

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

BADJI MOKHTAR UNIVERSITY- ANNABA  
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR - ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIORAT  
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Année : 2016/2017

## THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de DOCTORAT en 3<sup>ème</sup> cycle

Thème

UNE APPROCHE MEMETIQUE POUR  
RESOUDRE LE PROBLEME D'AFFECTION  
DE FREQUENCES EN RESEAU MOBILE

Filière : informatique  
Spécialité : Réseaux et sécurité Informatique

Par :

**Abdelkader TOUNSI**

**Directeur de Thèse:**

Malika BABES - MCA - Université de Badji Mokhtar, Annaba

**Devant Jury:**

**Présidente:**

Mme. Yamina MOHAMED BEN ALI Pr. Université de Badji Mokhtar, Annaba

**Examineurs:**

Mme. Natalia DJELLAB Pr. Université de Badji Mokhtar, Annaba

M. Makhlof DERDOUR MCA Université de Tebessa

M.Chaker MEZIOUD MCA Université de Mentouri constantine 2



# Dédicace

*A mes chers parents,  
A mes deux frères,  
A ma soeur,  
A mes oncles,  
A mes collègues,  
Enfin à tous ceux que j'aime et ceux qui m'aiment,  
Je dédie ce modeste travail*

# Remerciement

MERCI à mes parents pour leur patience et leur soutien indéfectible qui m'ont été plus qu'indispensables.

Mes très vifs remerciements vont à l'encontre de mon directeur de thèse, le docteur babes Malika pour avoir accepté de m'encadrer et de m'orienter tout au long de ce travail. j'espère d'être à la hauteur de son espérance.

Je remercie vivement tous les enseignants et responsables de master RSI de Annaba pour tous les efforts qu'ils ont fournis pour la réussite de ce travail.

Enfin, que tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail trouvent ici ma reconnaissance.

# الملخص

موجات الراديو نادرة وباهظة الثمن . الطلب المتزايد لهذه الترددات بالإضافة لمحدوديتها ادى الى ازدياد اهميتها تدريجيا . الإدارة السليمة ل هذه الموارد هو ضروري جدا. هذه الأطروحة تتعلق بمشكلة تقاسم الترددات في شبكات الهاتف المحمول. ينقسم هذا البحث إلى قسمين . أولا ، معالجة مشكلة تخصيص التردد في الشبكات الخلوية وذلك باقتراح طريقة تستخدم خوارزمية علم التطور على أساس مزيج بين اثنتين من خوارزميات معروفة: الخوارزمية الجينية و بحث تابو .

ثانيا إلقاء الضوء على تكنولوجيا الراديوية الإدراكية و تقديم خوارزمية جديدة للتحكم في طاقة المحمول وذلك باستعمال طريقة جديدة مستوحاة من خوارزمية طبيعية تسمى خوارزمية اليراعات . نتائجا تظهر أن الطريقة المنتهجة فعالة مقارنة بالطرق السابقة .

# Abstract

Spectrum resource is scarce and expensive. Due to the insufficiency of available bandwidth resources and the increasing demand for wireless communication services, the spectrum resource becomes progressively important. The proper management of these resources is very essential. This thesis relates to the spectrum sharing problem in mobile networks. This thesis is divided into two parts.

First, we address the problem of channel allocation in cellular networks. We propose an approach that uses a Memetics algorithm based on the combination of two known algorithm: Genetic Algorithm and Tabu search.

Then we focus on cognitive radio technology. We provide a power control algorithm based on a new metaheuristic inspired by a natural algorithm called firefly algorithm. Our results show that the proposed method outperforms previous approaches.

**Keywords:** cellular network, cognitive radio, frequency assignment problem, power control, firefly algorithm

# Résumé

La ressource radio est rare et coûteuse. Le nombre de canaux radio est forcément limité, face à un nombre d'utilisateurs toujours croissant. A cette forte utilisation et l'exigence de la qualité de service, poussent à s'intéresser à la bonne gestion de ces ressources. Ces travaux de thèse s'inscrivent dans les problématiques de partage spectral dans les réseaux mobile. Ces travaux s'articulent autour de deux axes.

Tout d'abord, nous abordons le problème d'allocation de fréquence dans les réseaux cellulaires. Nous proposons une approche qui utilise un algorithme Mémétique basé sur la combinaison de deux algorithmes connus : 'Algorithme Génétique' et 'la recherche Tabou'.

Ensuite, nous mettons l'accent sur la technologie de radio cognitive. Nous proposons un algorithme de contrôle de puissance basé sur une nouvelle métaheuristique inspirée d'un algorithme naturel, appelé algorithme de luciole (firefly algorithm). Les résultats montrent une efficacité remarquable par rapport aux autres méthodes existantes dans la littérature.

**Mot clés :** réseaux cellulaires, radio cognitive, problème d'allocation de fréquences, contrôle de puissance, algorithme de luciole.

# Sommaire

<b>Introduction Générale</b> .....	15
------------------------------------	----

1 Motivation .....	15
--------------------	----

2 Contributions .....	16
-----------------------	----

3 Organisation de la thèse.....	18
---------------------------------	----

## Chapitre 1

<b>Généralités sur le problème d'affectation de fréquences dans les réseaux cellulaires</b> .....	20
---	----

1.1 Introduction.....	20
-----------------------	----

1.2 Les Interférences dans les systèmes cellulaires .....	21
---	----

1.2.1 Interférence Co-canal.....	21
----------------------------------	----

1.2.2 Les interférences des canaux adjacents et Co-site .....	23
---	----

1.3 Présentation du problème .....	24
------------------------------------	----

1.4 Formulation mathématique du FAP .....	26
---	----

1.5 Complexité du problème d'allocation de fréquences .....	27
---	----

1.6 Les techniques d'allocation de fréquences .....	28
---	----

## Chapitre 2

<b>Allocation fixe de fréquences</b> .....	31
--	----

2.1 Introduction .....	31
------------------------	----

2.2 Classification du problème d'allocation de fréquences.....	32
--	----

2.2.1 Affectation de fréquences d'ordre minimum (MO-FAP).....	32
---	----

2.2.2 Affectation de fréquences de spectre minimum (MS-FAP).....	33
--	----

2.2.3 Affectation de fréquences d'interférences minimum (MI-FAP).....	34
---	----

2.2.4 Affectation de fréquences de blocage minimum (MB-FAP).....	36
--	----

2.3 Etat de l'art .....	36
-------------------------	----



2.3.1 Affectation de fréquences d'ordre minimum (MO-FAP).....	37
2.3.2 Affectation de fréquences de spectre minimum (MS-FAP).....	37
2.3.3 Affectation de fréquences d'interférences minimum (MI-FAP).....	38
2.3.4 Affectation de fréquences de blocage minimum (MB-FAP).....	40
2.4 Conclusion.....	41

### Chapitre 3

#### **Rappel de quelques Métaheuristiques et proposition d'un Algorithme Mémétique résolvant le FAP.....**

3.1 Introduction.....	42
3.2 Généralités sur les métaheuristiques.....	43
3.2.1 Effet Lamarckianism contre Baldwinian.....	43
3.2.2 Diversification et minimum local.....	44
3.2.3 Le choix de voisinage pour l'espace de recherche.....	45
3.3 Principales Métaheuristiques .....	46
3.3.1 Les approches de «recherche locale» ou trajectoire.....	47
3.3.1.1 La méthode du recuit simulé.....	47
3.3.1.2 La recherche tabou.....	48
3.3.2 Les approches «évolutionnaires» (ou population).....	50
3.3.2.1 Les Algorithmes génétiques.....	50
3.3.2.2 Algorithme des lucioles.....	53
3.4 Les Algorithmes Mémétique.....	56
3.4.1 Algorithmes évolutionnaires+Recherche Locale=Algorithme Mémétique.....	56
3.4.2 Le modèle d'un algorithme mémétique .....	57
3.5 Quelle méta heuristique utiliser.....	59
3.6 Proposition d'un algorithme Mémétique pour le problème d'affectation de fréquences.....	60
3.6.1 Les composants de l'algorithme proposé.....	61
3.6.1.1 Représentation et mécanismes de sélection.....	61
3.6.1.2 Initialisation de la population.....	62
3.6.1.3 Opérateur de croisement.....	63
3.6.1.4 Opérateur de mutation et stratégie de remplacement.....	64

3.6.1.5 Principe de l'algorithme Mémétique.....	65
3.6.2 Recherche Tabou.....	66
3.6.3 Fréquences libres.....	67
3.6.4 Critères d'arrêt.....	68
3.6.5 Résultats expérimentaux.....	68
3.7 Conclusion.....	74

## **Chapitre 4**

### **Le problème d'allocation de fréquences dans les radios cognitives.....75**

4.1 Introduction.....	75
4.2 Formulation du problème .....	78
4.2.1 Description du système.....	78
4.2.2 Proposition de la Fonction d'utilité globale.....	81
4.2.3 Un modèle de recherche locale pour le problème.....	81
4.2.4 La disponibilité des fréquences et les activités des utilisateurs primaires.....	82
4.3 L'algorithme proposé.....	83
4.3.1 Algorithme glouton.....	85
4.3.2 La recherche tabou.....	86
4.3.3 Algorithme de contrôle de puissance (power controle) .....	87
4.4 Résultats expérimentaux et discussions.....	89
4.4.1 Modèle de simulation et ses paramètres.....	89
4.4.2 Résultats et discussion.....	90
4.4 Conclusion.....	96

## **Chapitre 5**

### **Algorithme des Lucioles modifié pour le problème de contrôle de puissance et l'allocation de fréquences dans les radios cognitives.....98**

5.1 Introduction.....	98
5.1 Formulation de problème.....	99
5.1.1 Description du système et hypothèses de base.....	99
5.1.2 Les canaux libres pour les Sus.....	102

5.1.3	<i>Fonction d'utilité pour Sus</i> .....	103
5.1.4	<i>Existence d'équilibre de Nash</i> .....	104
5.2	<i>Proposition d'un algorithme efficace pour le contrôle de puissance</i> .....	105
5.3	<i>Résultats et discussions d'expérimentation</i> .....	108
5.3.1	<i>Modèle de simulation et les paramètres</i> .....	108
5.3.2	<i>Fonctions Utilitaires du système</i> .....	109
5.3.3	<i>Résultats et discussion</i> .....	110
	<b><i>Conclusion générale</i></b> .....	115
	<b><i>Bibliographies</i></b> .....	118

# Liste des Figures

<i>Figure 1.1 Interférence co-canal (A, B, C émettent sur le même canal)</i> .....	22
<i>Figure 1.2 Le concept de la distance de réutilisation</i> .....	23
<i>Figure 1.3 Interférence sur canal adjacent</i> .....	24
<i>Figure 1.4 le problème d'allocation de fréquences</i> .....	26
<i>Figure 1.5 Les technique d'allocation de fréquences</i> .....	28
<i>Figure 3.l'optimum globale et local</i> .....	45
<i>Figure 3.2 les Métaheuristiques</i> .....	46
<i>Figure 3.3 Algorithme du recuit simulé</i> .....	47
<i>Figure 3.4 Algorithme de la recherche Tabou</i> .....	49
<i>Figure 3.5 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique [Pic 06]</i> .....	51
<i>Figure 3.6 opérateur de sélection</i> .....	52
<i>Figure 3.7 les différents types de croisements</i> .....	53
<i>Figure 3.8 le principe de Mutation</i> .....	53
<i>Figure 3.9 Comportement schématique d'un algorithme génétique, d'une recherche locale et d'un algorithme mémétique</i> .....	57
<i>Figure 3.10 Principe d'un algorithme Mémétique</i> .....	58
<i>Figure 3.11 Représentation et codage des données</i> .....	61
<i>Figure 3.12 Fréquences affectées à la cellule 'i' (a) méthode de Cheng [Che 05] (b) notre méthode (PI)</i> .....	62
<i>Figure 3.13 pseudo code de PI proposé</i> .....	63
<i>Figure 3.14 Opérateur de croisement proposé</i> .....	64
<i>Figure 3.15 Opérateur de mutation proposé</i> .....	64
<i>Figure 3.16. Algorithme Mémétique proposé</i> .....	65

<i>Figure 3.17 Les mouvements dans la recherche Tabou.....</i>	<i>67</i>
<i>Figure 3.18 Calcule de la fréquence libre.....</i>	<i>68</i>
<i>Figure 3.19 les instances de Philadelphie.....</i>	<i>68</i>
<i>Figure 3.20 matrice de compatibilité(C) vecteur de demande (D).....</i>	<i>69</i>
<i>Figure 3.21 (a)convergence de l'instance 8 (b) convergence de l'instance 2.....</i>	<i>71</i>
<i>Figure 3.22. Plan de fréquence pour le problème n°8.....</i>	<i>72</i>
<i>Figure 4.1 réseau radio cognitive .....</i>	<i>79</i>
<i>Figure 4.2 CSGC : Color-Sensitive Graph Coloring proposé par Peng [Pen 06].....</i>	<i>80</i>
<i>Figure 4.3 La disponibilité des fréquences vs les activités des utilisateurs primaires proposé ...</i>	<i>82</i>
<i>Figure 4.4 Schéma général de l'algorithme proposé.....</i>	<i>84</i>
<i>Figure 4.5 Algorithme glouton proposé.....</i>	<i>85</i>
<i>Figure 4.6 Un algorithme tabou combiné avec un algorithme glouton .....</i>	<i>87</i>
<i>Figure 4.7 le changement du statut d'un utilisateur primaire.....</i>	<i>88</i>
<i>Figure 4.8 Algorithme de contrôle de puissance.....</i>	<i>90</i>
<i>Figure 4.9 - Convergence de la première phase.....</i>	<i>91</i>
<i>Figure 4.10 (a) Utilité moyenne [Pen 06](b) Utilité minimum [Pen 06]( c) Equité entre les utilisateurs[Pen 06] (d) Les différentes fonctions d'utilité de notre approche .....</i>	<i>92</i>
<i>Figure 4.11 Systèmes Utilitaires sous différents ordres pour différentes topologies.....</i>	<i>93</i>
<i>Figure 4.12 - Les résultats de simulation pour l'algorithme proposé.....</i>	<i>94</i>
<i>Figure 4.13 impact du FP sur la fonction d'utilité.....</i>	<i>95</i>
<i>Figure 4.14 Impact de contrôle de puissance sur le nombre de fréquences affectés.....</i>	<i>96</i>
<i>Figure 5.1 le modèle du système considéré.....</i>	<i>100</i>
<i>Figure 5.2 Algorithme de lucioles modifiées.....</i>	<i>108</i>
<i>Figure.5.3 Emplacements des utilisateurs.....</i>	<i>110</i>

<i>Figure 5.4 Convergence des algorithmes vers la Probabilité de coupure minimale</i> .....	111
<i>Figure 5.5 convergence de puissance de chaque utilisateur secondaire</i> .....	111
<i>Figure.5.6 Le SINR reçu à chaque utilisateur secondaire</i> .....	112
<i>Figure. 5.7 Le SINR reçu à chaque utilisateur primaire</i> .....	113
<i>Figure. 5.8 Fonction d'utilité du Système</i> .....	114
<i>Figure. 5.9 Stabilité de convergence</i> .....	115
<i>Figure. 5.10 Convergence de puissance sous différentes valeurs de coupures</i> .....	116
<i>Figure. 5.11 Variations de la probabilité de coupure vs l'énergie totale consommée</i> .....	116
<i>Figure. 5.12 Effet du facteur d'attractivité <math>\beta</math> proposées sur la vitesse de convergence</i> .....	117

## ***Liste des tableaux***

<i>Tableau 1.1 les techniques d'allocation de fréquences</i> .....	29
<i>Tableau 3.1. Comparaison générale des principales métaheuristiques</i> .....	59
<i>Tableau 3.2: Caractéristiques des problèmes étudiés</i> .....	70
<i>Tableau 3.3: Taux de convergence</i> .....	70
<i>Tableau 3.4: le plan de fréquences pour le problème 2</i> .....	72
<i>Tableau 3.5: le plan de fréquences pour le problème 5</i> .....	73
<i>Tableau 3.6: plan de fréquences pour le problème 6</i> .....	73
<i>Tableau 5.1 Liste des paramètres</i> .....	109

# Introduction Générale

## 1 Motivation

---

L'évolution éclatante d'utilisation des systèmes de communication sans fil et le fort élargissement de l'Internet mobile dans le monde entier ont poussé les opérateurs à améliorer les performances de ces réseaux. En effet, les efforts fournis ces dernières années dans ce domaine permettent d'atteindre des objectifs très différents et de plus en plus ambitieux. Cet essor grandissant fait que ce type de réseaux est devenu un outil de travail quotidien à de nombreux utilisateurs. A cette forte utilisation des réseaux sans fil viennent s'ajouter des contraintes de performances, de sécurité et de qualité de service que les opérateurs se doivent de respecter. L'avantage essentiel que présentent les réseaux sans fil par rapport aux réseaux fixes est la mobilité. Les utilisateurs souhaitent que la mobilité soit entièrement transparente afin d'exploiter des performances similaires à celles des réseaux filaires.

Le développement des systèmes de communication sans fil est marqué par l'apparition de nouveaux services. Les systèmes cellulaires ont connu la plus grande évolution ces dernières années. L'essor formidable de ce type de réseaux est dû en grande partie aux possibilités de communication offertes par ces systèmes en situation de mobilité. Un des grands challenges pour ce type de réseau est la continuité des communications hors des limites de couverture d'une station donnée. Les utilisateurs peuvent subir une dégradation ou même une rupture de la communication lors d'un passage d'une cellule à une autre. Le mécanisme assurant la disponibilité des ressources radios durant toute la durée de la communication lors de déplacement est appelé « **transfert intercellulaire** » ou *handover*.

Étant donné que la ressource radio est une ressource rare, il est impératif de l'utiliser au maximum et particulièrement dans le cas d'un réseau cellulaire. Une bonne politique de gestion de ressources radio est certainement nécessaire afin de permettre de maximiser l'utilité de l'ensemble de ces ressources. La qualité d'un réseau cellulaire dépend largement de la politique de gestion des ressources radio. Pour atteindre cet objectif, il est également indispensable de trouver une bonne méthode d'allocation de la totalité de ressources radio disponibles à l'ensemble des cellules. La plupart des réseaux cellulaires utilisent une technique de partage de ressources fixe (Fixed Channel Assignment(FCA)), dans laquelle un certain nombre de



ressources est affecté à chaque station de base d'une manière fixe. Cette technique dont le coût est relativement faible, facilite la gestion de ressources. Cependant, les performances obtenues lors d'un trafic non uniforme sont de mauvaise qualité. Plusieurs schémas de partage dynamique (Dynamic Channel Assignment (DCA)) et hybride (Hybrid Channel Assignment(HCA)) ont été proposés pour une meilleure utilisation de la bande passante et une augmentation de la capacité du système. Cependant, des mauvaises performances ont été obtenues lorsque la charge de trafic est élevée.

Ces politiques d'allocations ont conduit à un encombrement dans certaines parties du spectre, tandis qu'une large portion allouée est utilisée sporadiquement ; ce qui conduit à une sous-utilisation spectrale [Aky 08]. Une étude de la Commission fédérale des communications (FCC) [Fcc 02] des États-Unis montre que l'utilisation du spectre alloué se situe entre 15% à 85%. C'est pourquoi des techniques d'accès dynamique au spectre ont été proposées pour résoudre ces problèmes d'inefficacité spectrale. La technologie la plus appropriée pour relever ce challenge est la radio cognitive. Cette technologie est capable de partager les ressources radio d'une manière opportuniste avec les utilisateurs primaires (Pu : Primary User) possédants de licence avec les utilisateurs secondaire (Su : Secondary User). Les réseaux de radios cognitives ont la capacité de fournir une bande passante plus grande pour les utilisateurs mobiles (Su) grâce aux techniques d'accès dynamique et grâce aux architectures des réseaux sans fil hétérogènes. La réalisation de cet objectif est faisable uniquement par le biais de techniques dynamiques et efficaces de gestion des ressources radio.

L'activité des chercheurs montre que le développement de ces réseaux est en plein essor. Sans conteste, les avantages principaux de cette nouvelle génération de réseaux mobiles sont la flexibilité et la bande passante. Effectivement, La partie soft de ces réseaux (SDR : software defined radio) offre des fonctions essentielles et encourageantes pour le bon fonctionnement et l'amélioration de ces réseaux.

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés tout particulièrement aux problèmes de partage spectral connu dans la littérature sous le nom de problème d'allocation de fréquences (FAP : Fréquence assignment problem). Notre choix s'est porté sur ce problème car il est certain qu'une allocation efficace des ressources améliore considérablement l'utilisation spectrale.

## 2 Contributions

---

Nous proposons, dans le cadre de cette thèse, de nouveaux mécanismes de gestion des ressources radio. Ces mécanismes considèrent les deux schémas d'allocation de canaux : fixe et dynamique, dans deux types de réseaux, et sont obtenus en utilisant les approches métaheuristiques car celles-ci sont connues par leurs performance à résoudre des problèmes fortement combinatoire. En effet, la panoplie des métaheuristiques existantes ont prouvé, durant ces dernières années, leur efficacité, en offrant une grande rapidité de traitement et en donnant des solutions satisfaisantes, non nécessairement optimales, pour de nombreux problèmes réels.

Nous proposons pour les systèmes d'allocation fixe, où toutes les ressources radios sont groupées dans un groupe commun, un nouveau mécanisme basé sur les algorithmes Mémétique permettant

de résoudre le problème. En effet, de nombreuses applications ont prouvé à quel point les algorithmes mémétiques pouvaient être performants, sur des problèmes bien connus comme celui du Voyageur de Commerce [Fre 96], du Sac à Dos [Fal,96], optimisation de fonctions non-stationnaires [Vav 96], d'Affectation Quadratique [Mer 97], de Coloration de Graphes [Gal 99], optimisation multi-objectif [Kno 01], bioinformatique [Kra 04], de Satisfiabilité [Lar 06] et Maximum de Parcimonie [Goë 06] etc.

L'algorithme proposé utilise une méthode de recherche locale dans un algorithme génétique. Les résultats obtenus sont de bonne qualité. En effet, la simulation montre que l'algorithme proposé a donné de meilleurs résultats pour les différentes instances du problème étudié (un taux de convergence égal à 100% pour toutes les instances testées).

Vu la complexité et la taille des réseaux de la radio cognitive, il devient très difficile de faire des investigations sur les valeurs de performances en utilisant des méthodes analytiques. Par conséquent, il est recommandé de proposer des modèles complets qui puissent faire représenter les différentes caractéristiques d'un radio cognitive. Nous avons trouvé de tels modèles dans nos lectures, par exemple le modèle qui a été proposé par Peng et al [Pen 06] modélise le réseau radio cognitive par un modèle théorique de graphe. Les sommets du graphe représentent les communications (ou liens) entre un émetteur et un récepteur de radio cognitive. Ces sommets disposent une liste de couleurs qui représentent les fréquences disponibles à affecter tout en respectant les contraintes d'interférence entre ces sommets. Ce modèle représente beaucoup d'avantage du fait de la volumineuse littérature sur ce modèle qui vont nous permettre de comparer notre approche. L'algorithme que nous proposons est basé sur ce modèle. La première étape consiste à allouer les fréquences libres en utilisant un algorithme de recherche locale combiné avec un algorithme glouton. Ensuite, les fréquences occupées par les utilisateurs primaires sont allouées en utilisant la technique de gestion de puissance (power control). Les résultats obtenus sont de très bonne qualité. En effet, la simulation montre que l'algorithme proposé a donné de meilleurs résultats par rapport au modèle de Peng et al [Pen 06].

Cependant, l'inconvénient majeur dans le travail de Peng et al [Pen 06] réside dans leur simple modèle d'interférence, qui est basé sur le chevauchement de zones de couverture de deux stations de base (modèle binaire). Ceci n'est pas réaliste et ne tient pas compte des effets d'interférence de multiples transmissions qui se produisent simultanément sur un seul canal. Pour pallier ce problème, nous avons proposé notre propre modèle d'interférence, qui permet d'améliorer à la fois l'utilisation du spectre et la demande des différents utilisateurs, en tenant également en compte les interférences entre les différents utilisateurs du système. Notre modèle est basé sur la gestion efficace d'énergie.

Pour se faire, la solution à ce problème peut facilement être obtenue par un célèbre nouvelle méta heuristique inspirée par un algorithme naturel, appelé algorithme de luciole (firefly algorithm), qui a été développé par Xin Yang à l'Université de Cambridge en 2008 [Yan 08]. Cet algorithme n'a pas été utilisé dans le domaine de la transmission radio, le challenge été donc, d'adapter cet algorithme avec notre problème. L'algorithme que nous avons conçu a montré qu'il est capable de donner des solutions optimales avec une bonne sélection initiale des paramètres de contrôle. Les résultats ont été comparés avec ceux obtenus par des techniques alternatives proposées dans la littérature, en termes des meilleures solutions trouvées en prenant en considération le temps de

convergence et d'autres métriques du problème considéré. En effet, la simulation montre que l'algorithme proposé a donné de meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes existantes dans la littérature.

Ces propositions, que ce soit pour des systèmes cellulaires ou radio cognitive, permettent d'améliorer l'utilisation de la bande spectrale, tout en minimisant les interférences en cours de communication.

