatives aux stratégies de recherche performantes.

## I. Introduction

Dans ce chapitre CBM est utilisée pour résoudre le problème de tournées de véhicules avec contrainte de capacité (VRP, Vehicle Routing Problem). Ce problème consiste à déterminer un ensemble optimal de circuits afin de desservir un ensemble de clients. Le but est de se spécialiser CBM précédemment présenté pour résoudre le problème de tournées de véhicules. Au début de ce chapitre nous présentons le VRP. Ensuite nous détaillons la spécialisation de CBM pour traiter VRP puis, certains résultats de calcul sont signalés.

## 2. Problème de tournées de véhicules

Le problème général de construction de tournées des véhicules est connu sous le nom de Vehicle Routing Problem (VRP) et représente un problème d'optimisation combinatoire multi-objectif qui a fait l'objet de nombreux travaux et de nombreuses variantes dans la littérature. Il appartient à la catégorie NP-difficile [17].

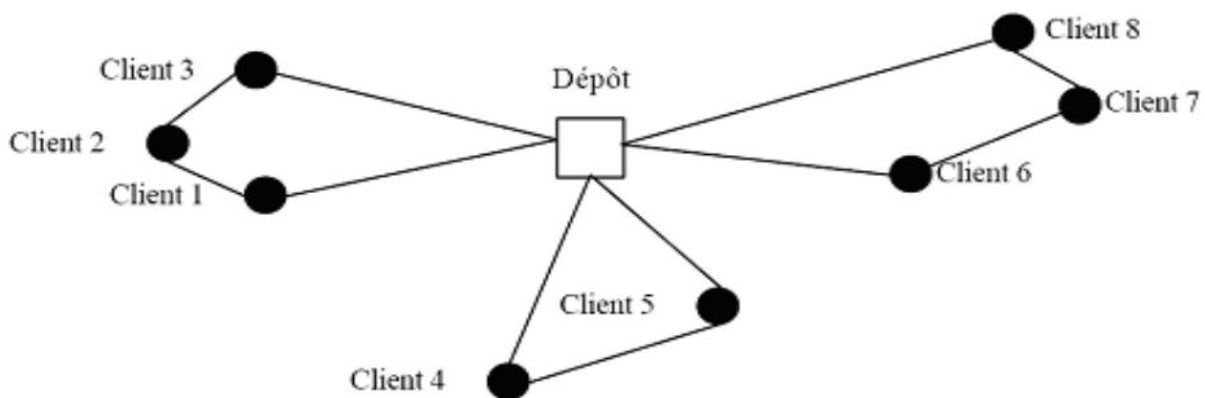


Figure 4.1 Problème de tournées de véhicules

Dans sa version de base, le problème VRP ( figure 4.1) modélise un problème de transport très répandu qui consiste à livrer (et/ou collecter) des produits auprès d'un ensemble de clients à l'aide d'une flotte de véhicules. La résolution consiste à déterminer un ensemble de tournées qui minimise au mieux des objectifs comme la distance totale parcourue, le nombre de véhicules utilisés, la somme des retards des clients.

La multitude d'applications du VRP dans de nombreux domaines, dont celui du transport et de la distribution, a fait naître dans la littérature de nombreuses variantes de VRP. Le Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP) est l'une de ces variantes dont chaque station est associée à un volume demandé et les véhicules ont une capacité qu'ils ne peuvent pas dépasser.

Le VRP se modélise comme suit :

L'objectif est de minimiser la somme des durées des trajets

$$\text{Min } z = \sum_{k \in K} \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} x_{ij}^k c_{ij}$$

Sous contraintes :

$$\sum_{i > 1} y_i^k \leq |J| * y_0^k \quad \forall k \in K \quad (1)$$

$$\sum_{k \in K} y_i^k = 1 \quad \forall i \neq 1 \in N \quad (2)$$

$$\sum_{i \in N} x_{ij}^k = y_j^k \quad \forall j \in N, \forall k \in K \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ij}^k = y_i^k \quad \forall i \in N, \forall k \in K \quad (4)$$

$$\sum_{(i,j) \in S} x_{ij}^k \leq |S| - 1 \quad (k = 1, \dots, m, S \subset N \text{ tq } 2 \leq |S| \leq n - 2) \quad (5)$$

Ou :

$x_{ij}^k$  prend la valeur 1 si l'arc (i,j) est emprunté par le véhicule k, si non,

$y_i^k$  prend la valeur 1 si le véhicule k visite le sommet i, 0 si non,

$c_{ij}$  le cout de l'arc (i,j),

$K$  l'ensemble des véhicules disponibles,

$N$  l'ensemble des demandes y compris de dépôt,

$K$  l'ensemble des véhicules disponible,

$|J|$  une valeur assez grande.

$S$  un sous ensemble de demandes

$m$  nombre de véhicule disponibles

Dans cette formulation, les contraintes (1) imposent que chaque client passe par le dépôt. Les contraintes (2) garantissent que chaque client doit être visité une fois. Les contraintes (3) et (4) assurent qu'on arrive et on part de chez chaque client. Enfin, les contraintes (5) sont les contraintes d'élimination des sous-tours.

Le problème de tournées de véhicule avec capacité (CVRP, Capacited Vehicle Routing Problem) est une variante du VRP, dont l'exception est que chaque véhicule a une capacité  $Q$  et on associe à chaque demande un poids  $q_i$ . Le modèle associé à ce problème est celui du VRP avec contrainte additionnelle qui assure le respect des contraintes de capacité :

$$\sum_{i \in N} q_i y_i^k \leq Q \quad \forall k \in K$$

### 3. Spécialisation de CBM

Le VRP est un problème NP-Difficile et ne peut être que rarement résolu de manière exacte pour des instances de plus de 100 clients. Plusieurs heuristiques et métaheuristiques ont été proposées pour résoudre le VRP. Une revue de ces méthodes peut être trouvée dans [12]. L'approche CBM semble être adaptée à la résolution du VRP étant donné qu'il s'agit d'un problème d'optimisation combinatoire difficile sur lequel un grand nombre d'opérateurs peut être défini.

La spécialisation de CBM pour un problème d'optimisation particulière nécessite de définir les opérateurs de diversification et d'intensification et Le processus de sélection d'opérateur et les mécanismes d'apprentissage sont indépendants du problème et ne nécessitent pas de spécialisation. Les opérateurs utilisés dans cette approche sont tirées des opérations de recherche et algorithmes évolutionnaires. Opérateurs de génération, croisement et mutation effectuent la tâche de diversification. Plusieurs heuristiques de recherche locale sont utilisées comme opérateurs d'intensification.

#### 3.1 Opérateurs d'intensification

La résolution du VRP nécessite six opérateurs d'intensification. Ces opérateurs d'intensification correspondent à des procédures de descente locale utilisant les structures de voisinage : 2-opt, 3-opt, 1-move, edge-move, 1-swap et edge-swap, les quatre derniers sont aussi appelés respectivement 1-string relocation, 2-string relocation, 1-string exchange et 2-string exchange. Ces structures de voisinage sont décrites dans [18].

La définition de la structure de voisinage est une étape clé dans la mise au point d'un algorithme de recherche locale puisqu'elle permet de définir l'ensemble des solutions qu'il est possible d'atteindre à partir d'une solution donnée par une série de transformations. En particulier, la définition du voisinage permet d'identifier toutes les paires de solutions voisines.

## Définition (Voisinage)[7]

Le voisinage de  $s$  est un sous-ensemble de configuration de  $S$  directement atteignable à partir d'une transformation donnée de  $s$ . Il est noté  $N(s)$  et une solution  $x \in N(s)$  est dite voisine de  $s$ .

L'algorithme suivant présente la procédure de descente locale qui permet à partir d'une solution  $s$  d'arriver à un minimum local sur le voisinage  $N$ . La stratégie utilisée est basée sur choisir la première solution rencontrée améliorant la fitness.