### **3 Organisation de la thèse :**

---

L'ordre quasi-linéaire de ce document correspond à une volonté d'amener le lecteur à mieux comprendre les différentes caractéristiques de chacune des solutions proposées. Ce document est organisé comme suit :

Le prochain chapitre de cette thèse présente le problème d'allocation de fréquence et les principaux éléments nécessaires à la compréhension du rapport, en particulier les notions d'interférences intercellulaires. Nous présentons la formulation mathématique ainsi que sa complexité, généralement rencontrée dans la littérature. Nous mettons l'accent aussi sur les principaux schémas d'allocation de ressources introduits dans les réseaux cellulaires.

Dans le deuxième chapitre, nous exposons brièvement un état de l'art sur ce problème en se basant sur la technique d'allocation fixe de fréquence.

Le troisième chapitre est divisé en deux parties : la première présente une vision d'ensemble sur les métaheuristiques. Nous y détaillons les principales métaheuristiques existantes et plus particulièrement les Algorithmes Mémétiques. Cette partie est nécessaire pour la compréhension du reste de ce chapitre et du document. La deuxième partie présente une nouvelle méthode d'allocation de fréquence. La méthode proposée utilise un algorithme mémétique. Cette étude a été validée par un ensemble de simulations et comparée aux solutions existantes.

Le quatrième chapitre présente une vision d'ensemble sur les réseaux radio cognitive. Nous y détaillons les principales caractéristiques de ces réseaux, nous exposons aussi brièvement un état de l'art sur le partage de ressources radio dans ces réseaux. Le chapitre expose aussi une nouvelle politique d'allocation dynamique des ressources radios, en considérant également le contrôle de puissance dans ces systèmes. La méthode proposée utilise, également, une heuristique de recherche locale et a été testée pour différents scénarios de simulations. Nous comparons, par un ensemble de simulations, l'impact du changement de différents paramètres sur la bande spectrale.

Dans le dernier chapitre, nous présentons notre modèle d'interférence, une formulation générale du problème est donnée. Le principe de notre algorithme est présenté en détail avec une modélisation mathématique pour résoudre le problème traité. Une série d'expériences de calcul en utilisant différents paramètres, est effectuée. Les résultats seront analysés en termes des meilleures solutions trouvées en prenant en considération le temps de convergence et d'exécution de ces méthodes.

Nous terminons par une conclusion générale résumant les principaux résultats obtenus au cours de cette thèse sur les plans des modèles et algorithmes. Puis nous présentons une vue sur les extensions possibles de ce travail.

# Chapitre 1

---

## Généralités sur le problème d'affectation de fréquences dans les réseaux cellulaires

### 1.1 Introduction

---

Durant les dernières années, la *téléphonie mobile* a connu une évolution sans précédent dans l'histoire des télécommunications. La demande dans ce secteur pousse les opérateurs à déployer des réseaux de télécommunication mobiles de plus en plus performants pour satisfaire la demande des consommateurs. Le besoin accru en applications mobiles d'une part, et le rapprochement des télécommunications et de l'informatique ont donné naissance à des objectifs très différents et de plus en plus ambitieux.

Les communications entre mobiles se réalisent par l'intermédiaire d'une liaison radio. Initialement, le réseau est vide. L'apparition d'une liaison correspond à la volonté d'établir une communication directe entre deux sites et nécessite l'attribution de deux fréquences, une pour chaque sens de communication. Ces fréquences sont à choisir dans un domaine fréquentiel, en tenant compte des contraintes liées aux risques d'interférences. Pour que la communication soit effective, l'intermédiaire d'un transmetteur du signal radio doit être suffisante, ce qui peut nécessiter une puissance importante des émetteurs [Mal 06]. Afin de limiter cette puissance, l'opérateur place un ensemble de transmetteurs sur le territoire, de manière à ce que tout terminal mobile se trouve à moins de quelques kilomètres de l'une d'entre elles.

La communication sans fil entre deux points nécessite l'utilisation d'un *transmetteur* et d'un *terminal* (téléphone mobile, Laptop, ...). Le transmetteur produit des oscillations électriques à

une fréquence radio : la fréquence porteuse. La téléphonie mobile est donc fondée sur la radiotéléphonie, c'est-à-dire la transmission de la voix à l'aide d'onde radioélectrique (fréquences dans la bande des 900 et 1 800 MHz) entre une base relais qui couvre une zone de plusieurs dizaines de kilomètres de rayon et le téléphone mobile de l'utilisateur (terminal). Le terminal détecte ces oscillations (ou onde radioélectrique) et les transforme en sons ou en images . Quand deux transmetteurs utilisent la même fréquence porteuse ou une fréquence très proche, ils peuvent interférer.

Le niveau d'interférences dépend de plusieurs paramètres [kos 07] tels que la distance entre les transmetteurs, puis entre les transmetteurs et les terminaux, la position géographique des transmetteurs, la puissance du signal, la direction dans laquelle le signal est émis et les conditions météorologiques .

Cependant, la disponibilité limitée des fréquences nécessite leur réutilisation par un certain nombre d'émetteurs au sein d'un même réseau. Par conséquent, l'opérateur doit soigneusement choisir les fréquences sur lesquelles chaque antenne doit émettre pour éviter des niveaux d'interférences élevés. Ce choix de fréquences, qui doit au mieux éviter les interférences, sinon, les minimiser, est appelé *Problème d'Affectation de Fréquences (FA P : pour Frequency Assignment Problem)*.

## 1.2 Les Interférences dans les systèmes cellulaires

---

La couverture géographique des stations forme un ensemble de zones d'intersection où le rapport entre signal serveur et signal brouilleur est faible. L'existence de ces zones est capitale pour la réalisation du *handover*. Cependant, elles peuvent aussi être un motif d'interférence. Les interférences ont une incidence directe sur la capacité en trafic du réseau. Un niveau élevé d'interférence induit des taux d'erreurs considérables et peut entraîner l'interruption de la communication.

On parle d'interférence lorsqu'un point donné de l'espace de couverture reçoit en plus du signal utile (assurant le service) un signal dit interférent de puissance relativement élevée et porté sur une fréquence identique ou adjacente.[Mal 06].

### 1.2.1 Interférence Co-canal

---

La réutilisation des fréquences augmente l'efficacité du spectre du système cellulaire ; mais, il y a le risque d'avoir l'interférence due à l'utilisation commune du même canal. Il peut se produire si le système n'est pas bien planifié. Ce type d'interférence est appelé *interférence co-canal*.

L'impact de la charge du trafic sur ce type d'interférence est considérable. Sur la station interférente, la charge du trafic détermine le taux d'occupation des fréquences interférentes et par conséquent agit sur le volume d'interférence produit. Sur la station brouillée, la charge en trafic mesure l'importance de la zone couverte, en d'autres termes l'intérêt que revêt la réduction des interférences sur la cellule. Le mécanisme d'interférence sur canal adjacent est représenté dans la figure 1.1.

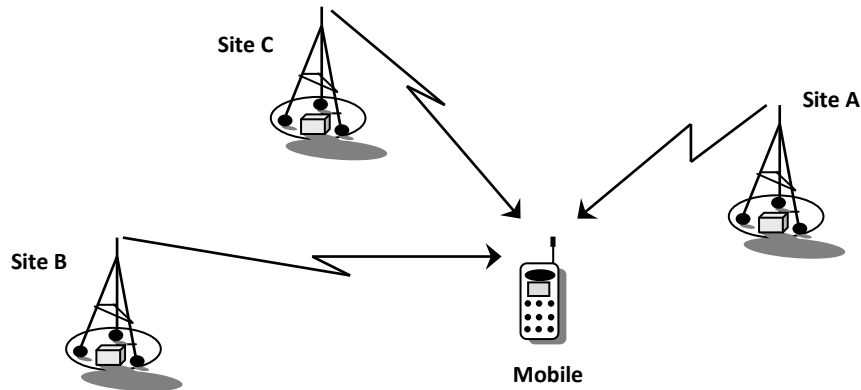


Figure 1.2 Interférence co-canal (A, B, C émettent sur le même canal).

La suppression totale d'interférence co-canal est obtenue si on n'utilisant pas la notion de réutilisation des fréquences, ce qui est en contradiction avec l'idée entière des réseaux cellulaire. Donc, afin d'obtenir une valeur tolérable d'interférence co-canal, le planificateur du système doit tenir en compte la distance de réutilisation  $D$ . Le principe de  $D$  est représenté dans la figure 1.2. On appelle « motif » ou cluster le plus petit groupe de cellules contenant l'ensemble des canaux d'un opérateur une et une seule fois. La taille d'un motif  $N$  est le nombre de cellules de ce motif. Les centres des cellules utilisant la même fréquence qu'une cellule particulière sont situés sur un ensemble de cercles autour de celle-ci, appelés « couronnes ». Le rayon du plus petit cercle correspond à la distance de réutilisation  $D$  du réseau. Ce cercle comporte six (06) cellules, quelle que soit la taille du motif. Le premier exemple de la figure 1.2 illustre le concept de réutilisation de fréquences par deux (02) motifs à 3 cellules et la distance de réutilisation entre deux (02) cellules de ces motifs, les chiffres représentant les fréquences

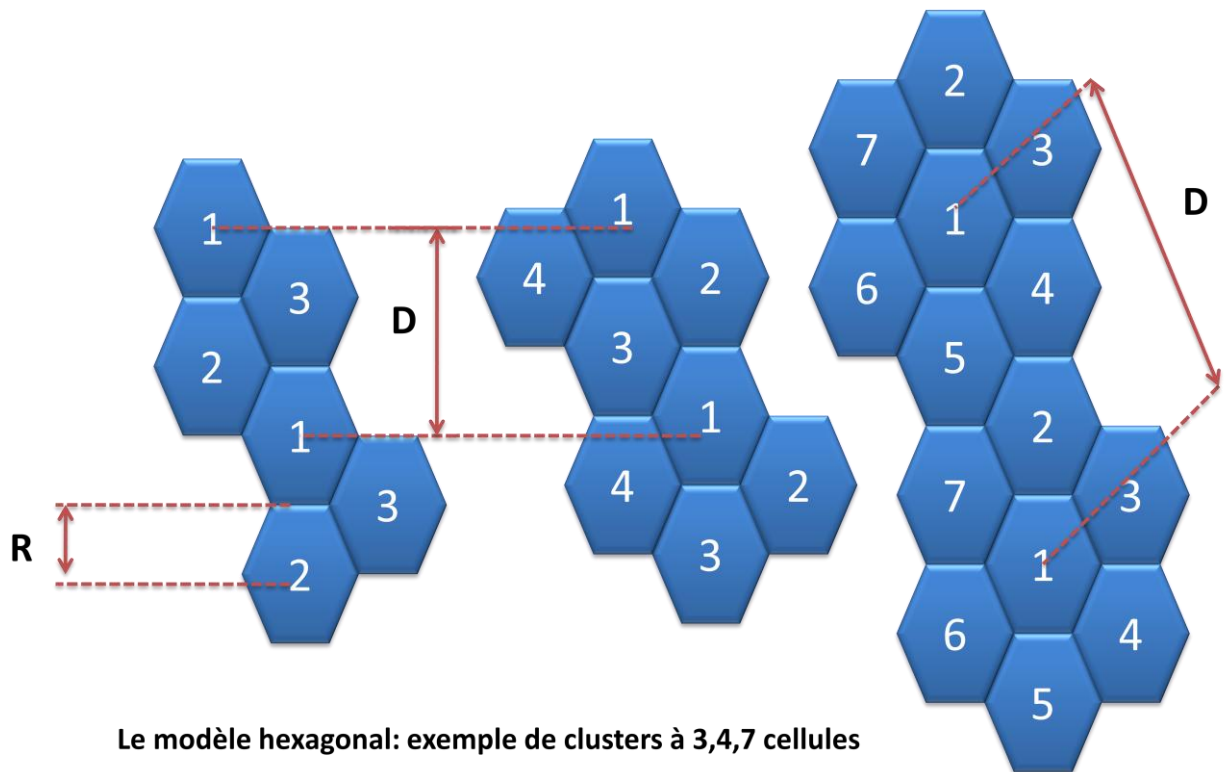


Figure 1.2. Le concept de la distance de réutilisation.

### 1.2.2 Les interférences des canaux adjacents et Co-site

L'origine principale de l'interférence sur canal adjacent (Adjacent Channel Interférence) est l'utilisation des canaux très proches les uns des autres dans le spectre de fréquences. Ce choix a pour but de maximiser l'efficacité spectrale du système.

La limitation des performances des équipements utilisés fait qu'il est très difficile d'éliminer ces types d'interférences. En effet, les limites de performances des équipements d'émission et de réception telles que la non linéarité des amplificateurs, le filtrage..., rendent difficile l'élimination de l'interférence sur canal adjacent et Co-site.

Plusieurs techniques peuvent être utilisées afin de résoudre ce problème. Le spectre de fréquence total est divisé habituellement en deux sous bandes afin que les canaux qui composent la liaison up-link (mobile vers la station de base) et les canaux qui composent la liaison Down-link (station de base vers mobile) peuvent être séparés par la moitié du spectre. Si d'autres services



peuvent être insérés entre les deux sous bandes, alors une plus grande séparation entre les fréquences peut être atteinte [Gib 97].

L'interférence Co-site et canal adjacente peuvent être aussi minimisées à travers des tâches d'allocation du canal prudente, en gardant la séparation de la fréquence entre chaque canal dans une Cellule donnée aussi grande que possible. La figure 1.3 illustre ce mécanisme d'interférence.

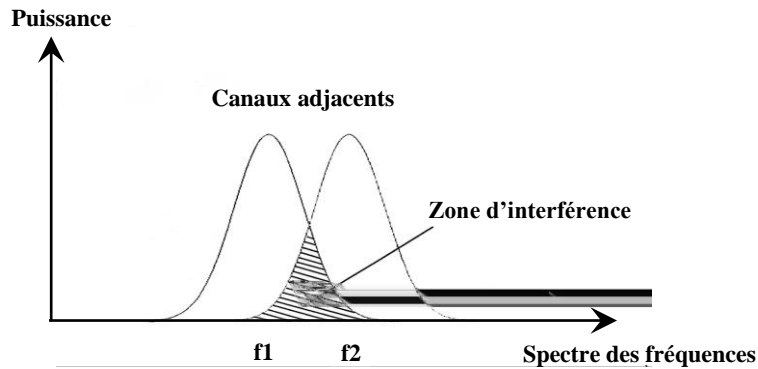


Figure 1.3. Interférence sur canal adjacent.

## 1.3 Présentation du problème

---

Les problèmes d'affectation de fréquences sont apparus pour la première fois en 1960. Le développement de nouveaux services sans-fils comme les premiers réseaux de la téléphonie sans-fil a conduit vers une insuffisance de fréquences utilisées dans la bande radio.

Ces fréquences sont licenciées par le gouvernement chargé des opérateurs et de l'usage des fréquences uniques séparément. Ceci a introduit le besoin (pour les opérateurs) d'un plan de fréquences qui non seulement élimine les interférences, mais qui aussi minimise le coût des licences ; ce qui était clairement difficile à avoir. A ce niveau, les techniques de la recherche opérationnelle et la théorie des graphes ont été introduites.

Une idée générale des *PAFs* avec une précision sur la modélisation de ces problèmes a été présenté par Hale [Hal 80] en 1980, en introduisant une relation entre le *PAF* et la coloration des graphes (coloration de sommets).

Le *PAF* est souvent représenté par un graphe  $G = (X, E)$  appelé **graphe d'interférences**, tel que chaque sommet  $x_i \in X$  représente un transmetteur, et chaque arête  $e_{ij} \in E$  entre deux sommets adjacents représente le risque d'interférence entre les deux transmetteurs situés dans la même région.

Les contraintes d'interférences dans un réseau cellulaire peuvent être aussi représentées par une matrice appelée matrice de compatibilités électromagnétiques  $C$  de taille  $n \times n$ , où  $n$  est le nombre de cellules dans un réseau.

Les éléments de cette matrice donnent les contraintes de séparation spectrale des canaux affectés aux cellules. Cette séparation est représentée par un nombre naturel avec les valeurs 0, 1, 2, etc. Un élément égal à 0 signifie que les deux cellules ne se perturbent pas et par conséquent le même canal peut être réutilisé. Dans ce cas, les mobiles localisés dans chaque cellule peuvent partager le même canal. Un élément égal à 1 signifie que les transmetteurs localisés dans ces cellules doivent utiliser des canaux qui maintiennent une séparation minimum d'une unité. Dans ce cas, l'interférence co-canal entre les deux transmetteurs est inacceptable, mais l'interférence de canaux adjacents est permise. Cette situation correspond aux cellules adjacentes. Un élément supérieur ou égal à 2 signifie que ces cellules doivent utiliser des canaux séparés au moins de deux unités. Cela est exigé habituellement pour les canaux dans la même cellule (interférence co-site). Donc généralement la matrice de compatibilité est comme suit :

$$\begin{bmatrix} C_{11} & \cdot & \cdot & \cdot & C_{1n} \\ \cdot & \cdot & & & \cdot \\ \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & & & \cdot & \cdot \\ C_{1n} & \cdot & \cdot & \cdot & C_{nn} \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

Où si  $c_{ij} = c_{jj}$  il y a la contrainte Co-site

$c_{ij} = 0$  il n'y a aucune contrainte

$c_{ij} = 1$  il y a la contrainte du Co-canal

$c_{ij} \geq 2$  il y a la contrainte de canal adjacent

Les besoins de canal pour chaque cellule dans le réseau sont décrites par un vecteur qui est appelé le vecteur de demande  $D$ . Chaque élément  $d_i$  dans  $D$  représente le nombre de fréquences devant être assignées à la cellule  $\#i$ .  $f_{ik}$  indique que la  $k^{\text{ème}}$  fréquence est assigné à la cellule  $\#i$ , les contraintes de  $C$  sont représentées comme suit :

$$|f_{ik} - f_{jm}| \geq c_{ij} \quad (1.2)$$

Le problème d'allocation de fréquences peut impliquer un grand nombre de cellules. Cela implique une grande matrice de compatibilité. Cependant, ces éléments peuvent prendre

seulement un nombre très limité de valeurs, selon les contraintes considérées dans le problème spécifique. En général, Les critères pour construire la matrice de compatibilité peuvent varier d'après l'usage de certaines propriétés du système qui sont les caractéristiques des réseaux GSM tel que le contrôle du puissance dynamique, transmission discontinue, le saut de fréquences,... etc.

La matrice de compatibilité doit être construite avec précision extrême afin qu'elle reflète le vrai réseau. Une contrainte mal estimée (0 au lieu de 1) peut causer des interférences si la solution implique la réutilisation du même canal dans les cellules affectées. Ce qui engendre une dégradation évidente de service. Quand seulement la contrainte du co-canal est considérée, la matrice de compatibilité devient une matrice binaire [Tab 97] [Gio 97].

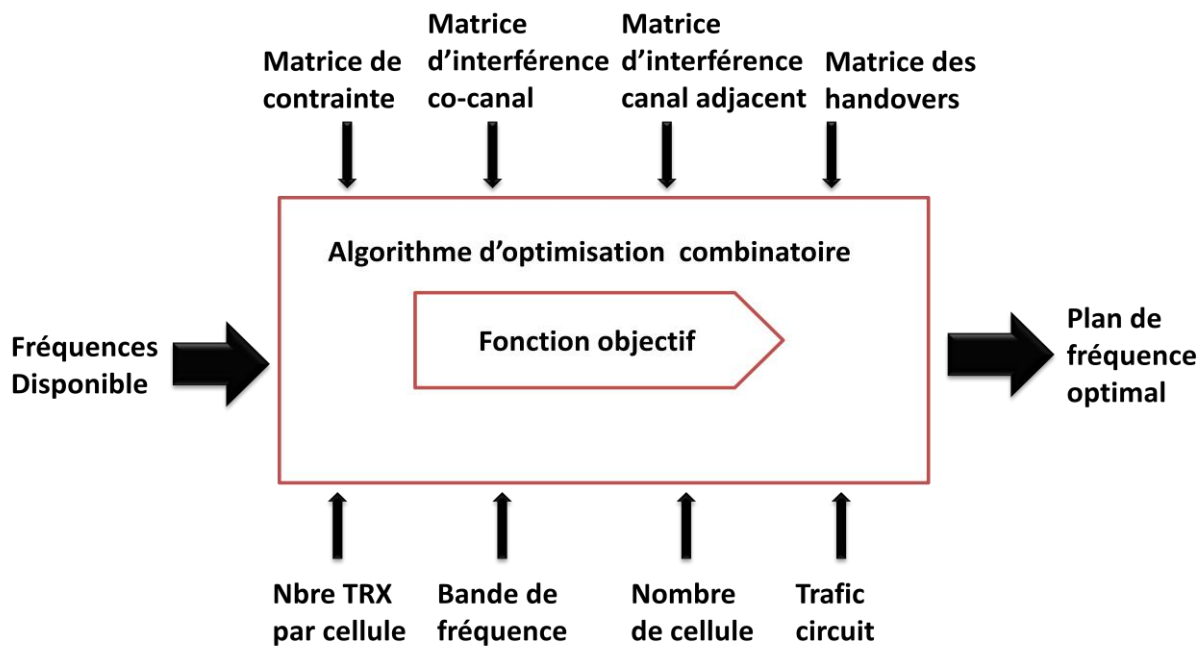


Figure 1.4 le problème d'allocation de fréquences

## 1.4 Formulation mathématique du FAP

Une instance [Cot 01] du *FAP* est un tuple  $(\xi, F, d, r, I)$  où

$\xi = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$  est l'ensemble des transmetteurs.

$F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$  est l'ensemble de fréquences existantes.

$d: \xi \times \xi \rightarrow \mathbf{R}$  est une fonction telle que  $d(T_i, T_j)$  est la distance entre les transmetteurs  $e_i$  et  $e_j$ .

$m: \xi \rightarrow \mathbf{N}$  est une fonction telle que  $m(e_i)$  est le nombre de fréquences demandées par l'émetteur  $e_i$ .

$I : \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{N}$  est une fonction telle que  $I(d)$  est la séparation de fréquences nécessaire pour éliminer les interférences entre deux émetteurs séparés par une distance  $d$  (*matrice de compatibilité*).

Selon la définition précédente d'instance, il est facile de voir qu'il existe deux contraintes principales dans une instance de *FAP* qui doivent être satisfaites, la première est que le nombre de fréquences assignées à un transmetteur doit être égal au nombre de fréquences qu'il exige, et la deuxième est que ces fréquences ne doivent pas interférer avec des fréquences assignées à d'autres transmetteurs.

Une solution pour une instance du *FAP* est un vecteur  $\alpha = \langle \alpha_1, \dots, \alpha_n \rangle$  tels que :

- $|\alpha_i| = m(e_i)$ , i.e. attribuer à chaque transmetteur le nombre de fréquences différentes qu'il demande.
- $\forall e_i, \nexists e_j \in \xi \quad f_i, f_j \in F : f_i \in \alpha_i, f_j \in \alpha_j, |f_i - f_j| < I(d(e_i, e_j))$ , i.e. pas de fréquences interférées attribuées à deux transmetteurs.

## 1.5 Complexité du problème d'allocation de fréquences

---

Le problème d'allocation de fréquences consiste à chercher une solution faisable autrement dit satisfaisant les contraintes de co-canal et canal adjacent. Le problème d'affectation de fréquences dans sa variante de minimisation d'interférence a fait l'objet de plusieurs études [Bor 97] [Bré 79], d'après [Mab 03], le problème d'affectation de fréquences comme suit :

1. Le problème d'affectation fixe des fréquences est NP-difficile.
2. Le problème consistant à rechercher une solution faisable autrement dit satisfaisant les contraintes co-canal et co-site est NP-complet.
3. Le problème de décision lié à la question de savoir si le problème admet ou non une solution faisable est NP-difficile.

Tel qu'il est défini ci-dessus, le problème est non réalisable et se caractérise par la présence d'interférences dans le réseau. Par conséquent, il est nécessaire de faire des compromis sur les exigences que doivent satisfaire les solutions. Les objectifs souvent traités dans la littérature sont :

- minimiser la probabilité moyenne de blocage des appels dans le réseau ;
- minimiser la demande totale non satisfaite ;
- minimiser le nombre de violations des contraintes de compatibilité

## 1.6 Les techniques d'allocation de fréquences :

L'allocation des fréquences est certainement l'un des problèmes d'ingénierie des réseaux radiomobiles les plus étudiés dans la littérature de ces 10 dernières années. Ceci donna lieu à une multitude de modèles et d'algorithmes d'affectation dont les différences sont principalement liées à la nature de l'ingénierie adoptée et aux objectifs modélisés.

On distingue principalement trois techniques d'allocation de fréquences [Kat 96] qui se différencient par la manière dont les contraintes d'interférences sont gérées (Voir figure 1.5) : le FCA (Allocation Fixe des Fréquences) [Yeu 00] [Hur 00] [Jai 96], l'DCA (Allocation Dynamique des Fréquences) [Cha 94] [Cha 96] [Che 96], et finalement l'HCA (Allocation Hybride des Fréquences) [Taj 88].

Dans le schéma d'allocation fixe des fréquences largement utilisé dans les réseaux GSM et DCS [Eis 02], un ensemble nominal de fréquences est alloué à chaque cellule de façon permanente. Les appels écoulés par la station sont alors exclusivement portés par les fréquences de cet ensemble. Le principal avantage de l'*FCA* est sa simplicité d'implémentation. En effet, à l'arrivée d'un appel, le choix de la fréquence à allouer se fait à un niveau local, vu que chaque cellule dispose de son propre pool de fréquences.

L'*FCA* manque cependant de souplesse et s'adapte mal aux variations du trafic. C'est notamment le cas quand des cellules peu chargées occupent des fréquences sans les utiliser alors que d'autres cellules sont saturées faute de ressources radio.

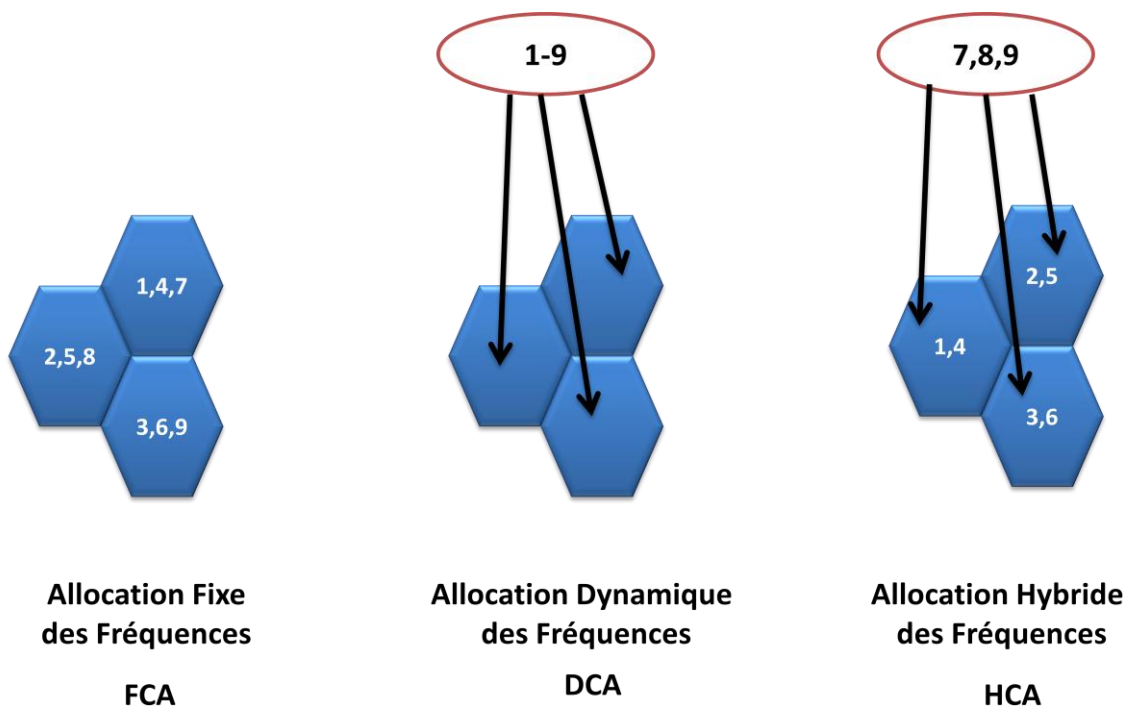


Figure 1.5 Les technique d'allocation de fréquences

La technique d'allocation dynamique de fréquences est utilisée aussi bien par les réseaux DECT que CT2 [Jab 02] [Web 93]. Dans le schéma d'allocation dynamique de fréquences, aucune allocation préalable des fréquences aux cellules n'est effectuée. A l'arrivée d'un appel, le système recherche la meilleure fréquence à allouer. Ceci sous entend une gestion centrale des ressources radio et entraîne donc un trafic de signalisation supplémentaire.

L'allocation hybride des fréquences correspond à une fusion des deux techniques précédentes. Le spectre des fréquences disponible est divisé en un ensemble de fréquences fixes et un ensemble de fréquences dynamiques. Lors d'un nouvel appel, les fréquences fixes sont utilisées de manière préférentielle aux fréquences dynamiques. Leur affectation aux différentes stations suit, par ailleurs, le même schéma que l'*FCA*. Les fréquences dynamiques quant à elles restent partagées par toutes les stations du réseau. Si à l'arrivée d'un nouvel appel sur une cellule les fréquences fixes de la station sont occupées, une fréquence dynamique est choisie suivant les mêmes mécanismes utilisés dans l'*DCA*. Le tableau suivant montre une comparaison des performances des différentes techniques d'allocation de fréquences :

Technique	FCA	DCA	HCA
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Gestion simple</li> <li>- Allocation des canaux avec une distance de réutilisation optimale</li> <li>- Très bonne performance quand le trafic est uniforme</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Allocation dynamique selon la demande</li> <li>-Très bonne performance quand le trafic est non uniforme</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Allie les performances de FCA et DCA</li> </ul>
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Pas de possibilité d'utilisation d'autres canaux qu'à la suite d'une re planification</li> <li>- Mauvaise performance si trafic non-uniforme</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Complexité (calcul des interférences à l'arrivée de chaque appel)</li> <li>- Mauvaise performance lorsque la charge de trafic est élevée</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Trouver la bonne valeur du seuil (entre les canaux fixes et dynamiques)</li> </ul>

Dans une allocation fixe, les canaux sont alloués au départ aux cellules de manière optimale. Ces raisons font qu'en cas de fortes charges, FCA est meilleure, puisqu' elle permet d'écouler le maximum de trafic. Cependant, pour les faibles et moyennes charges, DCA utilise les canaux d'une manière plus efficace, surtout s'il y a des disparités dans le trafic des cellules, alors que FCA peut engendrer des blocages même s'il existe des canaux libres dans le système. De plus, le mécanisme FCA engendre un nombre plus important de handoffs. En effet, lors d'un transfert

intercellulaire, le mobile -dans le cas de DCA- ne change pas de canal si les conditions d'interférence le permettent, alors que pour FCA un changement de cellule entraîne un changement de canal. En conséquence, les pertes de handoff, dans le cas d'une allocation fixe, sont beaucoup plus importantes, surtout dans un contexte micro-cellulaire où la procédure de changement de cellule est très sollicitée.

Les performances de HCA sont proches de celles de DCA. Pour les mêmes raisons que celles mentionnées auparavant, HCA présente de bons résultats dans un système moyennement chargé, alors que pour les fortes charges l'allocation fixe est meilleure.

# Chapitre 2

---

## Allocation fixe de fréquences

### 2.1 Introduction

---

L'allocation fixe de fréquences (FCA) est un concept adaptée aux systèmes cellulaires utilisant les méthodes d'accès FDMA et TDMA. Elle reste la technique la plus utilisée dans les réseaux mobiles actuels. Elle consiste à allouer d'une manière quasi-permanente des canaux à des cellules, selon un plan de fréquence déterminé lors de la planification du réseau. Toute modification de cette allocation entraîne une re planification des fréquences. L'un des principaux avantages de cette allocation est qu'elle affecte les canaux aux cellules en respectant une distance de réutilisation optimale.

La technique FCA de base attribue le même nombre de canaux aux différentes cellules, ce qui se révèle efficace à condition que le trafic soit uniforme. Cependant, de grandes pertes peuvent être causées s'il y a des différences de charge entre les stations de base. En effet, la demande de trafic peut excéder la capacité de certaines cellules alors qu'au même moment d'autres sites du système ont leurs canaux sous-utilisés. Pour pallier à ce déséquilibre, des techniques d'allocation non-uniformes ou des techniques d'emprunt de canaux sont proposées [\[Sid 03\]](#).

Dans ce qui suit, nous donnerons une classification du problème selon la fonction objectif adoptée, et ce qui nous permette de présenter l'état de l'art en suivant une classification selon les types de fonctions objectifs présentées. Notre étude concerne uniquement les méthodes heuristiques, nous ne présenterons pas dans cet état de l'art les méthodes exactes ; pour la simple raison que celles-ci à d'utilisation moins fréquente que les premières. Il faut souligner que la taille des problèmes traités par ces méthodes exactes reste très modeste. Nous renvoyons le lecteur intéressé à l'article de [Koster \[Kos 07\]](#).



## 2.2 Classification du problème d'allocation de fréquences

---

Pour classier le problème selon sa fonction objectif, nous avons besoin des variables suivantes:

$$y_f = \begin{cases} 1 & \text{si la fréquence } f \in [1..F] \text{ est utilisée} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.1)$$

$$x_{vf} = \begin{cases} 1 & \text{si la fréquence } f \in [1..F] \text{ est affecté à la cellule } v \in [1..N] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.2)$$

$$\sum x_{vf} = m(v) \quad (2.3)$$

Ou :  $\mathbf{m}(v)$  représente le nombre requis de fréquences pour la cellule  $v$  ;

$\mathbf{F}$  représente le nombre total de fréquences ;

$\mathbf{N}$  le nombre de cellule dans le système cellulaire.

Ce problème peut être abordé selon différents objectifs, comme expliqué dans [kos 07], [Kos 99].

- Affectation de fréquences d'ordre minimum (MO-FAP)
- Affectation de fréquences de spectre minimum (MS-FAP)
- Affectation de fréquences d'interférences minimum (MI-FAP)
- Affectation de fréquences de blocage minimum (MB-FAP)

### 2.2.1 Affectation de fréquences d'ordre minimum (MO-FAP)

---

Dans le MO-FAP, il faut assigner des fréquences de telle manière que le nombre de fréquences différentes utilisées soit minimal. Cet objectif remonte à l'introduction des téléphones mobiles, dont les fréquences se vendaient par unité et étaient trop chères [kos 07]

Le problème MO-FAP est le premier problème d'affectation de fréquences discuté dans la littérature. Beaucoup d'articles attribuent à Metzger [Met 70] d'avoir porté le MO-FAP à la littérature spécialisée. Ce problème est une application directe du problème de coloration de graphes. Il est formulé comme suit :

$$\text{Min} \sum_{f \in F} y_f \quad (2.4)$$

s.c

$$\begin{aligned} x_{vf} &\leq y_f && \forall f \in [1..F] \\ \sum x_{vf} &= m(v) && \forall v \in [1..N] \\ x_{vf} + x_{ig} &\leq I && \forall v, i \in [1..N] \quad \forall f, g \in [1..F] \quad (v,f) \neq (i,g) \quad |f-g| < C_{ij} \\ y_f &\in \{0,1\} && f \in [1..F] \\ x_{vf} &\in \{0,1\} && v \in [1..N] \\ C_{ij} &&& \text{la matrice de compatibilité} \end{aligned}$$

## 2.2.2 Affectation de fréquences de spectre minimum (MS-FAP)

---

Le but consiste à allouer des fréquences de telle sorte qu'aucune interférence ne se produise et que la différence entre la plus haute et la plus basse fréquence de la solution (largeur du spectre) soit minimale. Dans le problème (*MS-FAP*), on est obligé de payer la totalité de la bande entre les plus hautes et plus basses utilisées. C'est pour cela la différence entre la fréquence Min et Max doit être minimale.

En effet, le fait de minimiser le nombre de fréquences utilisées et de minimiser la largeur de la bande passante n'est pas le même problème. Minimiser la largeur de la bande passante revient à minimiser le spectre des fréquences.

Le problème est formulé comme suit :

$$\text{Min} \sum_{f \in F} f u_f - \sum_{f \in F} f l_f \quad (2.5)$$

s.c

$$\begin{aligned} \sum x_{vf} &= m(v) && \forall v \in [1..N] \\ x_{vf} + x_{ig} &\leq I && \forall v, i \in [1..N] \quad \forall f, g \in [1..F] \quad (v,f) \neq (i,g) \quad |f-g| < C_{ij} \\ \sum_{f \in F} u_f &= 1 \\ \sum_{f \in F} l_f &= 1 \\ x_{vf} + u_k &\leq I && \forall v \in [1..N] \quad \forall f, k \in [1..F] : k > f \\ x_{vf} + l_k &\leq I && \forall v \in [1..N] \quad \forall f, k \in [1..F] : k < f \\ x_{vf} &\in \{0,1\} && v \in [1..N] \\ u_k &\in \{0,1\} && \forall k \in [1..F] \quad 1 \text{ si } k \text{ est la plus grande fréquence utilisée} \\ l_k &\in \{0,1\} && \forall k \in [1..F] \quad 1 \text{ si } k \text{ est la plus petite fréquence utilisée} \\ C_{ij} &&& \text{la matrice de compatibilité} \end{aligned}$$

### 2.2.3 Affectation de fréquences d'interférences minimum (MI-FAP)

Le MI-FAP consiste à allouer des fréquences de telle sorte que la somme pondérée des interférences soit minimisée, cette approche est la plus utilisée. Selon [Mab 03] Les techniques de minimisation d'interférences se basent sur deux modèles de représentation des contraintes. La première consiste en la matrice de compatibilité. La deuxième est basée sur les graphes d'interférence.

Pour la première représentation il existe deux approches :

● *Minimiser le nombre de contraintes d'écart violées* : Dans ce cas, une pénalité est attribuée suite à chaque violation d'une contrainte d'interférence [Ren 97] [Hao 98]. La fonction objectif à optimiser prend alors la forme :

$$\begin{aligned} \text{Min } F = & P_{\text{inter-canal adjacent}} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \sum_{k=1}^{m(i)} \sum_{l=1}^{m(j)} C(i, j, k, l) + P_{\text{co-site}} \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \sum_{k=1}^{m(i)} \sum_{l=1}^{m(j)} C(i, j, k, l) \\ & + P_{\text{co-cannal}} \sum_{j=i+1}^N \sum_{k=1}^{m(i)} \sum_{\substack{l=1 \\ k \neq l}}^{m(i)} C(i, i, k, l) \end{aligned} \quad (2.6)$$

$$C(i, j, k, l) = \begin{cases} 0 & \text{si } |k - l| \geq C_{ij} \\ 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.7)$$

Les paramètres  $P_{\text{inter-canal adjacent}}$ ,  $P_{\text{co-site}}$ ,  $P_{\text{co-cannal}}$  désignent les pénalités induites par la violation d'une contrainte d'interférence respectivement inter-canal adjacent, co-site ou co-canal.

● *Minimiser le nombre de demandes non satisfaites* : L'objectif dans ce cas est de répondre au mieux aux demandes des stations en fréquences (vecteur  $m$ ) [Gio 96] [Hel 99]. Le respect des contraintes d'écart délimite l'ensemble des solutions réalisables.

$$\text{Min } F = \sum_{i=1}^N (m(i) - \sum_1^{k=F} x_{ik}) \quad (2.8)$$

ou bien maximiser

$$\begin{aligned} F = & \sum_{i=1}^N \sum_1^{k=F} x_{ij} \quad (2.9) \\ & \sum x_{vf} \leq m(v) \quad \forall v \in [1..N] \\ & x_{vf} + x_{ig} \leq l \quad \forall v, i \in [1..N] \quad \forall f, g \in [1..F] \quad (v, f) \neq (i, g) \quad |f - g| < C_{ij} \end{aligned}$$

Pour la deuxième représentation basée sur le graphe d'interférence, elle nécessite une quantification des risques de brouillage. Cette quantification se traduit par des pénalités  $P_{ijkl}$  mesurant le degré de nuisance que produirait l'utilisation des fréquences  $k$  et  $l$  sur les stations  $i$  et  $j$ . L'importance des contraintes dures telles que les interférences co-canal et co-site est signalée par des valeurs élevées des poids  $P_{ijkl}$ . La fonction objectif est alors modélisée par la formule quadratique suivante :

$$\sum_{i=1}^N \sum_{K=1}^F \sum_{j=1}^N \sum_{l=1}^F P_{ijkl} x_{ik} x_{jl} \quad (2.10)$$

Dans le travail de *Fischetti et al.* [Fis 00] les risques d'interférences sont modélisés par une matrice carrée  $I$ . Les éléments  $P_{ij}$  représentent le niveau d'interférences (C/I) entre les stations  $i$  et  $j$  quand elles émettent sur le même canal autrement dit  $P_{ij}=P_{ikjk}$ . Le poids des interférences canal-adjacent sont calculés en divisant le poids de l'interférence co-canal par un facteur réducteur  $NFD$ . Ce qui donne :

$$P_{ikj(k-1)}=P_{ikj(k+1)}= \frac{P_{ij}}{NFD} \quad (2.11)$$

Notons que les valeurs de  $P_{ij}$  et  $P_{ji}$  sont généralement différentes, puisque les conditions de brouillage dans les deux sens ne sont pas les mêmes. Le modèle proposé par *Fischetti* consiste à minimiser le nombre de demandes en fréquences non satisfaites tout en respectant un certain seuil de brouillage  $L$ . Ce seuil correspond à la valeur maximale de brouillage toléré sur une cellule en raison d'une fréquence  $f$ . Le volume d'interférence total  $\delta_{if}$  affectant la station  $i$  suite à l'utilisation de la fréquence  $f$  est estimé par la somme des interférences produites par toutes les stations utilisant la même fréquence ou une fréquences adjacente.

$$\delta_{if} = \sum_{\substack{j \in [1..N] \\ i \neq j}} (P_{ij} x_{if} + \frac{P_{ij}}{NFD} x_{j(f-1)} + \frac{P_{ij}}{NFD} x_{j(f+1)}) \quad (2.12)$$

Le modèle proposé par *Fischetti* prend alors la forme suivante :

$$\text{Min } F = \sum_{i=1}^N (m(i) - \sum_1^{k=f} x_{ik}) \quad (2.13)$$

s.c

$$\delta_{if} \leq L + K(1 - x_{if}) \quad \forall i \in [1..N], \forall f \in [1..F]$$

NFD (Net Filter Discriminator) est un facteur réducteur pour l'interférence canal-adjacent.  $L$  est le seuil de tolérance aux interférences

$K$  est une constante à valeur élevée par rapport aux éléments  $P_{ij}$ .

$m(i)$  est le nombre de fréquences requis par la station.

## 2.2.4 Affectation de fréquences de blocage minimum (MB-FAP)

---

On peut décider de chercher une affectation partielle qui minimise la probabilité de blocage globale. Le MB-FAP consiste à allouer « partiellement » des fréquences de telle sorte qu'aucune interférence inacceptable ne se produise et que la probabilité de blocage globale du réseau soit minimisée.

Le problème est formulé comme suit :

$$\sum_{v \in V} w_v B(\gamma_v, \eta(v)) \quad (2.14)$$

$$\text{tel que } w_v = \frac{\gamma_v}{\sum_{u \in V} \gamma_u} \quad (2.15)$$

$$B(\gamma_v, \eta(v)) = \left( \frac{\sum_{k=0}^{\infty} \eta(v) (\gamma_v)^k}{k!} \right)^{-1} \cdot \frac{\gamma_v^{n(v)}}{n(v)!} \quad (2.16)$$

Où :

$\lambda_v$  est la demande de  $v$ ,

$\eta(v)$  est le nombre des fréquences assignées à  $v$ .

L'objectif est d'assurer un service minimum, sans blocage. Le taux de blocage de chaque cellule est calculé grâce à la formule d'Erlang.

## 2.3 Etat de l'art

---

Le FAP a été introduit initialement au début des années 1970s par Metzger [Met 70]. Plusieurs approches traitant le FAP ont été proposées. Cette grande production a été analysée et organisée dans plusieurs études et livres [Gou 11] [Kos 07] [Eis 02] [Lee 02] [Jau 99]. D'un côté, il a été fréquemment utilisé comme un problème de référence, à cause de sa relation avec les autres problèmes combinatoires. D'un autre côté, il a été étudié comme un problème réel d'ingénierie, à cause de ses applications.

En ce qui concerne les approches conçues pour traiter les formulations de FAP, certaines propositions exactes ont été faites [Ave 02] [Fis 00] [Man 03]. Cependant, elles ne sont pas

réalisables pour les grandes instances du problème [Kos 07] ; dans ce but, plusieurs heuristiques et metaheuristique [Ama 06] ont été proposé pour résoudre les différentes formulations du FAP.

### **2.3.1 Affectation de fréquences d'ordre minimum (MO-FAP)**

---

Le problème MO-FAP a été résolu par plusieurs méthodes exactes et heuristiques. La majorité des heuristiques proposées est basée sur les instances CALMA. Parmi ces méthodes, nous citons celle de Kapsalis [Kap 95]. Il a étudié les performances d'un algorithme génétique. La solution optimale a été trouvée seulement pour deux instances. Plusieurs techniques de la recherche locale telle que la recherche tabou et le recuit simulée ont été discutées dans l'article de Tiourine [Tio 00]. Les heuristiques sont optimales. La recherche Tabou avec une fonction de voisinage différente a été aussi étudiée dans Bouju et al [Bou 95]. Pour le même projet, une autre approche évolutionnaire a été proposée par Crisan et Mühlenbein [Cri 98]. Ils ont utilisé la recherche évolutionnaire, cette approche consiste en la mutation répétée d'une solution basée sur un certain opérateur de mutation. Crisan et Mühlenbein ont donné des résultats détaillés en comparant les résultats obtenus avec ceux de Tiourine [Tio 00]. Une autre approche par l'algorithme génétique a été développée par Cuppini [Cup 94]. Cependant, les résultats obtenus ont été testés seulement sur un petit exemple. La plupart des heuristiques proposées pour le Mo-FAP sont les techniques de la recherche locale. Pour ces algorithmes, la qualité de la solution dépend niaisement du voisinage utilisé. En plus, pour garantir l'optimalité, l'utilisation des bornes inférieures et les techniques de la programmation linéaire peuvent améliorer les résultats. Les bornes simples peuvent être obtenues en utilisant les cliques. Gamst [Gam 86] a généralisé la borne dite "standard" d'une clique comme suit : si une clique de taille  $t$  dans le graphe d'interférence contient des arêtes avec une distance minimale égale à  $d$ , alors l'écart de fréquences doit être au moins de  $(t-1)d+1$ . D'autres bornes plus sophistiquées qui tiennent compte de la structure du problème sont apparues dans la littérature (Nous adressons le lecteur à [Mur 99]). D'autre part, Janssen et Wentzall [Jan 00] démontrent que beaucoup de ces bornes peuvent être dérivées à partir d'une approche appelée "tile covers". Plus de détails sur les bornes inférieures peuvent être trouvés dans [lee 02].

### **2.3.2 Affectation de fréquences de spectre minimum (MS-FAP)**

---

MS-FAP est le problème le plus étudié dans la littérature. Pour ce problème, des techniques analytiques et bornes inférieurs ont été proposés par beaucoup de chercheurs et ont été testées sur les instances de Philadelphia [Phi 07]. Des heuristiques ont été aussi développées, mais elles ne donnent pas de solutions optimales dans tous les cas.

Les premières heuristiques ont été proposées dans les années 1970s et 1980s [Box 78] [Sir 89], [Zoe 77]. Box [Box 78] a proposé une technique itérative simple, les besoins de chaque cellule sont triés par ordre décroissant selon la difficulté d'allocation du canal. C'est une mesure pour trouver une fréquence possible pour satisfaire les demandes de chaque cellule. Les fréquences sont allouées à chaque cellule en se basant sur la difficulté d'allocation pendant chaque itération. Zoellner et Beall [Zoe 77] ont proposé une technique d'allocation de fréquences appelée fréquence-exhaustive (FEA). L'allocation se fait pour allouer le canal 1. Si ce n'est pas possible, l'allocation est faite pour le canal 2 et ainsi de suite. De plus, Siravajan et al. [Sir 89] ont développé une collection de techniques basées sur les approches antérieures et ont examiné leur performances sur les 13 instances de Philadelphia [Phi 07].

Hurley et al. [Hur 97] ont développé un système logiciel appelé FASoft qui fonctionne comme un outil d'allocation de fréquences basé sur les heuristiques proposées dans la littérature comme la recherche tabou, recuit simulé et les algorithmes génétiques. Valenzuela et al. [Val 98] ont appliqué un algorithme génétique et ont testé leur modèle sur huit instances de Philadelphia. La solution optimale a été trouvée seulement pour trois cas. Yuanyuan Zhang [Yua 00] a proposé une métaheuristique appelée Particle Swarm Optimization qui simule le comportement d'oiseau.

Les instances de CALMA ont été testées également par plusieurs chercheurs. Parmi ces approches, on trouve la recherche tabou de Tiourine [Tio 00] et celle de Kim et Kim [Kim 94]. L'algorithme de Kim utilise une procédure d'optimisation effective de deux phases basé sur la notion de réutilisation de fréquences. Wang et Rushforth [Wan 96] ont développé plusieurs algorithmes basés sur les techniques de la recherche locale. Les résultats ont montré que les approches proposées donnent une qualité de solution acceptable avec un temps d'exécution très raisonnable. Finalement, Sung-Soo Kim [Sun 07] a développé un algorithme génétique hybride et une méthode de recherche locale (appelé algorithme mémétique) pour minimiser les appels bloqués. Les heuristiques proposées pour ce type de problème paraissent moins exactes. Elles ne donnent pas des solutions optimales dans tous les cas. Dans le cas contraire où les bornes inférieures sont données, la meilleure solution est déterminée par l'heuristique appliquée, ici les bornes inférieures jouent un rôle très important pour garantir l'optimalité de la méthode proposée. Des instances de tests supplémentaires sont nécessaires aussi pour tester l'efficacité de ces méthodes proposées.

### **2.3.3 Affectation de fréquences d'interférences minimum ( MI-FAP)**

---

Plusieurs heuristiques ont été proposées pour MI-FAP. Plusieurs auteurs ont appliqué avec succès les algorithmes génétiques et la recherche tabou. Dans le contexte du projet CALMA, Tiourine et al. [Tio 00] ont appliqué le recuit simulé et la recherche variable en arborescence. Un algorithme génétique a été proposé par Kapsalis [Kap 95]. Kolen aussi [Kol 99] a proposé un algorithme

génétique avec croisement optimisé ; cela produit le meilleur fils de deux parents. Sa performance a été testé sur les instances du projet CALMA. Il a développé aussi d'autres heuristique mais ces algorithmes ont été testés sur de petits réseaux [Kos 99]. Maniezo [Man 00] a appliqué une heuristique appelée FOURMIS basé sur l'optimisation des colonies de fourmis. L'algorithme a été testé sur les instances CALMA et Philadelphia. En plus il a proposé d'autres algorithmes basés sur l'approche pars recuit simulé.