---

### Algorithme 2 : Procédure de descente locale

---

1. **initialisation:** trouver une solution initiale  $x$
  2. **Répéter**
  3.   déplacement  $\leftarrow$  Faux
  4.   **Recherche dans le voisinage:** trouver une solution    $x' \in N(x)$
  5.   **Si**  $f(x') < f(x)$  **alors**
  6.        $x \leftarrow x'$
  7.       déplacement  $\leftarrow$  Vrai
  8.   **Fin si**
  9. **Jusqu'à** déplacement = Faux
- 

La procédure de descente locale commence par une solution  $x$ , ensuite, à chaque itération et de manière aléatoire, elle construit une solution  $x'$  de  $N(x)$ . Si  $f(x') < f(x)$  alors  $x'$  devient la nouvelle solution courante  $x$ . Par contre si  $f(x') > f(x)$  alors on construit de manière aléatoire une nouvelle solution  $s'$  de  $N(x)$  et on recommence cette opération tant qu'on n'a pas réussi à faire strictement mieux que  $f(x)$  et tant que le nombre de voisins de  $s$  visités n'a pas dépassé la taille du voisinage.

- **2-opt (resp 3-opt)** Un déplacement dans le voisinage 2-opt d'une solution consiste à supprimer 2 (resp 3) arcs d'un trajet et à reconnecter d'une autre manière les segments restants. La vérification des contraintes est inutile puisque lors du choix d'une solution voisine (améliorant la fitness), la durée des trajets ne peut que diminuer et la capacité de chaque trajet reste inchangée.

La figure 4.2 présente trois voisinages ( $S_1, S_2, S_3$ ) appartenant à la structure 2-opt d'une solution  $S_0$  ( $S_0$  indiquée dans la partie gauche de la figure). Chacune de ces trois solutions est obtenue en supprimant deux arcs d'un même trajet à la solution  $S_0$  et en reconnectant les segments restants d'une autre manière.



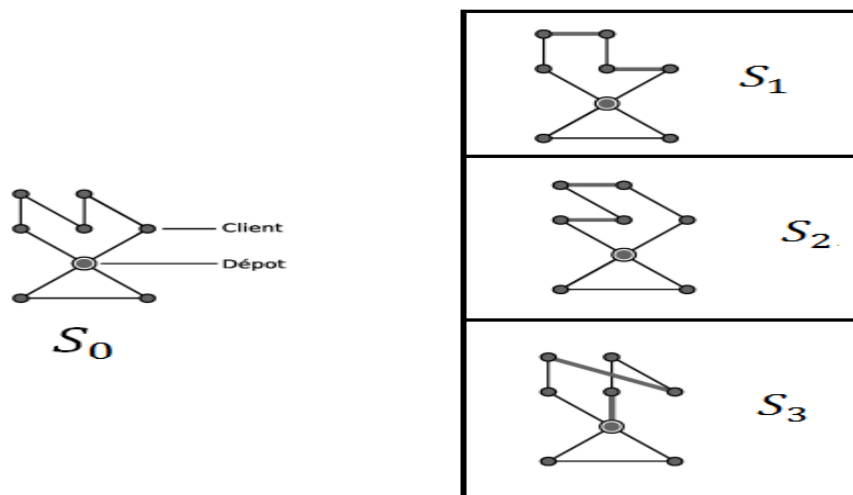


Figure 4.2 Exemple des voisinages de type 2-opt d'une solution  $S_0$ .

- **1-move (resp edge-move)** appelé aussi 1-string relocation ( resp 2-string relocation), Ils consistent à modifier deux trajets lors d'un déplacement d'un nœud(resp un arc). Il est obtenu en insérant un nœud (resp un arc) d'un trajet dans un autre. Dans ce cas il est nécessaire de vérifier que les solutions respectent les contraintes de capacité et de durée. Une solution ne respectant pas ces contraintes n'est pas considérée dans le voisinage.
- **1-swap (resp edge-swap)** appelé aussi 1-string exchange (resp 2-string exchange), une solution est obtenu en permutant un nœud (resp un arc) entre deux trajets. Une solution ne respectant pas les contraintes de capacité et de durée n'est pas considérée dans le voisinage.