Le modèle de Hopfield est peut-être celui qui, parmi les différents modèles de réseaux de neurones, a été le plus utilisé pour résoudre ce type de problème. Parmi ces approches, on trouve le modèle de Kunz [Kun 91], Funabiki et Takefuji [Fun 92], kim [kim 97] et celui de Lochtie et Mehler [Loc 95]. Kunz a proposé le premier modèle Hopfield pour trouver la solution adéquate de FCA, il a pris en compte l'interférence co-canal et l'interférence co-site. Cependant, le modèle proposé exige un grand nombre d'itérations pour atteindre la solution finale. Funabiki et Takefuji [Fun 92] a proposé un autre réseau de neurone composé de neurones hystérésis de McCulloch Pitts. Quatre heuristiques ont été utilisées pour améliorer le taux de convergence. Les résultats montrent que la méthode obtient des résultats encourageants mais non favorables sur toutes les instances testées. Un modèle Hop-field amélioré a été proposé par Kim et al [kim 97]. Il a amélioré le temps d'exécution et réduit le nombre d'itérations. Lochtie et Mehler [Loc 95] ont aussi étudié MI-FAP avec un réseau de neurone. Des résultats expérimentaux ont été présentés avec quelques instances d'un réseau réel (réseau cellulaire de 58 cellules).

Smith et Palaniswami [Smi 97] ont utilisé une méthode de programmation non linéaire en nombres entiers. Ils ont appliqué un modèle de Hopfield d'un réseau neurone au problème. Dans cette formulation, le poids de l'interférence dépend de la distance entre les fréquences et les pénalités d'interférence. Smith et al. [Smi 98] ont appliqué le recuit simulé à un réseau réel sans fil point à point (ad-hoc).

Les algorithmes génétiques sont appliqués aussi par Kim et al. [Kim 96] pour obtenir des plans de fréquences optimaux. Ils ont testé plusieurs opérateurs de croisement et de mutation pour deux instances de Philadelphia dans lesquels le spectre de fréquences disponibles est fixé à la meilleure borne inférieure de Gamst [Gam 86]. Lai et Coghill [Lai 96] ont aussi présenté une approche par l'algorithme génétique. Cependant, leur modèle a été examiné sur deux instances. Crisan et Muhlenbein [Muh 98] ont appliqué un algorithme génétique qui utilise des opérateurs de croisement et de mutation avancé sur des instances réel de 670 et 5500 transmetteurs. Ngo et Li [Ngo 98] ont appliqué un algorithme génétique avec codage binaire spécial pour les contraintes de co-site. Smith [Smi 98] a présenté un algorithme génétique dans lequel le croisement est utilisé pour réduire les interférences co-canal et canal adjacent alors que l'opérateur de la mutation est utilisé pour réduire l'interférence co-site.

Dorne et Hao [Dor 95] [Dor 96] ont appliqué la recherche évolutionnaire à plusieurs instances de réseaux de 300 sommets. L'allocation de fréquences est représentée de telle façon que toutes les contraintes de co-site sont satisfaites. Dans [Dor 95], un opérateur de mutation a été défini qui est



basé sur le changement de fréquences incompatibles, alors que dans [Dor 96] plusieurs méthodes ont été vérifiées pour satisfaire les contraintes co-site. Dans [Hao 96] les mêmes auteurs enquêtent sur la performance du croisement dans la recherche évolutionnaire.

Hao et al [Hao 98] ont appliqué la recherche tabou pour résoudre des instances d'un réseau réel de 600 transmetteurs. Dans leur formulation, ils ont essayé de minimiser la durée de l'allocation de fréquences en résolvant MI-FAPs à plusieurs reprises. La longueur de la liste du tabou n'était pas constante tous le temps mais elle a été variée pendant la recherche.

Tous les algorithmes présentés dans les références de [Lan 89] [Cas 99] [Mon 03] [Cas 96] [Gos 09] [Pen 03] [Her 05] sont basées sur le principe de la recherche tabou. Les différences entre ces approches résident dans la représentation du mouvement, dans la définition du voisinage d'un mouvement, et dans la façon de définir un mouvement tabou [Gou 11]. Par exemple La recherche Tabou a été appliquée par Castelino [Cas 96] pour trouver un plan de fréquences avec le minimum d'interférence sur des instances de 726 sommets. Il a comparé ces résultats avec ceux d'un algorithme génétique. Castelino [Cas 99], a utilisé une heuristique appelée tabu thresholding introduite par Glover [Glo 95] qui a été appliquée sur les mêmes instances. Finalement, Abril et al [Abr 00] ont appliqué un système multi agent basé sur un algorithme de FOURMIS qui utilise les données de réseaux GSM d'un opérateur en Espagne, l'algorithme a été comparé a une approche par recuit simulée.

Pour le MI-FAP, plusieurs heuristiques ont été proposées par beaucoup de chercheurs dans divers applications. L'algorithme génétique de Kolen [kol 99] fait partie des heuristiques prometteuse, il a été testé sur les instances CALMA. L'inconvénient de cette technique est que le graphe d'interférence ne devrait pas être trop grand ou devrait avoir une basse densité, autrement le croisement optimal ne peut plus être appliqué. Pour les réseaux de grande taille, les heuristiques moins sophistiquées pourraient être appliqués. Entre autre la recherche tabou, et les algorithmes de la recherche locale. Dans [Cas 96], La qualité des solutions des méthodes proposées est inconnue à cause de l'absence de bornes inférieures de MI-FAP. Vu la dimension des instances de tests, c'est acceptable de supposer qu'aucune technique des méthodes exactes ne résolve jamais ces instances. Cependant, il est possible de dériver des bornes inférieures pour ces instances.

### **2.3.4 Affectation de fréquences de blocage minimum (MB-FAP)**

---

MB-FAP a été un sujet de recherche dans beaucoup de travaux, il a été résolu habituellement par des méthodes exactes telles que la programmation en nombres entiers. Le recuit simulé a été rapporté par Mathar et Mattfeldt [Mat 93]. Les auteurs ont examiné l'usage de plusieurs algorithmes basés sur l'approche de recuite simulé en utilisant un modèle adéquat. Dans un ensemble d'expériences computationnelles, tous les résultats ont été montrés comme étant des solutions acceptables

La plupart des approches proposées pour résoudre le MO-FAP sont les méthodes exactes. Cette direction est inspirée par la relation entre le MO-FAP et le problème de l'ensemble indépendant maximal qui appartient aux problèmes standards d'optimisation combinatoire, et par conséquent, Il a été le sujet de beaucoup d'études.

Bien que les instances de tests ne sont pas disponibles, les résultats montrent que les grandes instances réelles peuvent être résolues par les techniques de programmation en nombre entier et les algorithmes de recherche dans lesquels les discussions de l'optimisation combinatoire sont incorporées.

## 2.4 Conclusion

---

Les algorithmes génétiques ont montré leur efficacité dans ce problème. Les algorithmes génétiques sont appliqués par Kim et al. [Kim 96] pour obtenir des plans de fréquences optimaux. Ils ont testé plusieurs opérateurs de croisement et de mutation pour deux instances de Philadelphia dans lesquels le spectre de fréquences disponibles est fixé à la meilleure borne inférieure de Gamst [Gam 86]. Lai et Coghill [Lai 96] ont aussi présenté une approche par l'algorithme génétique. Cependant, leur modèle a été examiné sur deux instances. En plus, un inconvénient d'un algorithme génétique est que les opérateurs standards de croisement et de mutation ne permettent pas d'intensifier suffisamment la recherche. L'opérateur de mutation apporte une légère modification à l'individu. Son rôle est de favoriser la diversification des individus alors que la sélection se charge de conserver les meilleurs. C'est pourquoi les algorithmes génétiques sont souvent hybridés avec des méthodes de recherche locale. Notre idée consiste à améliorer encore les performances d'allocation de fréquences en introduisant un mécanisme de recherche locale au niveau de l'algorithme génétique pour le rendre plus performant, on parle alors de l'algorithme mémétique.

Le chapitre suivant s'articule autour de trois sections. La première est un rappel sur les Métaheuristiques. Dans la deuxième nous définissons la théorie de mémétique. Dans la troisième, nous définissons le mode de fonctionnement de l'algorithme mémétique adapté à notre problème, ainsi , aux résultats trouvés et à leurs interprétations.

# Chapitre 3

---

## **R**appel de quelques Métaheuristiques et proposition d'un Algorithme Mémétique résolvant le FAP

### 3.1 Introduction

---

Ces dernières décennies, de nombreuses méthodes de types métaheuristiques sont proposées pour tenter d'améliorer la résolution des problèmes les plus complexes. Ces méthodes sont souvent inspirées d'analogies avec la réalité comme l'éthologie (colonies de fourmis, essaims particulaires), la biologie (algorithmes évolutionnaires, recherche tabou) et la physique (recuit simulé)... Elles sont généralement conçues au départ pour des problèmes discrets; mais peuvent s'adapter aux autres types de problèmes. Nous avons vu dans le chapitre précédent que les métaheuristiques ont prouvé leur performance pour la résolution du FAP qui est connu par la difficulté de sa résolution, qui vient entre autre, de sa taille caractérisée par un grand nombre de contraintes à gérer.

Dans la première partie de ce chapitre, nous nous intéressons uniquement à l'aspect théorique de ces métaheuristiques. La deuxième partie sera consacrée aux principes des métaheuristiques les plus connus (le recuit simulé (Simulated annealing), la recherche tabou (Tabu search), les algorithmes génétiques (Genetic algorithms), les essaims particulaires (Particle swarm optimisation)) en rappelant leurs définitions, leurs origines et leurs algorithmes de bases.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, un intérêt particulier est apporté aux algorithmes mémétique (Memetic algorithm) qui représente une approche de résolution principale du FAP dans notre travail. Nous détaillons dans cette partie le concept d'un algorithme mémétique résolvant le problème étudié où nous spécifions le croisement, la mutation, la sélection que nous avons proposée pour résoudre ce problème.

## 3.2 Généralités sur les métaheuristiques

---

Les métaheuristiques sont une nouvelle génération de méthodes approchées puissantes et générales souvent inspirées d'analogies avec la réalité. Elles sont constituées d'un ensemble de concepts fondamentaux tels que l'exploitation et l'exploration de l'espace de recherche, et qui permettent d'aider à la conception de méthodes heuristiques pour un problème d'optimisation. Les solutions déterminées sont alors d'excellente qualité. Les métaheuristiques sont adaptables et applicables à une large classe de problèmes.

Pour résumer les définitions citées dans la littérature, selon Widmer et al [Wid 00], les propriétés fondamentales des métaheuristiques sont les suivantes.

- Les métaheuristiques sont des stratégies qui permettent de guider la recherche d'une solution optimale
- Le but visé par les métaheuristiques est d'explorer l'espace de recherche efficacement afin de déterminer des solutions (presque) optimales.
- Les techniques qui constituent des algorithmes de type métaheuristiques vont de la simple procédure de recherche locale à des processus d'apprentissage complexes.
- Les métaheuristiques sont en général non-déterministes et ne donnent aucune garantie d'optimalité
- Les métaheuristiques peuvent contenir des mécanismes qui permettent d'éviter d'être bloqué dans des régions de l'espace de recherches.
- Les concepts de base des métaheuristiques peuvent être décrits de manière abstraite, sans faire appel à un problème spécifique.
- Les métaheuristiques peuvent faire appel à des heuristiques qui tiennent compte de la spécificité du problème traité, mais ces heuristiques sont contrôlées par une stratégie de niveau supérieur.
- Les métaheuristiques peuvent faire usage de l'expérience accumulée durant la recherche de l'optimum, pour mieux guider la suite du processus de recherche.

Les Métaheuristiques dépendent de plusieurs propriétés, ces dernières jouent un rôle très important dans leur efficacité face à un problème donné. Comme par exemple: Effet Lamarckianism contre Baldwinian, diversification et minimum local, le choix de voisinages pour l'espace de recherche. Dans ce qui suit nous décrivons brièvement chacun d'eux.

### 3.2.1 Effet Lamarckianism contre Baldwinian

---

Supposons par exemple dans le cas d'une minimisation de la fonction objectif, un individu  $i$  appartient à la population  $P$  dans la génération  $t$  et que la fitness de  $i$  est  $f(i)$  (voir la section 3.2). En outre, supposons que la recherche locale produit un nouvel individu  $i'$  avec  $f(i') < f(i)$ . L'algorithme doit choisir maintenant entre deux options alternatives suivantes :

- (option 1) il remplace  $i$  par  $i'$  dans lequel  $P := P - \{i\} + \{i'\}$  et l'information génétique dans  $i$  est perdue et remplacé par celle de  $i'$ ,
- (option 2) l'information génétique de  $i'$  est gardée mais sa fitness est changé:

$$f(i) := f(i').$$

La première option est appelée apprentissage Lamarckian (*Lamarckian learning*) et la deuxième option est connue sous le nom apprentissage Baldwinian (*Baldwinian learning*) [Bal 96]. Le concepteur d'une Métaheuristique peut utiliser l'un ou l'autre de ces mécanismes d'adaptation. Hinton et Nowlan [Hin 87] ont montré que l'effet Baldwin pourrait être utilisé pour améliorer l'évolution de réseaux de neurones artificiels. Plusieurs chercheurs ont étudié les avantages relatifs de l'effet Baldwinian contre celui de Lamarckian, Whitley et al [Whi 94], Mayley [May 96], Turney [Tur 96], Houck et al. [Hou 97] etc... Cependant, La plupart des travaux récents ont favorisé complètement Lamarckian, ou une combinaison stochastique entre les deux mécanismes. C'est a priori difficile de décider quelle méthode est meilleure. L'effet Lamarckianisme vise à accélérer progressivement le processus d'évolution ; cependant il provoque souvent une convergence prématurée. De l'autre coté, Baldwinian est plus improbable d'apporter une crise de la diversité dans la population ; mais, il a tendance à être beaucoup plus lent que Lamarckianism.

### 3.2.2 Diversification et minimum local

---

Les méthodes de recherche locale ont démontré leurs efficacités dans plusieurs problèmes d'optimisation. La difficulté essentielle liée à l'utilisation de ces méthodes consiste à réussir une exploration de l'espace de recherche sans stagner dans des minima locaux. La recherche se trouve dans un minimum local lorsque plus aucun des voisins de l'affectation courante ne l'améliore, par exemple, dans la figure 3.1, on observe plusieurs minima locaux. Pour sortir de ces minima, les algorithmes doivent avoir la capacité de détériorer l'affectation courante afin de l'améliorer ultérieurement en atteignant l'optimum global. Cette technique est connue sous le nom du chemin aléatoire (Random Walk). Elle consiste à effectuer, de temps en temps, un mouvement aléatoire pour diversifier la recherche et ainsi espérer se rapprocher de la bonne solution. Le fait d'accepter la détérioration de l'affectation courante permet de sortir de certains minima locaux mais peut induire un allongement du temps d'exécution. On trouve une technique similaire à celle-ci dans l'algorithme de recuit simulé de Kirkpatrick [Kir 83]. Une autre technique couramment utilisée est celle de la relance (Multiple Start). Elle consiste à répéter une nouvelle recherche à partir d'une autre solution initiale appartenant à une autre région de l'espace de recherche. Cette technique peut être réitérée plusieurs fois dans l'espérance d'atteindre différentes zones prometteuses de l'espace de recherche [Bar 03].

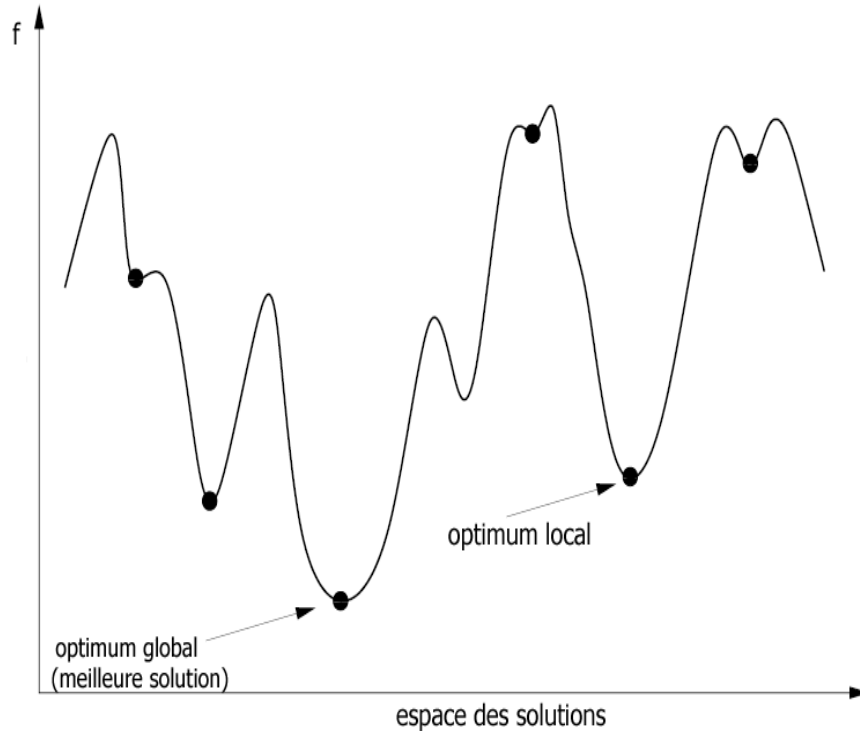


Figure 3.1 optimum globale et local

Parmi les difficultés qu'on pourrait trouver aussi c'est comment conserver la diversité de la population. Par exemple, la diversité pourrait être perdue si chaque individu de la population converge vers un optimum local par 'une recherche locale complètes ou partielles.

### 3.2.3 Le choix de voisinage pour l'espace de recherche

Soit  $S$  un ensemble de solutions d'un problème d'optimisation, et soit  $f$  la fonction objectif. Une structure de voisinage (ou tout simplement un voisinage) est une fonction  $N$  qui associe un sous-ensemble de  $S$  à toute solution  $s \in S$ . Une solution  $s' \in N(s)$  est dite *voisine* de  $s$ .

Une solution  $s \in S$  est un *minimum local* relativement à la structure du voisinage  $N$  si

$$f(s) \leq f(s') \quad \forall s' \in N(s).$$

Une solution  $s \in S$  est un *minimum global* si  $f(s) \leq f(s') \quad \forall s' \in S$ .

Certaines méthodes d'optimisation, qui partent d'une solution initiale et qui l'améliorent en explorant son voisinage immédiat, présentent l'inconvénient de s'arrêter au premier minimum local trouvé.

Comme nous l'avons mentionné au dessus, les métaheuristiques contiennent souvent une technique ou une astuce permettant d'éviter de se retrouver piégé dans ces minima locaux, en explorant davantage tout l'espace des solutions, de façon à augmenter la probabilité de rencontrer le minimum global.

Le choix du voisinage en optimisation combinatoire a une grande influence sur le résultat de l'application d'une métaheuristique. C'est d'ailleurs cette constatation qui est à l'origine de la méthode dite à voisinage variable.

La définition d'un voisinage dépend beaucoup du problème considéré. En règle générale, on retrouvera cependant des opérations élémentaires comme :

- le déplacement (par exemple, dans le problème de tournées de véhicules, on déplace une commande d'un véhicule à un autre)
- l'échange simple (par exemple, dans le problème de l'affectation quadratique, on permute deux objets de place)
- l'échange CROSS (qui consiste à échanger deux segments de longueurs variables entre deux routes différentes, ou à l'intérieur d'une même route) [Pic 06]

### 3.3 Principales Métaheuristiques

Il existe une multitude de métaheuristiques. On peut classifier les métaheuristiques selon plusieurs critères. La plupart des chercheurs distinguent globalement deux catégories, celles qui travaillent avec une population de solutions et celles qui ne manipulent qu'une seule solution à la fois. La figure 3.2 montre les différentes métaheuristiques existantes:

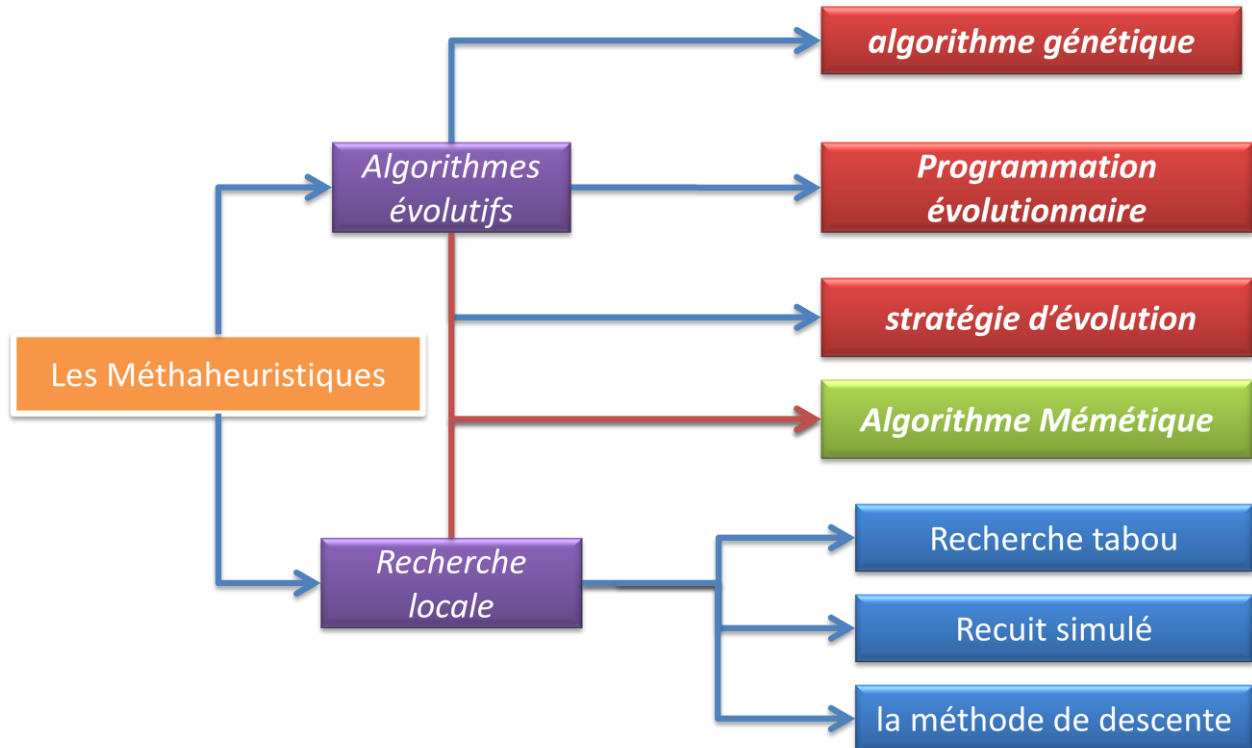


Figure 3.2 les Métaheuristiques

### 3.3.1 Les approches de «recherche locale» ou trajectoire

---

Le terme de recherche locale est de plus en plus utilisé pour qualifier ces méthodes. Ces algorithmes s'appuient toutes sur le même principe. A partir d'une solution initiale (obtenue de façon exacte, ou par tirage aléatoire), la recherche s'éloigne progressivement, pour réaliser une trajectoire, un parcours progressif dans l'espace des solutions. Dans cette catégorie, se rangent :

- la méthode de descente
- le recuit simulé
- la méthode Tabou
- la recherche par voisinage variable

Les méthodes de recuit simulé et tabou sont plus anciennes et sans doute plus populaires. L'attention qui leur sera portée sera alors un peu plus grande.

#### 3.3.1.1 La méthode du recuit simulé

---

On part d'une configuration donnée, et on fait subir au système une modification élémentaire. Si cette perturbation a pour effet de diminuer la fonction objectif (ou énergie) du système, elle est acceptée. Sinon, elle est acceptée avec la probabilité  $\exp(\Delta E/T)$ . En appliquant itérativement cette règle, on engendre une séquence de configurations qui tendent vers l'équilibre thermodynamique. On peut systématiser l'algorithme avec le pseudo-code suivant :

---

**Procédure recuit\_simulé (solution initiale s)**

---

*Debut*

*Poser  $T \leftarrow T_0$*

*Répéter :*

*Choisir aléatoirement  $s' \in N(s)$*

*Générer un nombre réel aléatoire  $r$  dans  $[0,1]$*

*Si  $r < e^{-\frac{f(s)-f(s')}{T}}$  alors Poser  $s \leftarrow s'$*

*Mettre à jour  $T$*

*Jusqu'à ce que le critère de terminaison soit satisfait*

*Fin*

---

Figure 3.3 Algorithme du recuit simulé



voici l'interprétation de son fonctionnement :

· Si  $f(s') < f(s)$  alors  $e^{-\frac{f(s)-f(s')}{T}} > 1$ , donc  $r$  est toujours inférieur à cette valeur, et on accepte la solution  $s'$  (une meilleure solution est donc toujours acceptée, ce qui paraît logique).

· Si  $f(s') > f(s)$  et  $T$  est très grand, alors  $e^{-\frac{f(s)-f(s')}{T}} \cong 1$ , et on il y a de fortes chances d'accepter  $s'$  (bien que la solution  $s'$  soit plus « mauvaise » que  $s$  !)

· Si  $f(s') > f(s)$  et  $T$  est très petit, alors  $e^{-\frac{f(s)-f(s')}{T}} \cong 0$ , et on va donc probablement refuser  $s'$

Dans un premier temps,  $T$  étant généralement choisi très grand, beaucoup de solutions, même celles dégradant la valeur de  $f$ , sont acceptées, et l'algorithme équivaut à une visite aléatoire de l'espace des configurations. Mais à mesure que la température baisse, la plupart des mouvements augmentant l'énergie sont refusés, et l'algorithme se ramène à une amélioration itérative classique. A température intermédiaire, l'algorithme autorise de temps en temps des transformations qui dégradent la fonction objectif. Il laisse ainsi une chance au système de s'extraire d'un minimum local.

Cet algorithme est parfois amélioré en ajoutant une variable qui mémorise la meilleure valeur rencontrée jusqu'à présent (sans cela, l'algorithme pourrait converger vers une certaine solution  $s$ , alors qu'on avait visité auparavant une solution  $s'$  de valeur inférieure à  $f(s)$  !)[Pic 06]

### 3.3.1.2 La recherche tabou

---

A l'inverse du recuit simulé qui génère de manière aléatoire une seule solution voisine  $s' \in N(s)$  à chaque itération, Tabou examine un échantillonnage de solutions de  $N(s)$  et retient la meilleure  $s'$  même si  $f(s') > f(s)$ . La recherche Tabou ne s'arrête donc pas au premier optimum trouvé.

Le danger serait alors de revenir à  $s$  immédiatement, puisque  $s$  est meilleure que  $s'$ . Pour éviter de tourner ainsi en rond, on crée une liste  $T$  qui mémorise les dernières solutions visitées et qui interdit tout déplacement vers une solution de cette liste. Cette liste  $T$  est appelée liste Tabou.

#### Mémoire à court terme

Mémoriser les configurations telles quelles peut s'avérer extrêmement gourmand en mémoire. Plusieurs configurations différentes peuvent en effet donner la même valeur de la fonction objectif, et l'on risquerait ainsi de s'interdire des chemins qui permettraient de s'échapper vers autre vallée, plus profonde et prometteuse. Les solutions ne demeurent donc dans  $T$  que pour un nombre limité d'itérations.

Une première manière, simple, de réaliser cette mémorisation consiste à construire une table de hachage sous la forme d'un tableau d'entiers, dans lequel on vient stocker une à une les valeurs des solutions que l'on a visitées, comme dans une pile FIFO. Pour autoriser de nouveau une certaine valeur, on enregistre le numéro de l'itération à partir de laquelle la solution sera de nouveau autorisée, c'est-à-dire la valeur actuelle de l'itération, à laquelle on ajoute une certaine constante  $t$ . On évite ainsi la formation de tout cycle de longueur au moins égale à  $t$ :

Soit  $T$  un tableau d'une certaine taille maximale.

Si  $f(s_k)$  est la valeur supposée entière de la solution  $s$  à l'itération  $k$ , on place la valeur  $k + t$  dans  $T[f(s_k)]$ .

Il faudra attendre d'arriver à l'itération  $k + t$ , pour que la solution de valeur  $f(s_k)$  soit autorisée de nouveau.

Cette manière de procéder ne marche que si  $f$  présente un grand éventail de valeurs différentes, ce qui n'est pas forcément le cas en optimisation combinatoire.

On peut donc utiliser autre chose que la fonction objectif comme fonction de hachage, par exemple, on peut recourir à une combinaison de sommes et de produits calculée à partir des coordonnées de chaque solution (si les solutions peuvent s'écrire sous forme d'un vecteur).

On peut également utiliser plusieurs fonctions de hachage simultanément.

Par ailleurs, en s'interdisant ainsi certaines permutations, un mouvement qui aboutirait à une solution meilleure que toutes celles déjà visitées risquerait d'être écarté. Pour éviter cela, on incorpore dans l'algorithme des *critères d'aspiration*, qui autorisent certains mouvements, bien qu'interdits par la liste Tabou, parce qu'on suppose qu'ils vont améliorer la recherche. Typiquement, une solution  $s$  est toujours autorisée si sa valeur  $f(s)$  est meilleure que toutes les solutions rencontrées jusqu'ici.

Si on nomme  $N_T(s)$  toutes les solutions qui ne sont pas taboues ainsi que celles qui le sont mais dont le statut tabou est levé en raison des critères d'aspiration :

$$N_T(s) = \{ s' \in N(s) \text{ tel que } s' \notin T \text{ ou } f(s') < f(s^*) \}$$

L'algorithme général peut se représenter avec le pseudo-code suivant :

---

**Procédure methode\_Tabou (solution initiale  $s$ )**

---

*Debut*  
*poser*  $T \leftarrow \emptyset$  *et*  $s^* \leftarrow s$ ;

*Répéter*  
*Choisir*  $s'$  *qui minimise*  $f(s')$  *dans*  $N_T(s)$   
*Si*  $f(s') < f(s^*)$  *alors* *poser*  $s^* \leftarrow s'$   
*Poser*  $s \leftarrow s'$  *et mettre à jour*  $T$   
*Jusqu'à ce que le critère de terminaison soit satisfait*

*Fin*

---

Figure 3.4 Algorithme de la recherche Tabou

Comme critère d'arrêt on peut par exemple fixer un nombre maximum d'itérations sans amélioration de  $s^*$ , ou bien fixer un temps limite après lequel la recherche doit s'arrêter. [Pic 06].

### 3.3.2 Les approches «évolutionnaires» (ou population)

---

L'utilisation de plusieurs solutions simultanément permet naturellement d'améliorer l'exploration de l'espace des configurations. Dans cette catégorie, se rangent :

- les algorithmes génétiques
- les algorithmes par colonies de fourmi
- l'optimisation par essaim particulaire
- les algorithmes à estimation de distribution
- le path relinking (ou chemin de liaison)
- Algorithme des Lucioles

Ces dernières années, les algorithmes génétiques ont connu une réussite grandissante dans les domaines d'optimisation combinatoire. Une récente métaheuristique a été proposée par Yang [Yan 08] a connu un grand succès. L'attention sera portée sur ces algorithmes dans la section suivante.

#### 3.3.2.1 Les Algorithmes génétiques

---

La métaheuristique la plus populaire dans cette catégorie est celle reposant sur un algorithme génétique, inspirées par des concepts issus de la théorie de l'évolution de Darwin, développés initialement par Holland [Hol 75], puis approfondie par Goldberg [Gol 89].

Nous parlerons d'*individus*, pour parler de solutions (complètes, ou partielles). L'ensemble des individus forme une *population*, que nous faisons évoluer pendant une certaine succession d'itérations appelées *générations*, jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit vérifié. Pour passer d'une génération à une autre, nous soumettons la population à des *opérateurs de sélection*. Les *opérateurs de variation*, eux, permettant de transformer la population, de façon à favoriser l'émergence de meilleurs individus. Ces opérateurs sont à définir en fonction du problème considéré.

On définit également la fonction de *performance* (fitness), qui traduit la capacité d'adaptation des individus au problème considéré. Cette fonction, que l'algorithme génétique cherche à maximiser, est étroitement dépendante de la fonction objectif.

## Principe de l'algorithme génétique

L'algorithme génétique repose sur une boucle qui enchaîne des étapes de *sélections* et des étapes de *croisements*. A partir d'une population de  $\alpha$  individus, on désigne ceux autorisés à se reproduire. On croise ensuite ces derniers, de façon à obtenir une population d'enfants, dont on peut faire muter aléatoirement certains gènes.

La performance des enfants est évaluée, grâce à la fonction *fitness*, et l'on désigne, dans la population totale résultante parents+enfants, les individus autorisés à survivre, de telle manière que l'on puisse repartir d'une nouvelle population de  $\alpha$  individus. On recommence une phase de sélection pour la reproduction, une phase de mutation, et ainsi de suite.

Comme pour les métaheuristiques vues précédemment, un critère d'arrêt permet de sortir de la boucle, par exemple un certain nombre d'itérations sans amélioration notable de la performance des individus.

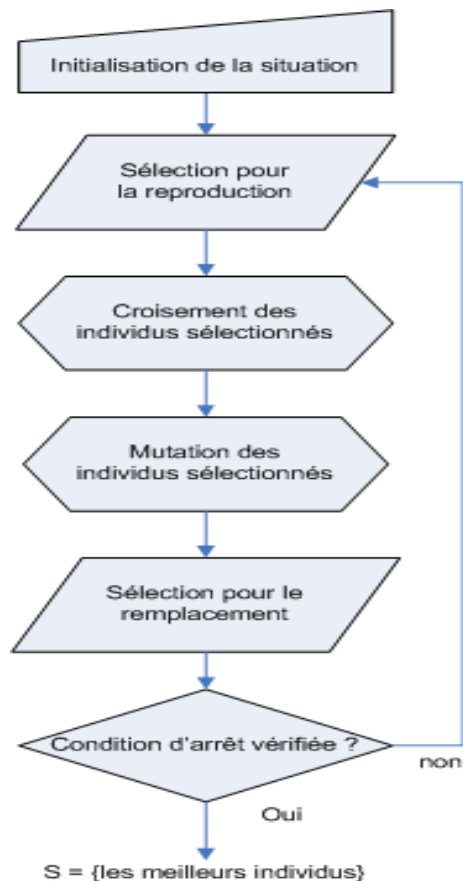


Figure 3.5 : Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique [Pic 06]

## Opérateurs de sélection

Il y a donc deux étapes de sélection : l'une pour déterminer quels seront les  $n$  éléments, parmi les  $\mu$  individus de la population totale qui vont se reproduire entre eux, et former  $\lambda$  enfants. Et une seconde étape pour déterminer quels sont ceux qui vont survivre. Ces nombres  $\mu$ ,  $n$  et  $\lambda$  sont des

paramètres de l'algorithme, fixés par l'opérateur, qui peuvent conduire aux différents scénarios, par exemple, l'opérateur peut décider qu'à chaque génération, les enfants remplacent tous les parents. Au contraire, il peut décider conserver la plupart des parents d'une génération à l'autre, et ne faire intervenir qu'un petit nombre d'enfants à chaque fois.

Comme type de sélection on peut citer :

- Sélection déterministe

Elle consiste à choisir les  $n$  meilleurs individus parmi la population. Elle présente l'inconvénient de conserver les éléments ayant une mauvaise performance, si la performance de la population est globalement mauvaise.

- Sélection par tournois

Elle consiste à sélectionner aléatoirement un nombre  $k$  d'individus dans la population, et de choisir parmi eux celui qui a la meilleure performance. On organise autant de tournois qu'il doit y avoir d'individus à sélectionner.

- Sélection proportionnelle

Le nombre espéré de sélections d'un individu est proportionnel à sa performance. Imaginons une roulette de casino, qui comporte autant de cases que d'individus, et dont la taille des cases est proportionnelle à la performance des individus. Chaque sélection est alors déterminée par le lancer d'une bille sur la roulette.

Ainsi, avec une population de quatre individus, dont les valeurs de performance seraient de 169, 576, 64 et 361, on obtiendrait la roulette suivante :

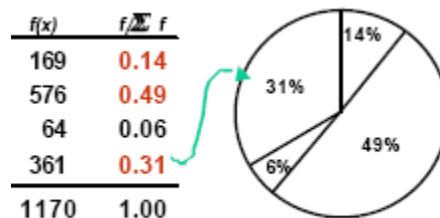


Figure 3.6 opérateur de sélection

Avec cette technique, il faut s'arranger pour que  $f_i$  prenne des valeurs positives, en bornant inférieurement la fonction à 0, ou à une très petite valeur, pour que tout individu, même mauvais, ait quelque chance d'être sélectionné.

La sélection proportionnelle risque cependant de favoriser excessivement un très bon individu au détriment des autres.

## Opérateurs de variation

On distingue les opérateurs de croisement, qui génèrent de nouveaux individus à partir de plusieurs (un couple, le plus souvent), et les opérateurs de mutation, qui transforment un seul individu. Les solutions du problème sont comparables à des chromosomes, et sont constituées d'une série de gènes. Croiser des individus consiste alors à « croiser » les séquences de deux parents, pour former les « génomes » des enfants.

Il existe plusieurs méthodes de croisement (voir figure 3.7):

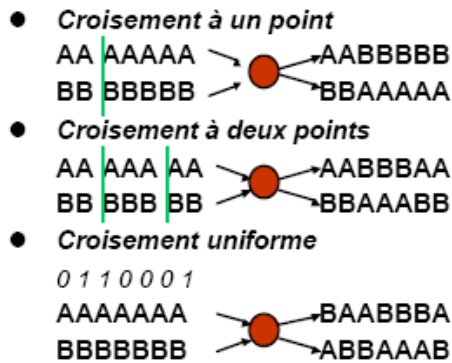


Figure 3.7 : les différents types de croisements

Dans la mutation, on modifie de temps en temps, avec une faible probabilité, les gènes des enfants. Ce nombre de bits modifiés peut être fixe, ou choisi aléatoirement. La mutation permet bien sûr d'introduire de la variété dans la population, et explorer davantage l'espace de recherche, mais si la mutation s'applique trop souvent, l'algorithme génétique revient à faire une marche aléatoire dans l'espace des solutions.

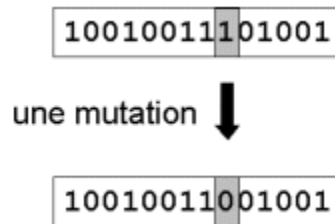


Figure 3.8 le principe de Mutation

D'autres métaheuristiques à base de population se distinguent des approches évolutionnistes notamment en y ajoutant une méthode de recherche locale, c'est le cas des algorithmes mémétique. Dans ce qui suit nous donnerons le principe de ces algorithmes

### 3.3.2.2 Algorithme des lucioles

L'algorithme des lucioles est une métaheuristique récente bio-inspirée. Les lucioles(en anglais firefly) sont de petits coléoptères ailés capables de produire une lumière clignotante froide pour une attraction mutuelle. Les femelles peuvent imiter les signaux lumineux des autres espèces afin d'attirer les mâles qu'elles capturent et dévorent. Les lucioles ont un mécanisme de type condensateur, qui se décharge lentement jusqu'à ce que un certain seuil est atteint; ils libèrent alors l'énergie sous forme de lumière. Le phénomène se répète de façon cyclique. L'Algorithme

de lucioles développé par [Yan 08] est inspiré par l'atténuation de la lumière en fonction de la distance et l'attraction mutuelle; mais, il considère toutes les lucioles comme unisexes.

### Principe de l'algorithme des Lucioles

L'algorithme des Lucioles (Firefly algorithm) est la plus récente métaheuristique. Elle a été développée par Yang [Yan 08] [Yan 09] [Yan 10] [Yan2 10] . On peut trouver quelques articles concernant l'algorithme des lucioles [Aun 11] [Luk 09]. Le pseudo-code de l'algorithme de lucioles peut être décrit comme suit:

---

#### Algorithme des Lucioles [Yan 08]

---

```
Initialize the control parameter values of the FA :
Light absorption coefficient  $\gamma$ ;
Attractiveness  $\beta$ ;
Randomization parameter  $\alpha$ ;
Maximum number of Generation MaxGeneration;
The number of fireflies n;
Domain space D.
Define Objective function  $f(x)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_D)$ 
Initialize a population of fireflies  $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 
while ( $t < MaxGeneration$ ) do
    for  $i = 1: n$  do //all  $n$  fireflies
        for  $j = 1: i$  do //all  $n$  fireflies
            Light intensity  $I_i$  at  $x_i$  is determined by  $f(x_i)$ 
            if ( $I_j > I_i$ )
                Move firefly  $i$  towards  $j$  in all  $D$  dimensions
            end if
            Attractiveness varies with distance  $r$  via  $exp [-\gamma r^2]$ 
            Evaluate new solutions and update light intensity
        end for
    end for
    Rank the fireflies and find the current best
end while
Post process results and visualization
```

---

L'algorithme Firefly est formulé avec deux choses importantes : La variation de l'intensité de la lumière et la formulation de l'attraction. Pour simplifier, l'attraction des lucioles est déterminée en fonction de la luminosité, où la luminosité est déterminée avec la fonction objective.

Dans le cas d'un problème de minimisation, la luminosité  $I$  d'une luciole à une position  $x$  peut être définie comme  $I(x) \propto f(x)^{-1}$ . Cependant, l'attraction  $\beta$  est relative à la position des autres lucioles. Par conséquent, elle varie en fonction de la distance  $r_{ij}$  entre la luciole  $i$  et la luciole  $j$ . D'un autre côté, l'intensité de la lumière diminue avec la croissance de la distance par rapport à la source. Ce qui fait que l'attraction peut varier selon le degré d'absorption.

Pour simplifier, l'intensité de la lumière  $I(r)$  varie en fonction de la loi  $I(r) = I_s / r^2$  où  $I_s$  est l'intensité à la source. Pour une valeur constante de  $\gamma$ , l'intensité varie en fonction de la distance  $r$ , ce qui donne,  $I = I_0 e^{-\gamma r}$ , où  $I_0$  est l'intensité de la lumière de la source. La combine des deux effets de la loi carrée inverse et l'absorption peut être approximer avec la formule Gaussienne suivante [Yan 09]:

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (3.1)$$

Parfois il est nécessaire d'utiliser une fonction mono tonique décroissante. Dans ce cas, nous pouvons utiliser l'approximation :

$$I(r) = \frac{I_0}{1 + \gamma r^2} \quad (3.2)$$

Sachant que l'attraction d'une luciole est proportionnelle à l'intensité des lucioles adjacentes, La formule de cette attractivité  $\beta$  d'une luciole peut être définie comme :

$$\beta_{i,j} = \beta_0 \cdot e^{-\gamma r_{i,j}^2} \quad (3.3)$$

D'autre part, la distance entre deux lucioles  $i$  et  $j$  à des positions  $x_i$  et  $x_j$  est définie par la distance Cartésienne suivante :

$$r_{i,j} = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (3.4)$$

Le mouvement d'une luciole  $i$  attirée par une autre lucioles  $j$  (plus lumineuse que  $i$ ) est déterminé par :

$$x_i = x_i + \beta_{i,j} (x_j - x_i) + \alpha(\text{rand} - 1/2) \quad (3.5)$$

Le second terme dans l'équation est dû à l'attraction. Tant dis que le troisième terme rajoute de l'aléatoire à l'équation, où  $\alpha$  est aléatoire, rand une fonction de génération de nombre aléatoire uniforme dans l'intervalle  $[0, 1]$ . Le paramètre  $\gamma$  caractérise la variation de l'attractivité, sa valeur



est cruciale dans la détermination de la vitesse de convergence et le comportement de l'algorithme.

### 3.4 Les Algorithmes Mémétique

---

Les Algorithmes Mémétique (MAs) sont une classe d'heuristique de la recherche globale stochastique. Ces approches sont basées sur les Algorithmes Évolutionnaires combinées avec d'autres méthodes de résolution, telles que la recherche locale, les algorithmes d'approximation et, parfois les méthodes exactes. L'hybridation est destinée à accélérer la découverte des solutions de qualité étant donné que l'évolution seule prendrait trop longtemps pour les découvrir, ou atteindre des solutions qui sont inaccessibles par les méthodes évolutionnaire, ou une méthode de recherche locale. Comme la grande majorité des algorithmes Mémétique utilisent les heuristiques de la recherche locale plutôt que les algorithmes d'approximation et les méthodes exactes, dans ce qui suit nous nous concentrerons seulement sur l'axe de la recherche locale dans les Algorithmes Évolutionnaires. Il est supposé que la recherche évolutionnaire prévoit une exploration large de l'espace de recherche et que la recherche locale peut être d'une façon ou d'une autre un zoom sur la zone des solutions prometteuses.

De nombreuses applications ont prouvé à quel point les algorithmes mémétiques pouvaient être performants, sur des problèmes bien connus comme celui du Voyageur de Commerce [Fre 96], du Sac à Dos [Fal,96], optimisation de fonctions non-stationnaires [Vav 96], d'Affectation Quadratique [Mer 97], de Coloration de Graphes [Gal 99], optimisation multi-objectif [Kno 01], bioinformatique [Kra 04], de Satisfiabilité [Lar 06], Maximum de Parcimonie [Goë 06] etc....

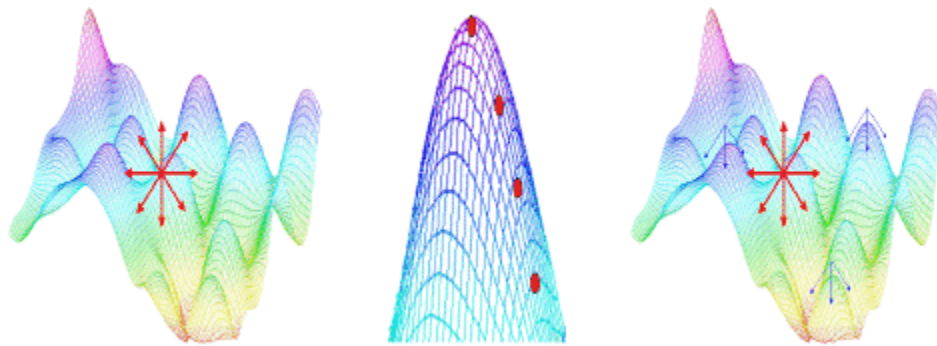
Ces algorithmes se retrouvent dans la littérature sous plusieurs autres noms : algorithmes génétiques hybrides [Fle 94], recherche locale génétique [Mer 00], algorithmes évolutionnaires Baldwiniens [Ku 98], algorithmes évolutionnaires Lamarkiens [Mor 98]. Moscato [Mos 89] a inventé le terme Mémétique pour couvrir une grande gamme de techniques dans lesquelles la recherche évolutionnaire est améliorée par l'addition d'une ou de plusieurs phases de recherche locale.

#### 3.4.1 Algorithmes évolutionnaires + Recherche Locale = Algorithme Mémétique

---

Les algorithmes génétiques peuvent être une bonne solution pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire. Cependant, un inconvénient d'un algorithme génétique est que les opérateurs standard de croisement et de mutation ne permettent pas d'intensifier suffisamment la recherche comme le rappellent Hoo et al. [Hoo 04]. L'opérateur de mutation apporte une légère modification à l'individu. Son rôle est de favoriser la diversification des individus alors que la sélection se charge de conserver les meilleurs. Ces deux méthodes sont complémentaires car

l'une permet de détecter de bonnes régions dans l'espace de recherche, alors que l'autre se concentre de manière intensive à explorer ces zones [Mos 99]. (Voir figure 3.9)



a) Algorithme génétique      b) la recherche locale      c) algorithme mémétique

Figure 3.9 Comportement schématique d'un algorithme génétique, d'une recherche locale et d'un algorithme mémétique

La recherche sur les Algorithmes Mémétiques a progressé substantiellement, et plusieurs travaux ont analysé ce cadre de recherche. Les chercheurs ont proposé plusieurs extensions [har 94], [lan 88], [Mer 00], [Kra 02]. Il y a plusieurs raisons pour faire appel à l'hybridation entre les algorithmes Évolutionnaires et la recherche locale, on peut citer:

1. Les problèmes complexes peuvent être décomposés en sous problèmes et que ces derniers pourraient être résolus efficacement par d'autres méthodes différentes.
2. La force d'un algorithme hybride réside dans la combinaison de deux principes de recherche fondamentalement différents. Le rôle de la méthode de recherche locale est d'explorer en profondeur une région donnée de X alors que la méthode évolutive introduit des règles de conduite générales dans le but de guider la recherche au travers de X. Dans ce sens, les opérateurs de combinaison ont un effet diversificateur bénéfique à long terme
3. les informations d'un Problème spécifique peuvent être retirées en utilisant les différents opérateurs, ex. croisement, mutation, recherche locale, ce qui influence efficacement sur le processus de la recherche vers des régions prometteuses de l'espace de recherche.
4. Les solutions de quelques sous problème données par les méthodes exactes / approchées peuvent être incorporés dans l'algorithme évolutionnaire.

### 3.4.2 Le modèle d'un algorithme mémétique :

Comme souligné ci-dessus, il y a plusieurs avantages qui peuvent être gagnés en combinant la recherche globale (EAs) avec la recherche locale ou d'autres méthodes pour améliorer la

solution. Cependant, ces avantages doivent être équilibrés contre l'augmentation de la complexité de l'algorithme.