### 3.2 Opérateurs de diversification

Les opérateurs de diversification utilisés dans la spécialisation de CBM pour résoudre le VRP sont des procédures de génération, de mutation ou de croisement : génération gloutonne, génération par rotation, deux opérateurs de mutation avec deux taux de perturbation différents, croisement par insertion et croisement ordonné. Les opérateurs de génération permettent de construire une nouvelle solution. Les opérateurs de mutation appliquent une perturbation aléatoire à une solution initiale. Enfin, les opérateurs de croisement combinent les composantes de deux solutions afin de produire une nouvelle solution. Pour traiter le VRP, six opérateurs de diversification ont été utilisés.

- **Génération gloutonne** : La génération gloutonne (greedy insertion algorithm) construit progressivement les trajets en choisissant au hasard des clients non desservis. Chaque client sélectionné est inséré dans une solution partielle de manière à avoir le coût minimum. L'insertion d'un client est effectuée en tenant compte les contraintes de capacités et de durée.
- **Génération par rotation** : La génération par rotation (sweep algorithm) consiste à construire chaque trajet à partir d'une liste ordonnée de nœuds. L'ordre d'insertion des nœuds est obtenu

en faisant tourner un rayon centré sur le dépôt. Chaque nœud est inséré dans le trajet courant tant que la capacité et la durée maximale ne sont pas atteintes. Si le nœud ne peut pas être inséré dans le trajet alors un nouveau trajet est créée [23].

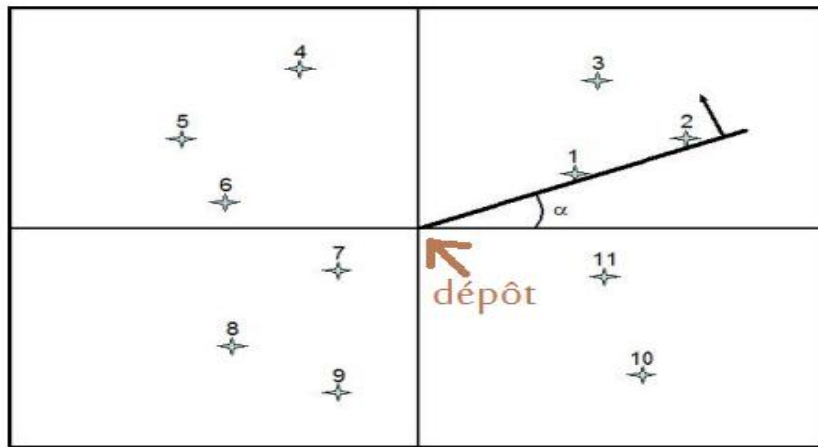


Figure 4.3 Génération par rotation.

- **Opérateurs de mutation** : Les deux opérateurs de mutation sont basés sur une même procédure de suppression/insertion paramétrée avec des taux de suppression différents, obtenus suite à plusieurs expérimentations. La procédure de suppression/insertion consiste à supprimer un ensemble de nœuds des trajets, puis à les réinsérer à une position aléatoire tout en respectant les contraintes de durée et de capacité. Cette procédure peut être vue comme une suite de déplacements aléatoires dans un voisinage de type I-move de la solution.
- **Croisement par insertion** : Le croisement permet de produire deux nouvelles solutions, appelés les enfants, à partir de deux individus, appelés les parents. Dans le croisement par insertion, une nouvelle solution est obtenue en insérant un trajet d'une première solution dans une seconde solution. Pour obtenir une solution valide, chaque nœud contenu dans le trajet inséré est supprimé des trajets de la seconde solution. Suite à cette insertion, une procédure cherchant à regrouper les trajets est appliquée afin de ne pas avoir une augmentation trop importante de leur nombre.
- **Croisement ordonné** : L'opérateur de croisement OX choisit deux points aléatoires de croisement. L'enfant hérite des éléments situés entre les deux points de croisement, inclus, du premier parent. Ces éléments occupent les mêmes positions, et donc apparaissent dans le même ordre que dans ce dernier. Les éléments restants sont hérités du deuxième parent dans l'ordre dans lequel ils apparaissent dans ce parent, en commençant par la première position suivant le deuxième point de croisement et en supprimant les nœuds déjà présents. Suite à cette combinaison, le vecteur de nœuds résultant est découpé afin d'obtenir des trajets respectant les contraintes de capacité et de durée.

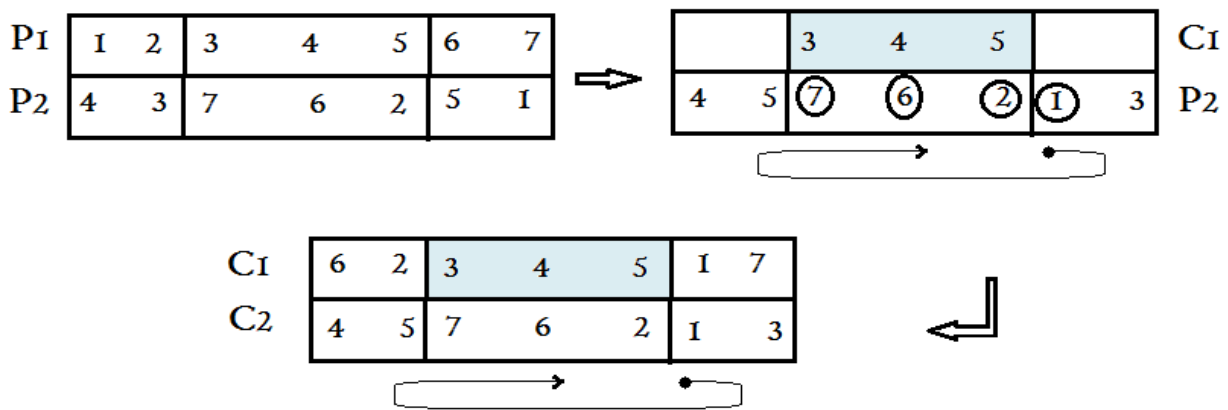


Figure 4.4 Illustration du croisement OX

## 4. Les résultats expérimentaux

L'algorithme général de CBM a été programmé en langage C++ et exécutés sur un PC sous windows 7 Intel(R) Pentium(R) (4 CPUs) 1.9GHz, 4.00Go RAM. Pour l'évaluation numérique nous avons adapté des instances du benchmark Christofides et al. 1979. Sans contrainte de durée et avec une contrainte de capacité seulement.

Chacune des instances est caractérisé par :

- Le nombre de clients : chaque client est caractérisé par les coordonnées et la demande.
- La meilleure solution trouvée.
- Le nombre de véhicule dans le dépôt.
- La capacité des véhicules.

CBM a été paramétrée avec les valeurs présentées dans le tableau suivant.

Paramètre	Description	Valeur
A	Poids initial	100
$\sigma_1$	Valeur de renforcement faible	0.5
$\sigma_2$	Valeur de renforcement forte	0.75
P	Coefficient d'imitation	0.33

Les tableaux suivants donne pour chaque instance, le nombre de clients C, le nombre de véhicules disponible N, la capacité de chaque véhicule Q (la flotte est homogène). Et dans les tableaux suivants l'erreur est calculée selon la relation suivante :

$$\text{Erreur} = \frac{\text{Résultat} - \text{Meilleure connue}}{\text{Meilleure connue}} * 100$$

Dans le premier tableau nous avons testés les instances avec une coalition composée d'un seul agent, et les résultats trouvés sont présentés dans le tableau suivant :

Instance	Q	C	N	Meilleure connue	Temps écoulé (s)	Résultat	Erreur
1	160	50	5	524.61	9	609.628	16,205
2	140	75	10	835.26	4	917.746	9,875
3	200	100	8	826.14	8	900.457	8,995
4	200	150	12	1028.42	20	1198.85	16,572
5	200	200	17	1291.29	50	1475.33	14,252
6	200	120	7	1042.11	11	1147.61	10,123
7	200	100	10	819.56	8	852.444	4,012

A partir de ses résultats, nous remarquons que le temps écoulé pour trouver chaque solution situé entre 4 secondes et 50 secondes ce qui justifie l'augmentation des valeurs trouvées dans l'erreur. Et donc testons maintenant l'approche avec cinq agent sur les mêmes instances, les résultats trouvés sont présentés dans le tableau suivant:

Instance	Q	C	N	Meilleure connue	Temps écoulé (s)	Résultat	Erreur
1	160	50	5	524.61	6	550.581	4,950
2	140	75	10	835.26	18	919.865	10,129
3	200	100	8	826.14	27	903.883	9,410
4	200	150	12	1028.42	75	1129.13	9,792
5	200	200	17	1291.29	212	1464.37	13,403
6	200	120	7	1042.11	41	1146.86	10,051
7	200	100	10	819.56	29	827.319	0,946

Nous constatons que les résultats obtenus avec cinq agents sont améliorés (diminution de l'erreur) par rapport au premier cas avec un agent. En effet on remarque que les erreurs des instances notamment les instances 7 et 1 sont diminués respectivement de 16,205 et 4,012 à 4,950 et 0,946. Pour un nombre plus grand d'agent (10 agents) on a trouvés les résultats ci-dessous

Instance	Q	C	N	Meilleure connue	Temps écoulé (s)	Résultat	Erreur
1	160	50	5	524.61	13	563.155	7,347
2	140	75	10	835.26	37	939.896	12,527
3	200	100	8	826.14	52	873.654	5,751
4	200	150	12	1028.42	153	1153.66	12,177

5	200	200	17	1291.29	448	1434.66	11,102
6	200	120	7	1042.11	88	1144.73	9,847
7	200	100	10	819.56	54	827.513	0,970

Pour confirmer l'efficacité de l'approche au niveau de la coalition, nous avons testés nos instances sur un nombre assez grand (50 agents) et les résultats de ses expériences sont notés dans le tableau suivant :

Instance	Q	C	N	Meilleure connue	Temps écoulé (s)	Résultat	Erreur
I	160	50	5	524.61	26	547,81	4,422
2	140	75	10	835.26	67	902,64	8,067
3	200	100	8	826.14	284	856,29	3,649
4	200	150	12	1028.42	870	1113,8	8,301
5	200	200	17	1291.29	1591	1413,1	9,434
6	200	120	7	1042.11	487	1135,7	8,978
7	200	100	10	819.56	227	824,78	0,636

L'histogramme ci-dessous illustre une comparaison des résultats obtenus avec des différentes tailles de la coalition.

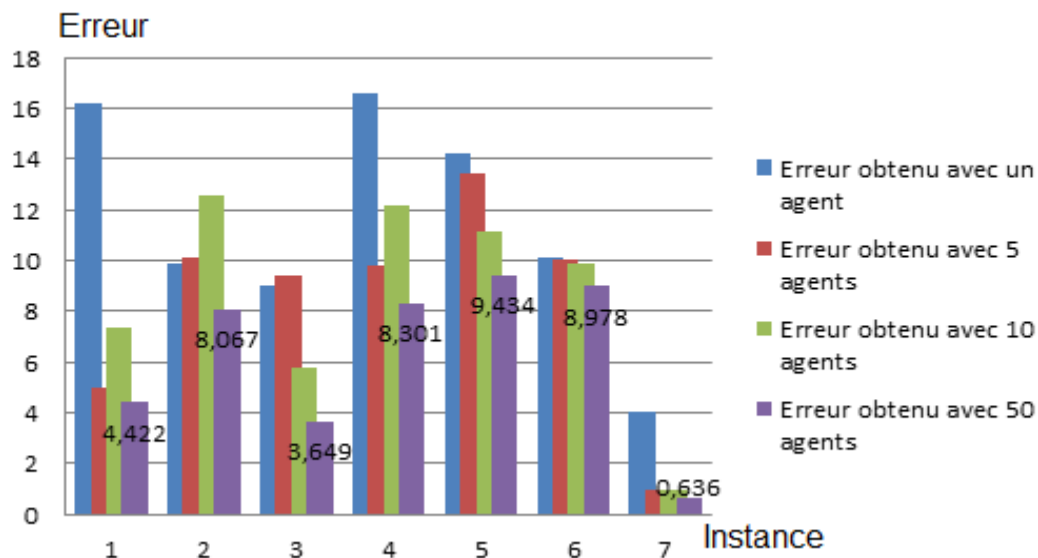


Figure 4.5 Comparaison des résultats obtenus avec des différentes tailles de la coalition.