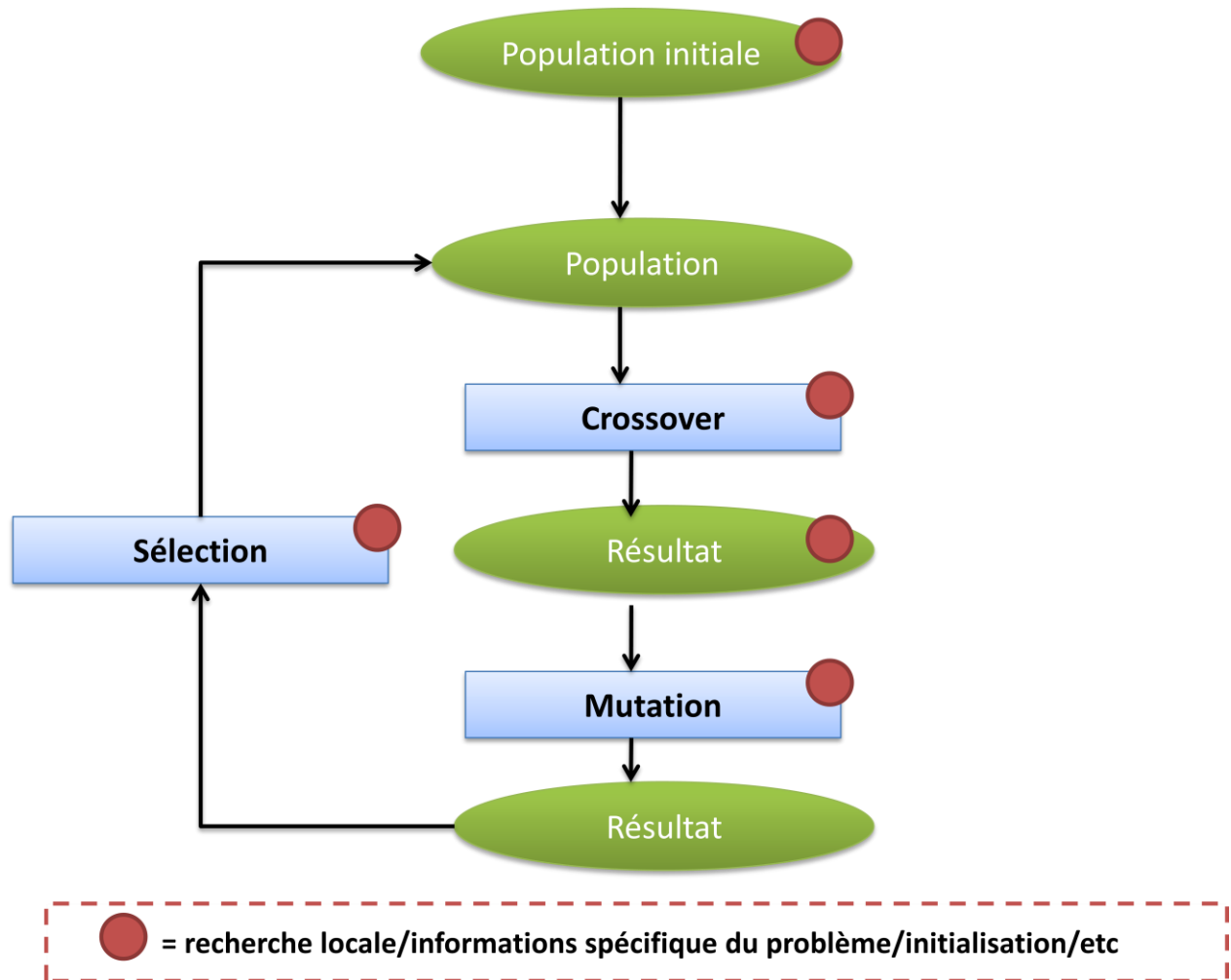


Figure 3.10 Principe d'un algorithme Mémétique

Dans l'algorithme de la figure 3.10 [Kra 05], les emplacements où les hybridations pourraient avoir lieu, ont été identifiés et marqués en cercles rouge. Chacun de ces cercles fournit la possibilité d'hybridation. Par exemple, la population initiale pourrait être enrichie par des solutions qui résultent des heuristiques sophistiquées spécifiques, l'opérateur de croisement (mutation) pourrait être renforcé avec un domaine et une représentation spécifique pour augmenter l'efficacité de la recherche de l'algorithme. De plus, la recherche locale pourrait être appliquée à l'ensemble des résultats de chaque étape.

La forme la plus populaire de l'hybridation applique une ou plusieurs phases de recherche locale, prenant en compte quelques paramètres de probabilité, et les individus de la population dans chaque génération.

Dans ce qui suit, nous donnerons une comparaison entre l’algorithme mémétique et les autres métaheuristiques, comme le recuit simulé, la recherche tabou, les algorithmes génétique, et les méthodes d’améliorations itératives. Cette comparaison a pour but de donner le choix d’une métaheuristique appropriée pour la résolution de notre problème.

### 3.5 Quelle méta heuristique utiliser ?

Il est possible de caractériser les métaheuristiques selon quelques critères généraux, ce qui pourrait faciliter ce choix. Le tableau de synthèse ci-dessous donné par Jin-Kao et al [Gal2 99], met en relation cinq critères avec cinq métaheuristiques parmi les plus représentatives. Il doit être clair que le choix d’une métaheuristique appropriée ne constitue qu’une condition nécessaire. La qualité des solutions trouvées par une méthode peut être très variable selon l’implémentation réalisée.

	AI	RS	Tabou	AG	AM
Simplicité	0	-	-	-	--
Facilité d’adap.	0	0	-	-	-
Connaissance	0	0	+	+	+
Qualité	0	+	++	++	+++
Rapidité	0	-	-	-	--

**Tableau 3.1.** Comparaison générale des principales métaheuristiques

Dans ce tableau, les six métaheuristiques comparées sont les suivantes :

- AI : amélioration itérative (descente) avec relance,
- RS : recuit simulé,
- tabou : méthode tabou,
- AG : algorithme génétique adapté (modifié),
- AM : algorithme Mémétique.

Les critères de comparaisons retenus sont les suivants :

- simplicité de la métaheuristique, i.e. simplicité de la méthode elle-même,
- facilité d’adaptation au problème,
- possibilité d’intégrer des connaissances spécifiques du problème,
- qualité des meilleures solutions trouvées,
- rapidité, i.e., le temps de calcul nécessaire pour trouver une telle solution (sur une machine séquentielle).

La méthode d'amélioration itérative est utilisée comme point de référence pour l'ensemble des méthodes : les signes -, 0, + indiquent des performances respectivement inférieures, égales, supérieures à celles obtenues par l'amélioration itérative.

Le critère de qualité utilisé dans le tableau correspond à la meilleure qualité qu'il est possible d'obtenir par une exécution prolongée. Le critère de rapidité représente le temps de calcul typiquement nécessaire pour obtenir une telle solution.

Les résultats obtenus à l'aide d'un algorithme Mémétique sont habituellement de très bonne qualité. Malheureusement, les temps de calcul nécessaires pour atteindre une solution de qualité donnée peuvent devenir prohibitifs. Après avoir comparé plusieurs approches pour résoudre un éventail de problèmes d'affectation quadratique, Taillard [Tai 94] conclut que les algorithmes hybrides sont parmi les plus puissants mais également les plus coûteux en temps. Le choix de la méthode à utiliser dépend donc en grande partie du temps de traitement disponible pour résoudre un problème particulier.

### 3.6 Proposition d'un algorithme Mémétique pour le problème d'affectation de fréquences

---

la version considéré du FAP dans notre travail est le MI- FAP (problème d'affectation de fréquence d'interférence minimum). Les fréquences sont représentées par des nombres entiers positifs. Soit  $M = \{1, 2, \dots, m\}$  l'ensemble de Fréquences disponibles, où  $M$  est le nombre de canaux disponibles sur le réseau mobile. Le modèle de base du problème peut être représenté comme suit:

- 1)  $N$  : le nombre de cellules dans le réseau mobile.
- 2)  $d_i$  : représente le nombre de fréquences qui doivent être affectées à la cellule  $i$  ( $1 \leq i \leq N$ )
- 3)  $C$ : matrice de compatibilité,  $C = (C_{ij})_{N \times N}$  représente la séparation minimale entre les fréquences affectées aux cellules  $i$  et  $j$ ,  $1 \leq i, j \leq N$ .
- 4)  $f_{ik}$  : la fréquence  $k$  est affecté à la cellule  $i$ , où  $k$  appartient à l'ensemble de fréquences  $M$ .
- 5) contrainte de séparation:  $|k - l| \geq C_{ij}$ , pour tous  $F_{ik}, F_{jl}$  et ( $i \neq j$ ),  $C_{ij}$  est défini dans la Matrice de compatibilité . Si ( $i = j$ ), elle devienne une contrainte de co-site.

Par conséquent, l'objectif est de trouver une affectation qui minimise le nombre total de violations de contraintes. Le problème est formulé comme suit :

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^m f_{ik} \text{viol}(i, j, k, l) f_{jl} \quad (3.6)$$

où: 
$$viol(i, j, k, l) = \begin{cases} 0 & \text{if } |k - l| \geq C_{ij} \\ 1 & \text{autrement} \end{cases}$$

et

$$f_{ik} = \begin{cases} 0 & \text{si la } k^{\text{eme}} \text{ fréquence n'est pas assignée à la cellule } i \\ 1 & \text{autrement} \end{cases}$$

for  $1 \leq k, l \leq m$  and  $1 \leq i, j \leq N$ .

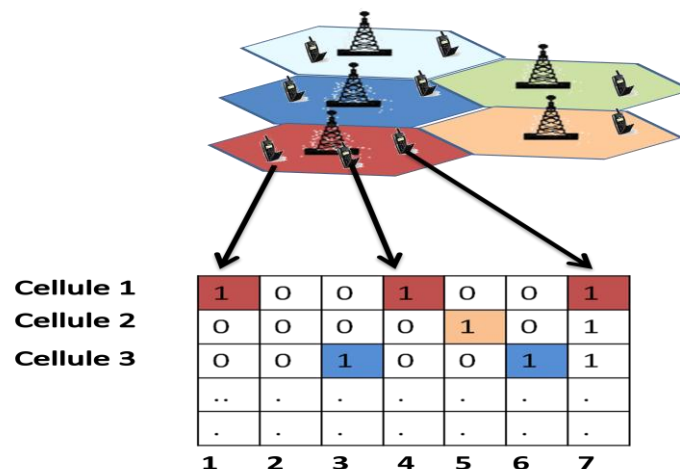
### 3.6.1 Les composants de l’algorithme proposée

---

#### 3.6.1.1 Représentation et mécanismes de sélection

---

Le codage est une étape essentielle dans les algorithmes Mémétique. Il permet de présenter l’individu sous la forme d’un chromosome. Il est constitué de gènes qui portent des valeurs dans un alphabet binaire ou autre. Le codage du FAP est relativement simple, nous représentons une solution par une matrice binaire  $N \times m$  où  $N$  représente le nombre de cellules et  $m$  le nombre de fréquences disponible dans le réseau mobile. La figure 3.11 montre le principe de ce codage. Si un gène  $f_{ik} = 1$ , alors la  $k^{\text{eme}}$  fréquence est affectée à la  $i^{\text{eme}}$  cellule. Le choix du codage nous permet de coder toutes les solutions possibles et de mettre en œuvre des opérateurs de croisement et de mutation. C’est ainsi que le bon déroulement des algorithmes Mémétique sera assuré. Il faut noter aussi que les chromosomes sont choisis au hasard parmi la population pour le croisement et la mutation.



3.11 Représentation et codage des données

### 3.6.1.2 Initialisation de la population

Dans un algorithme génétique traditionnel, les chromosomes dans la population initiale sont générés aléatoirement. Cette méthode donne une population variée qui permettra d'explorer des zones diverses de l'espace des solutions. Cependant, de nombreux résultats expérimentaux ont montrés que l'algorithme génétique ne donne pas toujours de bonnes solutions en raison de cette génération aléatoire. La contrainte co-site peut provoquer plus d'interférence dans la situation du monde réel. Pour assurer l'absence d'interférence entre deux canaux attribués à la même cellule, nous avons générer la population initiale selon une nouvelle méthode appelée (PI) inspiré de [Che 05]. La figure 3.12 montre la différence entre les deux méthodes. Notre approche a pour but d'éliminer les interférences co-site sur le réseau.

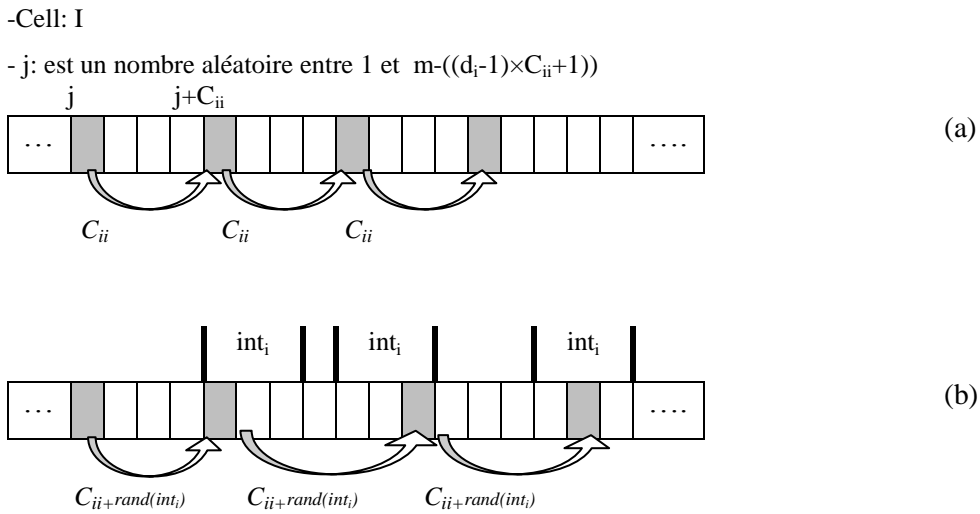


Figure 3.12. Fréquences affectées à la cellule 'i' (a) méthode de Cheng [Che 05] (b) notre méthode (PI)

Nous calculons  $int_i$  pour chaque cellule.  $Int_i$  est défini comme suit :

$$int_i = \frac{m - ((d_i - 1) \times C_{ii} + 1)}{d_i} \quad (3.7)$$

Où:

$C_{ii}$  : représente la séparation minimale entre les fréquences dans la cellule  $i$ ;

$Int_i + C_{ii}$  : est la séparation maximale entre les fréquences dans la cellule  $i$ ;

$Int_i$  : représente l'intervalle d'affectation possible à la cellule "i" sans violer la contrainte co-site avec les autres affectations de la même cellule.

Les cellules avec une forte demande de fréquences ont plus de difficulté à obtenir une affectation qui satisfait toute les contraintes co-site. Nous avons donc généré  $p_i$  pour faire face à ce problème, où  $p_i$  est calculé comme suit:

$$p_i = \frac{(d_i - 1) \times C_{ii} + 1}{m} \quad (3.8)$$

Les cellules ayant une valeur élevée de  $p_i$  indiquent que ces cellules doivent utiliser la distance minimale de séparation ( $C_{ii}$ ) entre les fréquences. Pour les celles, ayant une faible valeur de  $p_i$ , signifie que ces cellules utilisent la distance de séparation  $C_{ii} + \text{random}(0, \text{Int}_i)$ . La Figure 3.13 représente le pseudo-code de PI, où  $\text{sol}_i$  représente les affectations proposées pour la cellule  $i$ .

---

```

Population initialization
for each cell I
  a=random(0,1)
  if (a>pi)
    for each demand dj of cell i
      soli(dj)= [random(0;Inti)+ soli(dj-1) + Cii] mod m+1
    end
  else
    s =random(m - (ri - 1) × Cii)
    soli(1,...,di) =[ s, s + Cii, s + 2 × Cii, ..., s + (di - 1) × Cii]
  endif
end for

```

---

Figure 3.13 pseudo code de PI proposé

### 3.6.1.3 Opérateur de croisement

---

Les chromosomes de la population ont de bons gènes résultant de l'étape précédente. Il est clair que la performance peut être améliorée par le transfert de ces gènes à la génération suivante. L'opérateur de croisement a pour but de diversifier la population en manipulant la structure des chromosomes. Il combine les gènes des deux individus parents pour donner deux nouveaux chromosomes d'individus enfants.

Un aperçu de l'opérateur de croisement est représenté dans la figure 3.14. Deux parents, parent1 et parent2 sont choisis pour le processus de croisement. Ensuite, nous générons aléatoirement un masque binaire, puis nous calculons  $p_i$  pour chaque cellule des deux parents où  $p_i$  est défini par la formule (3.8). La valeur de  $p_i$  peut exclusivement réduire l'espace de recherche et par conséquent le temps de convergence est minimisé.  $p_i$  a deux rôles : le premier rôle est de garder les contraintes co-site pour certaines cellules vérifiées, l'autre est pour les cellules qui n'ont pas une forte probabilité d'amélioration (l'affectation optimale obtenue) est qui seront laissés sans aucune modification. Le croisement selon  $p_i$  est comme suit :

```

C=Random(0, 1) // C : est une variable aléatoire entre 0 et 1
If(C<pi)
  Les affectations de la cellule i du parent1 seront combinées avec celles de parent 2
Else
  Les affectations de la cellule i du parent1 et parent2 seront laissées sans aucune modification
Endif

```



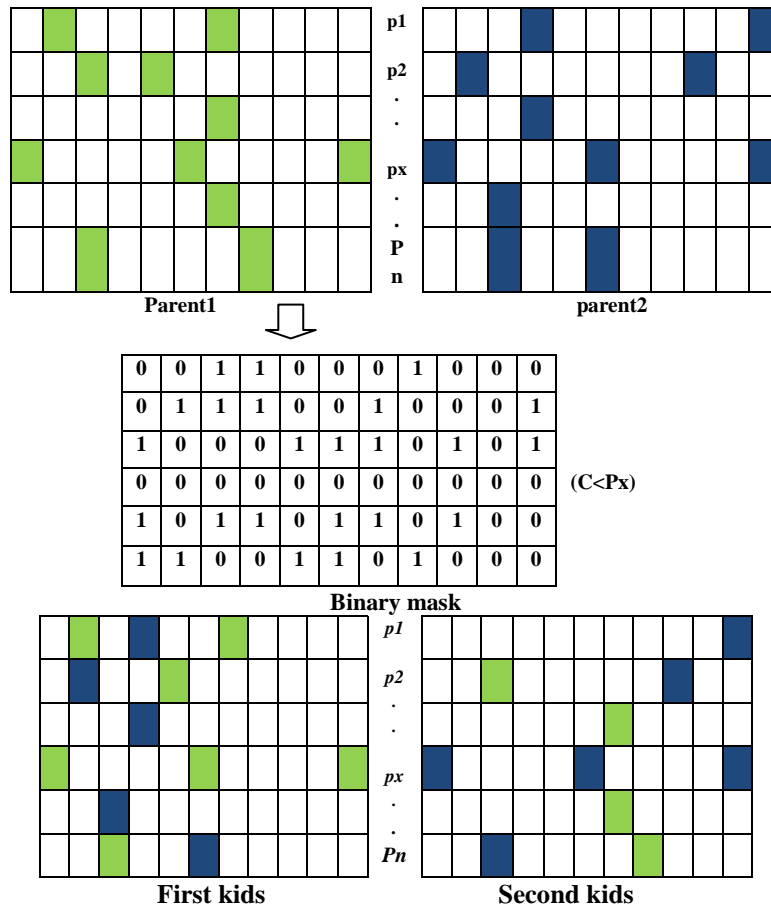


Figure 3.14. Opérateur de croisement proposé

### 3.6.1.4 Opérateur de mutation et stratégie de remplacement

Le rôle de notre opérateur de mutation est de contrôler le nombre total de "1" dans chaque ligne qui ne doit pas dépasser  $d_i$  du vecteur de demande. Nous assurons une telle solution en rajoutant ou en enlevant un "1" au hasard dans la ligne spécifiée. Le mécanisme de mutation est décrit par la figure 3.15.

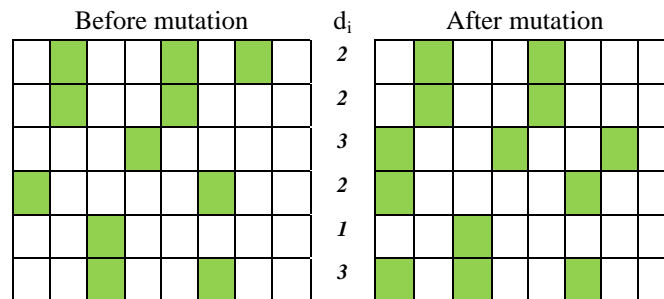


Figure 3.15 Opérateur de mutation proposé

---

**Algorithm MA**

---

*Begin*

*Initialize population P with PI; T=40;max generation=1000;*

*Evaluate initial population (constraints violation);*

*Repeat*

*Select randomly two parents*

*Generate-Binary-Masks*

*Use the **proposed crossover**. Then get two offspring*

***mutation adapter**(offspring1, offspring2)*

*//boltzman operator will be used for (parent1,offspring1) respectively*

*(parent2,offspring2)*

*If fitness(offspring) better than fitness(parent) then Offspring will be accepted.*

*else*

*pr=random(0,1);*

*If  $pr < \exp(-|fitness(offspring)-fitness(parent)| / T)$  then accept offspring.*

*Endif;*

*//tabu and restricted frequencies will be performed on the offspring*

***tabu Search** (offspring);*

*calculate the **unrestricted frequencies** (free frequencies) for each cell which*

*have interference in offspring*

*replace the restricted frequencies with unrestricted frequencies*

*add offspring if it is the best ;*

*T:=0.9×T;*

*Until Termination criteria are satisfied;*

*End.*

---

Figure 3.16. Algorithme Mémétique proposé

La stratégie de remplacement utilisée dans notre approche essaye de préserver la diversité de la population et d'accepter les fils résultants si leurs fitness est meilleure que celle des parents. Sinon, l'opérateur de Boltzmann sera utilisé pour se décider sur l'acceptation des fils. L'avantage de l'opérateur de Boltzmann, est que certaines solutions de qualité inférieures peuvent être également sélectionnées pour participer à la prochaine évolution toute en gardant la diversité de la population. La probabilité d'acceptation est contrôlée par le paramètre de température. Ce paramètre décroît à mesure que le nombre de générations augmente. Les températures inférieures correspondent à des probabilités d'acceptation inférieures. Lorsque la température est très basse, les solutions de qualité inférieure ne seront plus acceptées.

### 3.6.1.5 Principe de l'algorithme Mémétique

---

La figure 3.16 illustre le principe suivi dans la mise en œuvre de l'algorithme proposé. La première étape de l'algorithme consiste à créer une population initiale avec la méthode PI et l'évaluer en utilisant la fonction objectif définie en (3.6). À chaque génération, une paire de solutions «parent» est sélectionné pour les méthodes de croisement et de mutation. Deux

solutions sont créées qui partagent généralement la plupart des caractéristiques de leurs parents. Ensuite, la recherche Tabou et le module de fréquences libre sont appliqués sur ces solutions. Les mécanismes de ces composants sont donnés dans les sections 3.5.2 et 3.5.3

### **3.6.2 Recherche Tabou**

---

Le principe de la recherche tabou est d'explorer le voisinage et choisir la position dans ce voisinage qui minimise la fonction objectif à partir d'une position donnée. Lorsque tous les points du voisinage ont une valeur plus élevée, cette opération peut conduire à augmenter la valeur de la fonction. On peut ainsi repérer les minima locaux. Pour éviter à l'étape suivante de retomber dans un minima local, il faut stocker en mémoire les dernières positions explorées d'où le nom tabou. Pour ces raisons, l'hybridation entre l'algorithme Génétique et la recherche tabou est plus efficace dans notre cas.

#### **Représentation de la solution**

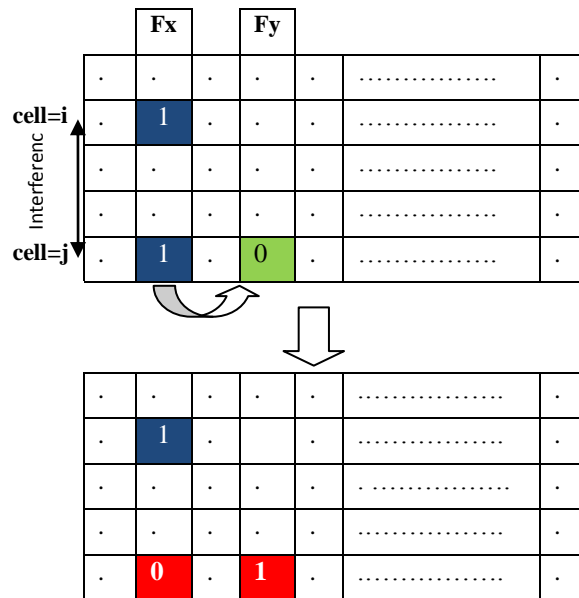
La solution dans la recherche Tabou est représentée sous forme de matrice  $N \times m$  ; c'est la même représentation des résultats des précédentes.

#### **Le Voisinage**

L'espace de recherche (ensemble de mouvements) est défini dans la figure 3.17. Notre mouvement de base est le déplacement d'un 1 à 0 de la même ligne « i ». Ce mouvement nous permet de changer la fréquence affectée à cette cellule, en respectant le nombre de demande  $d_i$ , et en conservant les résultats de l'opérateur de croisement (interférences co- site).

#### **Liste Tabu**

Le premier mécanisme vise à prévenir que la recherche ne cycle pas à partir d'une liste tabou. Elle est implémentée comme une mémoire attributive, où certains fréquences du plan de fréquences sont interdits et ne seront pas pris en considération pour les prochaines k itérations (k, appelée longueur de la liste tabou). Celle-ci est alors utilisée Comme une liste FIFO (premier entré, premier sorti). Comme le montre la figure 3.17, les éléments tabous jouent deux rôles différents. L'élément  $(j, f_x)$  élimine les cycles de recherche en évitant de revenir sur des solutions déjà visitées. L'élément  $(j, f_y)$  quant à lui éliminé les redondances de recherche en empêchant que d'autres individus de la population n'explorent le même espace de recherche, puisque la liste tabou est commune à toute la population.