Nous constatons que la configuration de CBM avec 50 agents fournit un meilleur résultat que les autres configurations. L'amélioration du résultat final lorsque le nombre d'agents augmente peut s'expliquer par une meilleure exploration de l'espace de recherche et par l'action plus efficace des mécanismes de coopération entre les agents.

Les résultats obtenus et le temps écoulé montrent l'intérêt de cette approche. En effet on a obtenus des résultats avec des erreurs inférieure a 10, dans le pire des cas est obtenu dans 26 minutes et 30 secondes et 3 minutes et 46 secondes dans le meilleur cas.

## 5. Conclusion

Après avoir présenté une idée générale sur le problème de tournées de véhicules avec contrainte de capacité, nous avons spécialisé l'approche CBM pour la résolution de ce problème en mettant l'accent sur l'ensemble des opérateurs d'intensification et de diversification adéquate. Un ensemble de résultats expérimentaux ont été obtenus sur les 07 instances proposées sur le benchmark Christofides et al. 1979. Ces instances contiennent entre 50 et 200 clients. Après les tests sur ses instances nous avons trouvés des résultats avec des erreurs ne dépasse pas 10 dans le pire des cas et 0.65 dans le meilleur des cas dans des temps raisonnable qui ne dépasse pas 26 minutes dans le pire des cas. Ensuite, une comparaison des résultats obtenus par variation du nombre d'agent de la coalition. Le temps écoulé et les résultats obtenus montrent l'intérêt de cette approche et laissent entrevoir des perspectives. En effet, il reste encore la possibilité de modifier la stratégie de d'apprentissage soit par renforcement ou par mimétisme.

## Conclusion générale

Dans ce mémoire nous avons étudiée le rapport entre les métaheuristiques et les systèmes multi-agents. Nous avons tout d'abord présenté quelques notions de base dans le domaine des systèmes multi-agent en citant quelques définitions de la notion d'agent et du système multi-agent suivant des différents points de vue, et en clarifiant la communication entre les agents dans un système multi-agent. Ensuite, nous avons présenté un framework organisationnel pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques. Ce framework est composé d'un modèle organisationnel auquel est associé un guide méthodologique. Le modèle adopte les concepts du méta-modèle RIO et présente ainsi une métaheuristique sous la forme d'une organisation composée de quatre rôles en interaction.

Dans le troisième chapitre, en utilisant ce framework, nous avons présenté une métaheuristique fondée sur la métaphore de la coalition nommée CBM (Coalition-Based Metaheuristic) s'inspire du principe des hyper-heuristiques. La recherche des solutions est effectuée par des agents possédant des caractéristiques identiques et jouant chacun l'ensemble des quatre rôles génériques du framework. Chaque agent est capable d'effectuer indépendamment des autres une recherche dans l'espace des solutions et d'adapter sa stratégie par apprentissage.

Pour souligner l'efficacité de CBM, nous avons traité un problème de tournées de véhicules (VRP) avec contrainte de capacité. Dans un premier temps nous avons détaillé la démarche de spécialisation qui consiste généralement à la définition des opérateurs d'intensification et de diversification, Ensuite, un ensemble d'expérimentations ont permis de confirmer l'intérêt de la coopération entre les agents dans CBM.

# Bibliographie

- [1] Blum C., and Roli A., “Metaheuristics in combinatorial optimization : Overview and conceptual comparison”. *ACM Computing Surveys*, 35(3) :268–308. 2003.
- [2] Burke, E., Hart, E., Kendall, G., Newall, J., Hart, E., Ross, P., and Schulenburg, S.. “chapter Hyper-Heuristics : An Emerging Direction in Modern Search Technology”. *Handbook of Meta-Heuristics*, pages 457–474. Kluwer Academic. 2003.
- [3] Créput J.C., Meignan D., Koukam A..“A Coalition-Based Metaheuristic for the Vehicle Routing Problem”. *Laboratoire Systèmes et Transport, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, Franc, 2008.*
- [4] Créput J.C., Meignan D., Koukam A.. “Coalition-based metaheuristic: a self-adaptive metaheuristic using reinforcement learning and mimetism”. Springer Science+Business Media, LLC 2009.
- [5] Créput J.-C., Koukam A., Meignan D.. “Un framework organisati-onnel pour la conception et l’implantation multi-agent de métaheuristiques”. *Laboratoire Systèmes et Transport, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, Franc, 2008.*
- [6] Dorigo M., and Stützle, T.,“The ant colony optimization metaheuristic : Algorithms, applications and advances”. *Technical Report IRIDIA-2000-32, IRIDIA.2000.*
- [7] Devarenne I.,“Etudes en recherche locale adaptative pour l’optimisation combinatoire”. *Université de technologie Belfort-Montbéliard et de l’Université de France-comté,2007.*
- [8] Eiben, A. E. and Schippers, C. A. “On evolutionary exploration and exploitation”. *Fundamenta Informaticae*, 35 :1–16. 1998.
- [9] Erceau J., Ferber J., “L’intelligence artificielle distribuée”. *La recherche*, 22(233). pp. 750-758, Juin 1991.
- [10] Ferber J.:“Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective”, *IIA Informatique Intelligence Artificielle*, Edition Inter Editions, 1995.
- [11] Foisel R. “Modèle de réorganisation des systèmes multi agents :Une approche descriptive et opérationnelle”. *Thèse de doctorat en informatique, Université de Nancy1, 1998.*
- [12] Gendreau M., Laporte G., and Potvin J-Y.,“The Vehicle Routing Problem, chapter Metaheuristics for the capacitated VRP”, pages 129–154. 2002.



- [13] Gruer P., Hilaire V., Koukam A., and Cetnarowicz K., “A formal framework for multi-agent systems analysis and design”. *Expert Systems with Applications*, 23(4) :349–355, 2002.
- [14] Jennings N.R., Wooldridge M., “Agent-Oriented Software”. In *Handbook of Technology* (ed. J.Bradshaw) AAAI/MIT Press, 2000.
- [15] KAMOUN M.A., “Conception d’un système d’information pour l’aide au déplacement multimodal : Une approche multi-agents pour la recherche et la composition des itinéraires en ligne.”Thèse en Automatique et Informatique Industrielle. l’Université des Sciences et Technologies de Lille et l’Ecole Centrale de Lille, 2007.
- [16] LAÏCHOUR H., “Modélisation multi-agent aide à la décision : application a la régulation des correspondances dans les réseaux de transport urbain”. Université des Sciences et Technologies de Lille, U.F.R. I.E.E.A. 2002.
- [17] Lenstra J. & Rinnooy Kan A. H. G., “Complexity of the vehicle routing and scheduling problems”. In *Networks*, volume 11, pages 221–228. Springer, 1981.
- [18] Laporte G. and Semet F., “Classical heuristics for the vehicle routing problem”. In *Les Cahiers du GERAD*, number G-98-54. GERAD, 1999.
- [19] Meignan D., “Une approche organisationnelle et multi-agent pour la modélisation et l’implantation de métaheuristiques, Application aux problèmes d’optimisation de réseaux de transports”Thèse en informatique. Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2008.
- [20] Meignan, D., Créput, J.-C., and Koukam, A. “An organizational view of metaheuristics”. In N. R. Jennings, A. Rogers, A. P. and Ramchurn, S. D., editors, *First International Workshop on Optimisation in Multi-Agent Systems, AAMAS’08*, pages 77–85, 2008
- [21] Moujahed S., Gaud N., and Meignan D.. “A selforganizing and holonic model for optimization in multi-level location problems”. In *IEEE Int. Conf. on Industrial Informatics, INDIN 2007*, 2007
- [22] Özcan, E., Bilgin, B., and Korkmaz, E. E.. “A comprehensive analysis of hyper-heuristics”. *Intelligent Data Analysis*, 12(1) :3–23. 2008.
- [23] Wren A., and Holliday A., “Computer scheduling of vehicles from one or more depots to a number of delivery points”. *Operational Research Quarterly*, 23(3) :333–344, 1972.