■ **tabulist = (j,fx); (j,fy).**

Figure 3.17. Les mouvements dans la recherche Tabou

### 3.6.3 Fréquences libres

Afin d'améliorer la qualité de la solution obtenue, on applique les étapes suivantes pour localiser les fréquences libres (s'il en existe) et résoudre le maximum de conflits entre les cellules. Ce module est appliqué à la solution obtenue par la recherche Tabou qui ne vérifie pas toutes les contraintes du problème. Cette approche partage quelques propriétés dans le calcul de la fréquence libre (stratégie de Fréquence exhaustive) [Siv 89].

1. déterminer les couples de cellules ayant une interference entre eux noté S ;
2. à partir de "S", nous créons la listes des candidats notée L, où L est défini comme suit :  
 $L = \{x, p_x < p_y \mid \forall (x,y) \in S\}$   $p_x, p_y$  définies en (3.6)
3. supprimer toute les fréquences affectées à la liste L
4. Assigned={}
5. calculer" les fréquence libre" c.a.d l'autorisation d'allouer les fréquences à la cellule x,  $\forall x \in (L - \text{Assigned})$  (voir figure 3.18)  
 if (L-Assigned)={}  
 go to 7;
6. if ( fréquence libre) then  
 $x \in (L - \text{Assigned})$  affecter la première fréquence libre à "x",  
 Assigned= Assigned +{x};  
 else  
 affecter une fréquence aléatoire à x;  
 Assigned=Assigned+{x};  
 endif ;  
 go to 5;
7. End

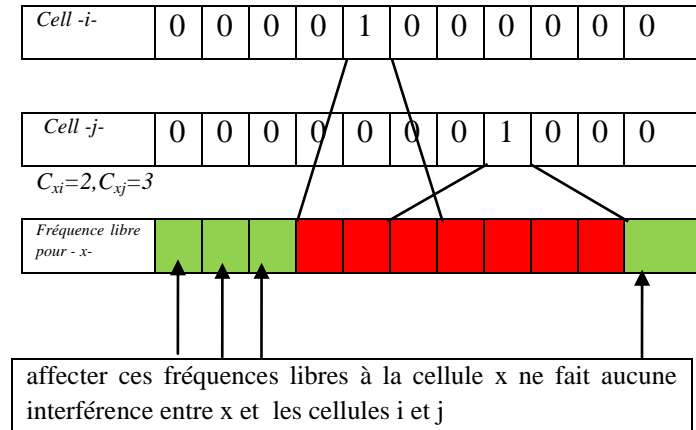


Figure 3.18. Calcul de la fréquence libre

### 3.6.4 Critères d'arrêt

Les algorithmes Mémoétique font partie des algorithmes itératifs. Pour ce type d'algorithme, une condition d'arrêt doit être spécifiée. Il existe plusieurs manières pour décider l'arrêt d'un tel algorithme. Deux types de critères d'arrêt sont utilisés dans notre algorithme. La première est basée sur le nombre de générations. Notre algorithme s'arrête quand le calcul atteint un nombre déterminé de générations. La seconde, repose sur le test de la convergence. Notre algorithme se termine lorsque la solution du problème est obtenue avec une satisfaction totale de toutes les contraintes du problème (zéro violation de contraintes).

### 3.6.5 Résultats expérimentaux

Les Simulations expérimentales rapportée dans ce travail sont effectuées en utilisant MATLAB (fonctionnant sur un processeur 1,83 GHz avec 1 Go de RAM). Dans nos études expérimentales, nous avons utilisé les instances de Philadelphia [Phi 07]. Ces instances sont largement connus, et elles sont caractérisées par un certain nombre de cellules hexagonales (habituellement 21), qui représentent un réseau de téléphonie cellulaire de la ville de Philadelphie ( voir figure 3.19) .

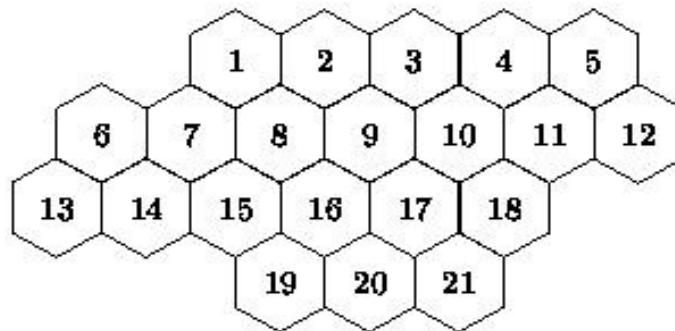


Figure 3.19. les instances de Philadelphie

Les différences entre les instances correspondent à l'utilisation des différentes matrices de compatibilité et des vecteurs de demande (voir tableau 3.2). Dans ces cas, le nombre de cellules varie de 4 à 25 cellules, et le nombre de fréquences utilisées varie entre 11 et 533. La figure 3.20 montre les différentes matrices d'interférences (C) et les vecteurs de demandes (D) utilisés.

C2	D2	C3	D3
21101011110111100000000000	10	511001111000011100000	8
12101011010111100000000000	11	151100111100001110000	25
11211111111111000000000000	9	115110011110000111000	8
0012001111111000000000111	5	011510001111000011000	8
11102000011111110000000000	9	001150000111000001000	8
00100211110000000000000000	4	100005110000111000000	15
11110121111100000000000000	5	110001511000111100100	18
1111011211110000000000010	7	111001151100011110110	52
1011011121110000000000011	4	111100115110001111111	77
11111111211111000001010	8	011110011511000111011	28
0011101111201111011111111	8	001110001151000011001	13
11111011110211000000000000	9	000110000115000001000	15
1111101101112111111100000	10	000001100000511000000	31
1110100001111211111100000	7	100001110000151100100	15
1100100001101121111111000	7	110001111000115110110	36
0000100001101112111100000	6	111000111100011511111	57
000000000001111211000000	4	011100011110001151111	28
0000000000101111121100000	5	001110001111000115011	8
0000000000101111112111100	5	000000111000011110511	10
00000000001011110112111100	7	000000011100001111151	13
0000000000100010001121100	6	000000001110000111115	8
0000000001100010001112111	4		
000100000010000000111211	5		
000+100011110000000001121	7		
0001000010100000000001112	5		

C4	D4	C5	C1	D1
711001111000011100000	5	721001221000011100000	5400	1
171100111000011100000	5	272100122100001110000	4501	1
117110011110000111000	5	127210012210000111000	0052	1
011710001111000011000	8	012720001221000011000	0125	3
001170000111000001000	12	001270000122000001000		
100007110000111000000	25	100007210000221000000		
110001711000111100100	30	210002721000122100100		
111001171100011110110	25	221001272100012210110		
111100117110001111111	30	122100127210001221111		
011110011711000111011	40	012210012721000122011		
001110001171000011001	40	001220001272000012001		
000110000117000001000	45	000120000127000001000		
000001100000711000000	20	000002100000721000000		
100001110000171100100	30	100002210000272100100		
110001111000117110110	25	110001221000127210210		
111000111100011711111	15	111000122100012721221		
011100011110001171111	15	011100012210001272122		
001110001111000117011	30	001110001221000127012		
000000111000011110711	20	000000111000012210721		
000000011100001111171	20	000000011100001221272		
000000001110000111117	25	000000001110000122127		

Figure 3.20. matrice de compatibilité(C) vecteur de demande (D)

Tableau 3.2: Caractéristiques des problèmes étudiés

Instance	# of Cell	Lower Bound (lb)	Compatibility matrix (C)	Demand vector (D)
P1	4	11	C <sub>1</sub>	D <sub>1</sub>
P2	25	73	C <sub>2</sub>	D <sub>2</sub>
P3	21	381	C <sub>3</sub>	D <sub>3</sub>
P4	21	533	C <sub>4</sub>	D <sub>3</sub>
P5	21	533	C <sub>5</sub>	D <sub>3</sub>
P6	21	221	C <sub>3</sub>	D <sub>4</sub>
P7	21	309	C <sub>4</sub>	D <sub>4</sub>
P8	21	309	C <sub>5</sub>	D <sub>4</sub>

Pour étudier le taux de convergence, le tableau 3.3 résume les résultats de la simulation, et montre la convergence vers la solution optimale. Le pourcentage représente l'amélioration de la fonction objectif (3.6). Un pourcentage égale à 100%, veut dire que le plan de fréquences ne contient pas des violations de contraintes. Ce pourcentage est calculé comme suit :

$$\text{pourcentage} = \frac{\text{nbr\_con\_ver} \times 100}{\text{nbr\_con}} \quad (3.9)$$

Où  $\text{nbr\_con\_ver}$  représente le nombre de contraintes vérifiées,  $\text{nbr\_con}$  représente le nombre total des contraintes. On considère la solution finale (le plan de fréquences final) de notre algorithme pour l'évaluer en utilisant l'équation 3.9.

Tableau 3.3: Taux de convergence

Inst	Les approches de résolution et Le taux de convergence					
	Borne inférieur	MA proposé	[Ngo 98] MGA	[Kim 97] NN	[San 07] DGuGA	[Che 05] CSCP
P1	11	100%	100%	-	100%	100%
P2	73	100%	100%	62%	98%	100%
P3	381	100%	-	99%	-	100%
P4	533	100%	-	100%	-	100%
P5	533	100%	-	98%	-	100%
P6	221	100%	92%	97%	89%	100%
P7	309	100%	-	99%	-	100%
P8	309	100%	80%	52%	-	100%

Le tableau 3.3 nous permet de voir l'efficacité de l'algorithme proposé. Les résultats de simulations montrent que notre algorithme atteint un taux de convergence égale à 100% pour tout l'ensemble des instances. Les résultats montrent aussi que notre algorithme surpasse les résultats

de convergence du réseau de neurones (NN) [Kim 97], l'algorithme génétique (MGA) (DGuGA) [Ngo 98], [San 07]. Notre algorithme donne les mêmes résultats de convergence de [Che 05]. Notre algorithme donne des solutions de meilleure qualité que les autres méthodes et il est facile à mettre en œuvre. Pour les systèmes cellulaires avec un nombre élevé de cellules, cet algorithme peut être appliqué efficacement pour trouver la solution exacte en un temps de calcul acceptable, car il s'agit d'une technique parallèle, il peut être mis en œuvre de manière très efficace sur des ordinateurs parallèles puissants pour résoudre exceptionnellement les problèmes à grande échelle.

La figure 3.21 montre le nombre de générations nécessaires pour converger vers la solution optimale de deux problèmes difficiles à résoudre par rapport aux autres instances considérées. L'axe des abscisses représente le nombre de générations, tandis que l'axe des ordonnées représente la fonction objectif. Pour le problème n ° 8, notre algorithme a trouvé la solution optimale au bout de 22 générations, dans le problème n ° 2, notre algorithme converge vers la solution optimale en 36 générations. Ces graphiques montrent l'efficacité de notre algorithme. Les courbes montrent que l'algorithme commence par une première solution et améliore rapidement les résultats en moins de 1000 générations.

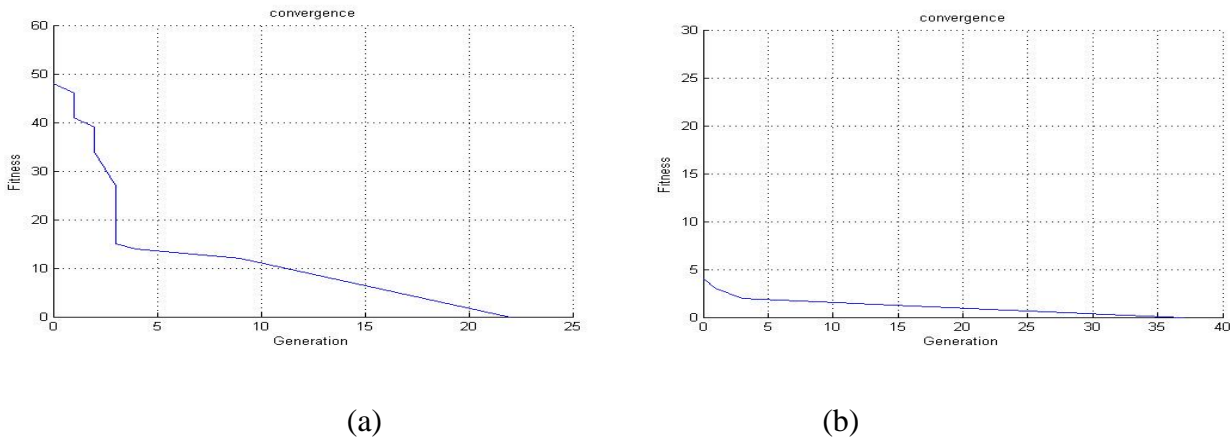


Figure 3.21. (a)convergence de l'instance 8 (b) convergence de l'instance 2



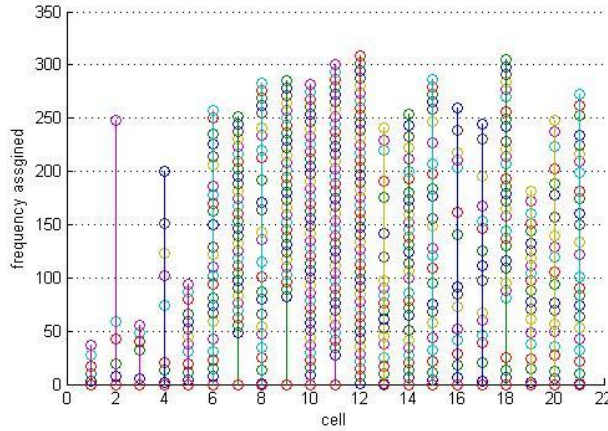


Figure 3.22. Plan de fréquence pour le problème n°8

La figure 3.22 montre la fréquence affectée à chaque cellule pour le problème n ° 8, où l'axe des abscisses représente les cellules, et l'axe des ordonnées représente la fréquence affectée. Les plans de fréquence pour quelques instances des problèmes spécifiés ci-dessus sont présentés dans les tableaux 3.4, 3.5 et 3.6.

Les résultats et les analyses présentées ci-dessus confirment que notre algorithme est certainement un algorithme efficace pour résoudre le problème d'allocation de fréquence dans les réseaux cellulaires.

Tableau 3.4: le plan de fréquences pour le problème 2

Cells	Frequency
1	31,33,35,37,39,41,67,69,71,73
2	6,8,10,12,14,16,18,20,22,24,26
3	28,32,34,36,38,40,42,51,70
4	6,12,26,37,39
5	30,44,46,48,50,52,54,56,72
6	1,3,5,67
7	53,55,57,61,64
8	30,44,46,48,50,52,54
9	10,13,15,17
10	2,4,43,47,58,60,62,66
11	14,16,18,20,22,24,31,35
12	1,3,5,7,9,45,59,63,65
13	11,13,15,17,19,21,23,25,27,29
14	49,53,55,57,61,64,68
15	28,36,38,51,59,63,65
16	6,8,26,32,37,40
17	2,10,14,16
18	3,5,7,9,33
19	1,12,34,39,41
20	44,46,48,50,52,54,56
21	2,4,9,32,37,43
22	3,5,11,42
23	7,10,13,23,36
24	53,55,57,59,61,63,65
25	1,8,21,33,44

Tableau 3.5: le plan de frequences pour le problème 5

Cells	Frequency
1	6,11,21,27,95
2	4,10,20,30,108
3	1,8,16,25,31
4	2,7,12,18,23,35,40,45
5	3,9,14,20,28,33,38,43,48,55,60,65
6	1,7,12,18,24,33,40,45,50,57,66,75,81,86,91,100,106,111,116,122,137,145,152,191,200
7	44,49,54,59,64,69,74,79,84,89,94,99,104,109,114,119,124,129,134,139,144,149,154,159,164,169,174,179,184,189
8	3,9,15,26,35,41,51,56,61,70,80,110,120,130,140,165,170,180,185,190,199,204,209,214,219
9	76,81,86,91,96,101,106,111,116,121,126,131,136,141,146,151,156,161,166,171,176,181,186,191,196,201,206,211,216,221
10	17,22,27,32,37,42,47,52,57,62,67,72,77,82,87,92,97,102,107,112,117,122,127,132,137,142,147,152,157,162,167,172,177,182,187,192,197,202,207,212
11	19,24,29,34,39,44,49,54,59,64,69,74,79,84,89,94,99,104,109,114,119,124,129,134,139,144,149,154,159,164,169,174,179,184,189,194,199,204,209,214
12	1,6,11,16,21,26,31,36,41,46,51,56,61,66,71,76,81,86,91,96,101,106,111,116,121,126,131,136,141,146,151,156,161,166,171,176,181,186,191,196,201,206,211,216,221
13	2,10,19,27,36,41,46,52,60,65,70,77,95,112,120,127,136,147,161,167
14	43,48,53,58,63,68,73,78,83,88,93,98,103,108,113,118,123,128,133,138,143,148,153,158,163,168,173,178,183,188
15	8,17,23,31,38,47,55,62,67,72,85,92,97,105,117,135,142,157,162,172,177,182,187,192,197
16	5,14,19,29,45,50,60,90,100,145,150,175,194,203,208
17	13,21,28,33,43,65,95,125,160,195,200,205,210,215,220
18	53,58,63,68,73,78,83,88,93,98,103,108,113,118,123,128,133,138,143,148,153,158,163,168,173,178,183,188,193,198
19	1,10,16,22,27,34,40,46,52,57,75,82,87,102,107,112,122,127,137,167
20	2,7,12,18,24,39,44,49,54,59,64,69,74,79,84,89,94,104,115,155
21	6,15,20,25,30,36,41,48,55,61,66,71,80,85,105,110,120,130,135,140,165,170,180,185,190

Tableau 3.6: plan de frequences pour le problème 6

Cells	Frequency
1	6,11,21,27,95
2	4,10,20,30,108
3	1,8,16,25,31
4	2,7,12,18,23,35,40,45
5	3,9,14,20,28,33,38,43,48,55,60,65
6	1,7,12,18,24,33,40,45,50,57,66,75,81,86,91,100,106,111,116,122,137,145,152,191,200
7	44,49,54,59,64,69,74,79,84,89,94,99,104,109,114,119,124,129,134,139,144,149,154,159,164,169,174,179,184,189
8	3,9,15,26,35,41,51,56,61,70,80,110,120,130,140,165,170,180,185,190,199,204,209,214,219
9	76,81,86,91,96,101,106,111,116,121,126,131,136,141,146,151,156,161,166,171,176,181,186,191,196,201,206,211,216,221
10	17,22,27,32,37,42,47,52,57,62,67,72,77,82,87,92,97,102,107,112,117,122,127,132,137,142,147,152,157,162,167,172,177,182,187,192,197,202,207,212
11	19,24,29,34,39,44,49,54,59,64,69,74,79,84,89,94,99,104,109,114,119,124,129,134,139,144,149,154,159,164,169,174,179,184,189,194,199,204,209,214
12	1,6,11,16,21,26,31,36,41,46,51,56,61,66,71,76,81,86,91,96,101,106,111,116,121,126,131,136,141,146,151,156,161,166,171,176,181,186,191,196,201,206,211,216,221
13	2,10,19,27,36,41,46,52,60,65,70,77,95,112,120,127,136,147,161,167
14	43,48,53,58,63,68,73,78,83,88,93,98,103,108,113,118,123,128,133,138,143,148,153,158,163,168,173,178,183,188
15	8,17,23,31,38,47,55,62,67,72,85,92,97,105,117,135,142,157,162,172,177,182,187,192,197
16	5,14,19,29,45,50,60,90,100,145,150,175,194,203,208
17	13,21,28,33,43,65,95,125,160,195,200,205,210,215,220
18	53,58,63,68,73,78,83,88,93,98,103,108,113,118,123,128,133,138,143,148,153,158,163,168,173,178,183,188,193,198
19	1,10,16,22,27,34,40,46,52,57,75,82,87,102,107,112,122,127,137,167
20	2,7,12,18,24,39,44,49,54,59,64,69,74,79,84,89,94,104,115,155
21	6,15,20,25,30,36,41,48,55,61,66,71,80,85,105,110,120,130,135,140,165,170,180,185,190

## 3.7 Conclusion

---

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre contribution à la résolution du problème d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires. Nous avons commencé par détailler les différentes métaheuristiques utilisées dans ce domaine. Nous avons mis l'accent sur les algorithmes Mémétique et leur efficacité de résolution. Effectivement, ces algorithmes sont parmi les plus puissants.

Ensuite Nous avons présenté un algorithme mémétique pour résoudre le FAP dans les réseaux radio cellulaires. En raison de l'importance des contraintes co-site, nous avons considéré ces contraintes dans l'initialisation de la population. Les informations spécifiques du problème ont été utilisées efficacement dans les mécanismes de croisement et recherche tabou par le biais d'un processus de recherche efficace dans les régions prometteuses de l'espace de recherche. Nous avons conçu un mécanisme auto-adaptatif pour ajuster la valeur de la probabilité de croisement. L'Opérateur de Boltzmann a été utilisée comme un mécanisme permettant de diversifier la population.

Les résultats obtenus sont de très bonne qualité. En effet, la simulation montre que l'algorithme proposé a donné de meilleurs résultats pour les différentes instances du problème étudié (un taux de convergence égal à 100% pour toutes les instances testées). Notre travail présente un bon point de vue de la gestion du spectre radio dans les réseaux cellulaires. Cependant, les politiques d'allocations fixes ne donnent pas toujours de bons résultats dans le cas des réseaux dynamique tels que la radio cognitive.

Dans le prochain chapitre, nous allons traiter le problème d'allocation de fréquences sur ce type de réseau, souvent considéré comme étant l'un des plus grands challenges dans les réseaux radio cognitive.

# Chapitre 4

---

## Le problème d'allocation de fréquences dans les radios cognitives

### 4.1 Introduction

---

L'insuffisance des ressources radio et la demande croissante des services de communication sans fil engendrent d'autre contrainte de communication, la ressource radio devient progressivement importante. Cependant, l'affectation statique de cette ressource n'autorise pas les appareils de différentes technologies sans fils l'utilisation efficace de ces spectres alloués. En effet, une étude de la Commission fédérale des communications (FCC) [Fcc 02] des États-Unis montre que l'utilisation du spectre alloué se situe entre 15% à 85%. La FCC propose un moyen de réduire ce déséquilibre en permettant aux périphériques sans licence l'utilisation des bandes radio sous licence libre. Les réseaux de la radio cognitive sont conçus pour la raison ci-dessus.

Cette technologie est capable de partager les ressources radio d'une manière opportuniste par les utilisateurs primaires (Pu : Primary User) possédant une licence avec des utilisateurs secondaires (Su : Secondary User). Les réseaux de radios cognitives ont la capacité de fournir une bande passante plus grande pour les utilisateurs mobiles (Su) grâce aux techniques d'accès dynamique et aux architectures des réseaux sans fil hétérogènes. La réalisation de cet objectif est faisable uniquement par le biais de techniques dynamiques et efficaces de gestion des ressources radios.

Le problème d'allocation des fréquences dans les radios cognitives est plus dur que le problème d'allocation de fréquences classique (FAP) dans les réseaux sans fil tels que les réseaux cellulaires. De nombreuses heuristiques et métaheuristiques ont été développées dans la littérature pour ce problème classique, y compris la recherche tabou [Mon 03], le recuit simulé [Duq 93], l'algorithme mémétique [Ben 10] [Tou 12], la programmation dynamique [Shi 05]. Cependant, le problème d'allocation de fréquences dans les réseaux radio cognitive pose des défis qui ne sont pas présents dans les technologies sans fil classiques [Aud 11]. Les auteurs dans

les références [Yua 07] [Yua2 07] montrent que le problème d'allocation de fréquences pour les radios cognitives est également NP-difficile. Pour cette catégorie de problème, il n'existe pas d'algorithmes connus qui peuvent générer une solution optimale dans un délai d'exécution polynômial. Pour cette raison, plusieurs heuristiques ont été proposées pour résoudre ce problème, y compris la théorie des jeux [Nie 05] où les auteurs montrent que le problème d'allocation de fréquences dans la radio cognitive peut être formulé comme un jeu potentiel. Le résultat de la simulation montre que l'amélioration significative des performances avec des utilisateurs coopératifs est obtenue au prix d'une connaissance élevée de l'environnement.

La même hypothèse a été utilisée dans plusieurs travaux où les utilisateurs secondaires connaissent l'emplacement et la puissance d'émission des utilisateurs primaires [pen 06]. Dans ce travail, un cadre d'optimisation a été développé. Le problème a été réduit à une variante du problème de coloration de graphe.

Les sommets du graphe représentent les communications (ou liens) entre un émetteur et un récepteur de radio cognitive. Ces sommets disposent d'une liste de couleurs qui représentent les fréquences disponibles à affecter tout en respectant les contraintes d'interférence entre ces sommets. Dans ce modèle, les approches centralisées et distribuées ont été étudiées. La simulation montre que l'approche distribuée donne les mêmes résultats que l'approche centralisée. Les approches coopératives et non coopératives ont été aussi examinées [pen 06]. Les premières prennent en compte la conséquence de l'allocation des canaux sur leurs voisins potentiels. Les résultats des simulations montrent que les approches coopératives donnent des résultats meilleurs que les approches non-coopératives.

Dû à la complexité et à la taille des réseaux de la radio cognitive, l'investigation sur les valeurs de performances en utilisant les méthodes de simulation classique est très difficile dans ces réseaux. Avec ce modèle, il est facile de faire représenter les différentes caractéristiques d'un réseau radio cognitive. Le modèle a attiré l'attention de plusieurs chercheurs. Une variété des heuristiques ont été proposées par plusieurs chercheurs, y compris des mécanismes de tarification et de vente aux enchères (pricing and auction mechanisms) [Hua 06] [Klo 05] et la négociation locale (local bargaining) [Cao 05]. Récemment, les algorithmes évolutionnaires sont utilisés pour résoudre ce problème, en particulier, dans [Zha 09], trois algorithmes évolutionnaires ont été réalisés, y compris l'algorithme génétique, l'algorithme génétique quantique (AGQ) et l'optimisation par essaim de particules (PSO). Dans [Abd 10], les auteurs ont donné une étude détaillée pour comprendre l'effet des différents paramètres utilisés dans les algorithmes génétiques pour résoudre ce type de problème. Cependant, il n'y a pas de contrôle de puissance chez les utilisateurs secondaires dans les travaux précédents, et la diminution des interférences se fait par l'attribution du spectre sans conflit. De plus, le comportement de l'utilisateur primaire a été considéré comme actif tous le temps. Toutefois, en situation cognitive réelle, ce paramètre varie de façon dynamique (i.e les utilisateurs secondaires peuvent transmettre sur la même fréquence lorsque les utilisateurs primaires ne l'utilisent pas).

La combinaison d'Affectation des fréquences avec le contrôle de puissance dans les radios cognitives n'est pas une tâche facile en raison des différents paramètres impliqués. Pour ce problème difficile, de nombreuses méthodes ont été proposées, par exemple l'algorithme dans [Hoa 06] est basé sur un graphe d'interférence dynamique; la technique de contrôle de puissance basée sur un modèle de la théorie des graphes, une autre technique appelé : (downlink joint

spectrum algorithm and a power assignment algorithm) [Hoa 08]. L'inconvénient de ces deux algorithmes c'est qu'ils ne prennent pas en considération l'utilisation de spectre, interférence synthétique et l'équité (Fairness) en même temps.

Une bonne gestion du spectre radio repose en grande partie sur la conception d'un algorithme efficace de partage de ressources radios. L'efficacité ici se définit en termes de bonnes performances de transmission et un temps de calcul réduit. L'algorithme doit satisfaire les besoins des différents utilisateurs de la radio cognitive en termes de Qualité de services et d'équité. Nous avons vu que les algorithmes proposées sont essentiellement basés sur la théorie des jeux ou sur la théorie des graphes.

Les algorithmes de la première catégorie présentent l'avantage d'être des algorithmes distribués qui ne nécessitent pas une entité centrale pour prendre une décision. Cependant, le nombre des messages de contrôle pour synchroniser les utilisateurs secondaires avant la transmission est très coûteux, en terme de gaspillage des ressources dans les messages de contrôle au lieu de focaliser sur l'envoi réel de données, et une complexité d'implémentation additionnelle. De plus, la stratégie non coopérative des usagers dégrade le débit global dans le système, car chaque usager essaie seulement de maximiser son débit d'une manière « égoïste » sans vraiment s'intéresser aux autres. L'équité peut ne pas être très importante au moment où le réseau n'est pas surchargé et toutes les demandes peuvent être satisfaites. Par contre, durant les périodes de congestion où les ressources disponibles sont inférieures aux demandes, il est très important que ces ressources soient partagées de façon équitable. Dernier et important point, un temps de calcul élevé découle de la complexité des algorithmes utilisant la théorie des jeux. Ceci n'est pas pratique lorsqu'on a un environnement aussi dynamique que celui des radios cognitives, à chaque intervalle de temps il y'a la possibilité d'apparition d'un utilisateur primaire sur la bande spectrale ce qui fait cette dernière devient inaccessible à un utilisateur secondaire.

Les algorithmes de la théorie des graphes nécessitent la présence d'une entité centrale pour y être implémentés. La centralisation est le point faible de ces algorithmes. Pour y remédier à ce point, on peut choisir un utilisateur cognitive qui prendra la place d'une station de base lors de l'inexistence de celle-ci. En revanche, les approches centralisées donnent de meilleures performances et sont simples à implémenter. La rapidité de calcul de tels algorithmes et l'efficacité de ces derniers ont conduit à choisir cette catégorie.

Les résultats obtenus à l'aide des métaheuristique sont habituellement de bonne qualité. les temps de calcul nécessaires pour atteindre une solution de qualité donnée peuvent devenir prohibitifs si en choisissant un algorithme évolutionnaire. Ceci n'est pas pratique lorsqu'on a un environnement compliqué tel celui des radios cognitives. Après avoir comparé plusieurs approches pour résoudre un tel problème, nous avons choisi les algorithmes de la recherche locale. Le choix de la méthode à utiliser dépend donc en grande partie du temps de traitement disponible pour résoudre ce problème.

A partir de ces différentes Analyses et les études effectuées sur chacune des méthodes proposées, dans notre approche, nous étendons le modèle de peng et al. [pen 06] en prenant en compte les

variations de trafic et le contrôle de puissance. Les contributions de notre approche est comme suit:

- Nous proposons une approche qui utilise la recherche Tabou renforcé par un algorithme glouton. Dans notre cas, Les deux algorithmes sont complémentaires. L'algorithme glouton affecte les fréquences de manière consécutive en suivant une séquence de Su, alors la recherche Tabou, construit la meilleure séquence de Su. Notre choix s'est porté sur ces algorithmes dépend en grande partie sur le temps de traitement pour résoudre ce problème. Nous avons constaté que cette approche donne des résultats supérieurs par rapport à ceux obtenus par le modèle de Peng et al. [Pen 06].
- Nous proposons une fonction d'utilité du système qui combine le taux d'utilisation du spectre et l'équité dans la répartition des ressources radio entre les utilisateurs.
- Nous proposons une hybridation entre une technique de contrôle de puissance et le problème d'affectation de fréquences pour maximiser le gain du système en termes de débit et de fonction d'utilité.
- Nous comparons, par un ensemble de simulations, l'impact du changement des différents paramètres sur la bande spectrale telle que l'état de l'utilisateur primaire et son impact sur la fonction d'utilité.

## 4.2 Formulation du problème

---

### 4.2.1 Description du système

---

Un exemple simple d'un réseau de radio cognitive est illustré dans la figure 4.1. Un réseau cognitif se compose d'un ensemble d'utilisateurs primaires. Une fréquence  $m$  est attribuée à chaque utilisateur ; celle-ci est sélectionné parmi un groupe de bandes  $M$  orthogonales, qui ne se chevauchent pas et qui diffèrent en largeur et en plage de transmission.

Le nombre d'utilisateurs secondaires (Su) qui sont prévues pour utiliser les fréquences libres occupées par les utilisateurs primaire est égal à  $N$ . On suppose que chaque utilisateur secondaire peut utiliser plusieurs fréquences en même temps; mais il est limité à a une contrainte notée  $C_{\max}$  qui représente le nombre maximal de fréquences à utiliser simultanément. La disponibilité de fréquences et le débit pour chaque utilisateur secondaire sont calculés en fonction de l'emplacement et de l'utilisation du canal des utilisateurs primaires proches. Le problème de l'accès au spectre devient alors un problème d'allocation de fréquences classique.

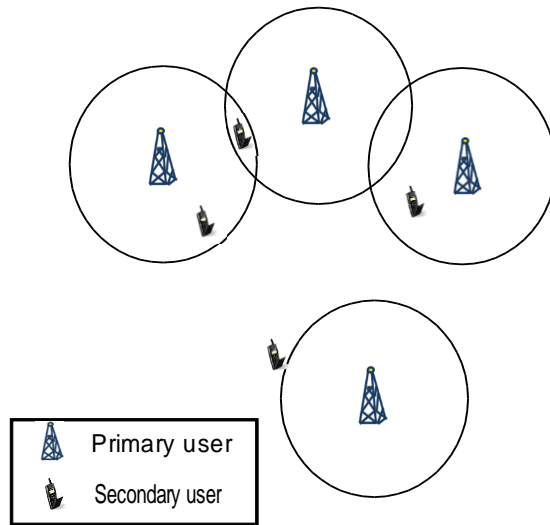


Figure 4.1. réseau radio cognitive

Les principales composantes du modèle utilisé sont [Pen 06] :

- La disponibilité des fréquences:

$$L = \{l_{n,m} \mid l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$$

$L$  est une matrice  $N \times M$  représente la disponibilité des fréquences pour chaque utilisateur :  $l_{n,m} = 1$  si et seulement si la fréquence  $m$  est disponible pour l'utilisateur  $n$ .

- Le gain du canal (Channel reward):

$$B = \{b_{n,m}\}_{N \times M}$$

$B$  est une matrice  $N \times M$  représente le gain de chaque fréquence:

$b_{n,m}$  représente le maximum de la (bande passante / débit) que l'utilisateur  $n$  peut acquérir en utilisant la fréquence  $m$ .

- La Matrice de compatibilité (contrainte d'interférences):

$$C = \{c_{n,k,m} \mid c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$$

$C$  est une matrice qui représente les contraintes d'interférence entre les utilisateurs secondaires.  $C_{n,k,m} = 1$ , les utilisateurs  $n$  et  $k$  interfèrent s'ils utilisent la fréquence  $m$  simultanément.

- Le Plan de fréquence:

$$A = \{a_{n,m} \mid a_{n,m} \in \{0,1\}, a_{n,m} \leq l_{n,m}\}_{N \times M}$$



A est une matrice qui représente le plan de fréquences qui respecte les contraintes d'interférences :  $a_{n,m} = 1$  si la fréquence  $m$  est affecté à l'utilisateur  $n$ .

- Le gain d'utilisateur:

$$R = \{B(n) = \sum_{m=0}^{M-1} a_{n,m} \cdot b_{n,m}\}_{N \times 1} \quad (4.1)$$

R représente le gain de chaque utilisateur pour un plan de fréquences donné.

L'objectif est de trouver une affectation de fréquences qui maximise la fonction d'utilisation notée  $U(R)$ . Pour définir  $U(R)$ , deux facteurs de spectre recommandés peuvent être considérés, l'utilisation du spectre et l'équité. Le premier est représenté par le gain moyenne (MRW : Mean-Reward), et l'équité par la fonction (MPF : Max-Proportional- Fair). Les formules suivantes décrivent ces fonctions [Pen 06]:

$$U_{MRW} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} b_{n,m} \quad (4.2)$$

$$U_{MPF} = \left[ \prod_{n=1}^N \left( \sum_{m=1}^M a_{n,m} b_{n,m} + 1E-4 \right) \right]^{\frac{1}{N}} \quad (4.3)$$

le gain de base « 1E-4 », est utilisé pour prévenir le cas d'avoir un utilisateur sans fréquences.

Le problème peut être réduit à une variante du problème de coloration de graphe nommé: la coloration de graphe sensible à la couleur (CSGC : Color-Sensitive Graph Coloring)[Pen 06]. La figure 4.2 montre un exemple de graphique CSGC. Les utilisateurs secondaires sont modélisés en tant que sommets dans le graphe, les interférences entre deux utilisateurs de radio cognitive en tant qu'arêtes et finalement les bandes spectrales en tant que couleurs. La bande passante de chaque bande spectrale est différente de l'autre en terme de débit. Par exemple, deux couleurs sont disponibles pour les utilisateurs (I) et (II). Les lettres à l'intérieur des parenthèses représentent la liste des couleurs disponibles pour chaque sommet. Le problème CSGC est de colorer chaque sommet (Su) en utilisant un nombre de couleurs de sa liste de couleurs (fréquences), et de trouver l'affectation des couleurs qui maximise la fonction d'utilité du système. La stratégie de la coloration doit satisfaire les contraintes (représentée par les arêtes) entre deux sommets distincts, ils ne peuvent pas avoir la même couleur.

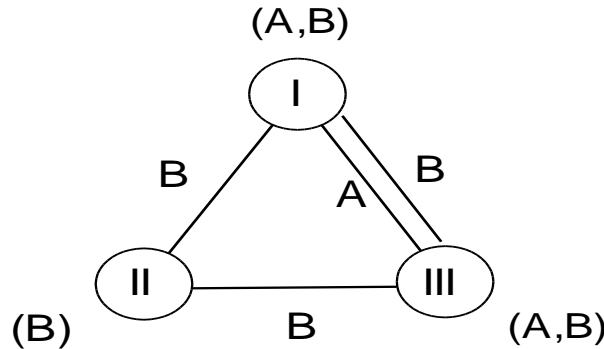


Figure 4.2. CSGC : Color-Sensitive Graph Coloring proposé par Peng [Pen 06]

## 4.2.2 Proposition de la Fonction d'utilité globale

---

Les fonctions objectifs (4.1), (4.2) et (4.3) du modèle de Peng [Pen 06] peuvent avoir des conflits les unes avec les autres. Par exemple, la maximisation du gain moyen, d'équité et le gain minimal pour chaque utilisateur secondaire considérés simultanément, engendre un conflit en raison de la maximisation de chaque objectif de manière différente.

Ces fonctions peuvent être combinées pour former une seule fonction objectif afin de guider le système vers une affectation optimale. On peut utiliser la méthode d'agrégation. Les fonctions d'agrégation opèrent sur une série de valeurs pour renvoyer une valeur scalaire unique. Cette méthode a été utilisée dans différents domaines. Elle nous permet de combiner les fonctions objectifs simples en des objectifs multiples simples. La fonction d'utilité que nous proposons, appelée  $U_{global}$ , est alors calculée comme suit:

$$U_{global} = \alpha \cdot U_{MRW} + \beta \cdot U_{MPF} + \delta \cdot Min(R) \quad (4.4)$$

$$\text{Où: } \alpha + \beta + \delta = 1 \quad (4.5)$$

La Modification de la direction de la fonction objectif ne nécessite qu'un simple changement du vecteur de pondération. La modification des vecteurs de pondération est faisable en utilisant un régulateur qui surveille l'état interne du système et ajuste les coefficients de pondération pour modifier l'état de l'objectif visée.

## 4.2.3 Un modèle de recherche locale pour le problème

---

Nous allons maintenant adapter ce problème dans le cadre d'une recherche locale en décrivant l'espace de configurations (ou solutions) et le voisinage. En raison de l'importance d'ordre des utilisateurs secondaires, nous sélectionnons un utilisateur secondaire comme une variable dans l'espace de recherche, nous allons effectuer une recherche locale sur les séquences des utilisateurs secondaires. Pour N utilisateurs secondaires dans un réseau cognitif, l'espace des configurations est défini par l'ensemble de toutes les séquences possibles.

**Exemple:** l'espace de configuration comprend toutes les séquences possibles de l'ensemble des utilisateurs secondaires.

$\{Su_1, Su_2, Su_3, Su_4, Su_5, \dots, Su_N\}, \{Su_2, Su_1, Su_3, Su_4, Su_5, \dots, Su_N\}, \{Su_2, Su_3, Su_1, Su_4, Su_5, \dots, Su_N\}, \{Su_2, Su_3, Su_4, Su_1, Su_5, \dots, Su_N\}, \dots, \dots$

La puissance de notre structure de voisinage reside dans la couverture de tout l'ensemble des solutions possibles. La complexité de chaque mouvement est  $O(1)$ . La taille de la structure de voisinage est définie par le nombre des Utilisateurs secondaires, le voisinage est accessible à partir d'un passage immédiat de n'importe quel point de la solution actuelle. Les affectations de fréquences optimales peuvent être trouvées en cherchant dans toutes les séquences possibles. Ceci n'est pas pratique surtout pour les problèmes de grandes tailles. La section 4.3 présente l'algorithme que nous avons conçu.

#### 4.2.4 La disponibilité des fréquences et les activités des utilisateurs primaires

La ressource de spectre est traitée différemment dans les réseaux radio cognitive par rapport au réseau sans fil habituel. La différence entre ces derniers réside dans l'état (actif ou inactif) des utilisateurs primaires. Les utilisateurs secondaires peuvent utiliser le spectre de façon opportuniste et quitter le spectre immédiatement quand un utilisateur primaire apparaît. Le cas de la transmission d'un Su sur une fréquence en fonction du comportement des utilisateurs primaires est montré dans la figure 4.3.

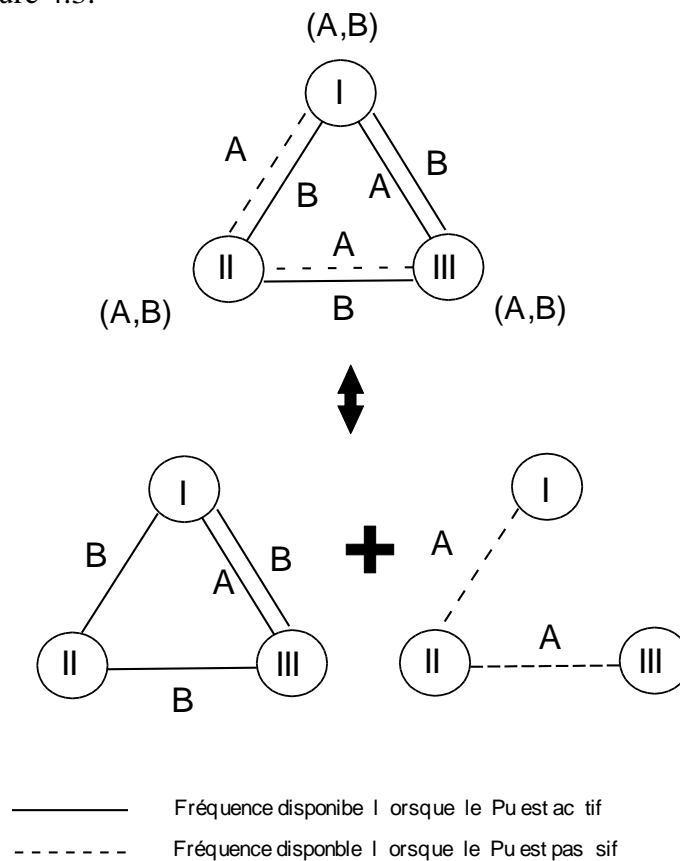


Figure 4.3 La disponibilité des fréquences vs les activités des utilisateurs primaires proposé

Nous supposons que chaque  $P_u$  se caractérise par une transmission on-off sur les fréquences (A, B). Nous pouvons voir que les Sus (I, II, III) peuvent émettre sur la fréquence quand ils n'appartiennent pas à la zone de couverture de l'utilisateur primaire (le cas du canal B) ou quand il appartient à la zone de couverture de l'utilisateur principal et ce dernier est inactif (c'est le cas de la fréquence A). Si l'un de ces deux cas ne se produit, les fréquences sont disponibles pour les Sus.

Pour formuler mathématiquement ce problème, pour chaque utilisateur primaire, on associe une variable binaire qui représente l'état de  $P_u$  sur la fréquence. L'état de l'utilisateur primaire dépend du facteur d'activité du système noté FP, où FP est une variable aléatoire entre 0 et 1. Quand FP est très élevé, cela signifie que le trafic réseau est très élevé et la plupart des utilisateurs primaires sont actifs et vice versa

Nous définissons un vecteur  $P$  de taille  $m \times 1$  comme suit:  $P = (p_1, p_2, \dots, p_m)$  Qui représente la probabilité d'activité sur chaque fréquence Où:

$$p_m = \begin{cases} 0 & \text{si } P_u \text{ est actif sur la fréquence } m \\ 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (4.6)$$

L'ensemble de fréquences disponibles pour les Sus est la matrice complémentaire notée  $L'$  où le 1 est remplacé par un 0, et inversement.

La nouvelle disponibilité de fréquences est calculée comme suit:

$$L' = L + P \cdot \overline{L} \quad (4.7)$$

Par exemple:

$$L = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow L' = \begin{pmatrix} p_{11} & 1 & 1 & p_{14} \\ 1 & p_{22} & 1 & p_{24} \\ 1 & 1 & p_{33} & 1 \\ 1 & p_{42} & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

### 4.3 L'algorithme proposé

---

L'idée principale de notre algorithme est de maximiser l'utilisation des différents types de fréquences dans le système. Il existe deux types: les fréquences libres et les fréquences occupées. Pour le premier type, les utilisateurs secondaires peuvent utiliser ces fréquences sans problème. Pour les seconds, les fréquences sont utilisées par les utilisateurs primaires précédemment. Nous

allons intégrer le contrôle de puissance en fonction du comportement de l'utilisateur primaire (inactif ou actif) pour allouer ces fréquences à l'utilisateur secondaire.

Le principe de l'algorithme proposé est résumé dans la figure 4.4. Cet 'algorithme est composé de deux phases. La première phase consiste à trouver les fréquences libres et la seconde phase consiste à utiliser les fréquences occupées lorsqu'elles deviennent libres. Dans la première phase, nous modélisons une configuration comme une séquence de Su. Quand une liste de Su est donnée, elle sera traitée par l'algorithme glouton pour générer une affectation respectant l'ordre des Sus donné.

Pour deux séquences identiques, les solutions obtenues sont similaires les uns aux autres. L'utilisation des méta-heuristiques (par exemple l'algorithme de recherche tabou, recuit simulé.....) est possible, pour ajuster ces séquences et trouver la bonne ou la meilleure solution.

Dans la deuxième phase, selon l'activité des utilisateurs primaires on calcule les fréquences libres en utilisant la formule (4.7) ; ensuite, nous affectons la fréquence libre à l'utilisateur secondaire ou nous ajustons la puissance transmise sur la fréquence libre. Dans la section suivante, nous présentons plus en détails chacune des composantes de l'algorithme proposé.

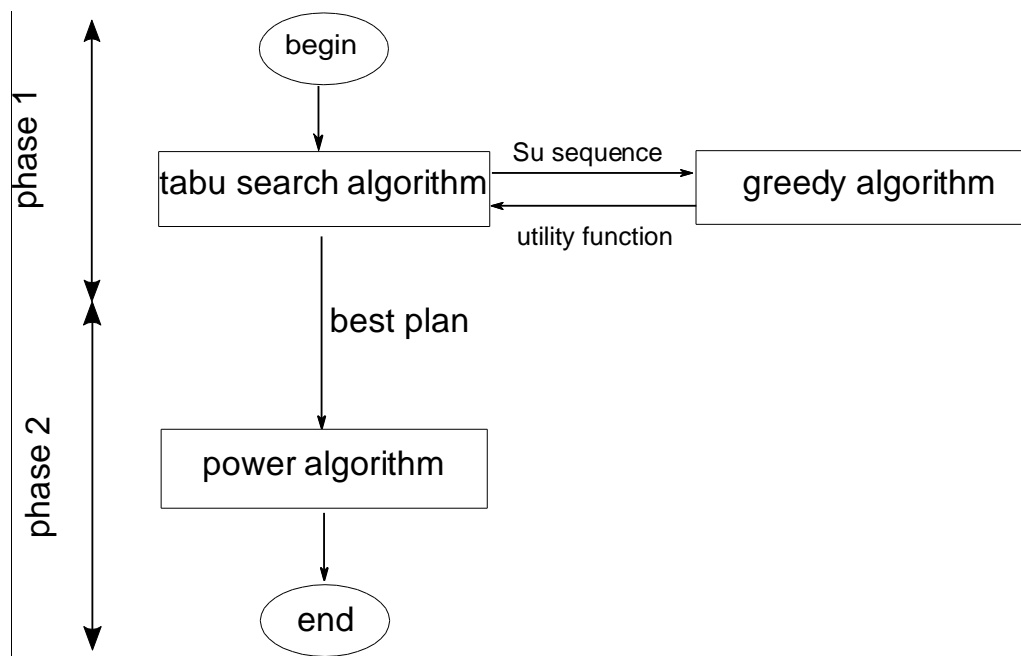


Figure 4.4 – Schéma général de l'algorithme proposé

### 4.3.1 Algorithme glouton

---

L'algorithme glouton est l'un des algorithmes les plus importants en raison de sa simplicité et son efficacité. Selon [Sas 04], les algorithmes gloutons sont utilisées dans trois volets: ils fournissent des algorithmes exacts pour une variété de problèmes, ils sont souvent la meilleure approximation pour les problèmes d'optimisation difficiles, et, en raison de leur simplicité, ils sont utilisés comme heuristiques pour des problèmes d'optimisation difficiles, même lorsque leurs taux d'approximation sont connus ou inconnus. L'algorithme glouton prend la séquence des Sus générée par la recherche Tabou. Ensuite, l'algorithme glouton affecte les fréquences de manière consécutive en suivant l'ordre de la séquence. Dans notre cas La recherche fournie par l'algorithme tabou permet de modifier ces séquences et de réduire le risque de tomber dans les minima locaux. Le détail de cet algorithme est représenté par l'algorithme 1 (figure 4.5).

---

Algorithm 1 The Greedy Algorithm which Assigns channel to secondary user

---

**While available channel**

$X_0$ =ordering of the secondary user obtained by Tabu search algorithm

**for**  $i = 1$  **to**  $N$  **do**

forbidden set  $\leftarrow \emptyset$

SU  $\leftarrow X_0[i]$

**for each** Secondary User 's' adjacent to SU **do**

// construct the forbidden frequencies of SU

**For each** frequency  $m$  **do**

**If**  $A(s, m) = 1$  **then** // A is the frequency assignment

| forbidden set  $\leftarrow$  forbidden set  $\cup \{m\}$

**end if**

**end for**

**end for**

select  $m$  where  $m$  verifies :

{ Max  $b_{SU,m} / (D_{SU,m} + 1)$  ,  $m \notin$  forbidden set }

A (SU,m)  $\leftarrow 1$

**Endfor**

**End while**

**evaluate the assignment A according to (4.4)**

**return**  $U_{\text{global}}$  of A

---

Figure 4.5 Algorithme glouton proposé

L'algorithme glouton traite la séquence de Su et construit une solution de façon incrémentale. L'algorithme choisit à chaque étape un « SU » à partir de la séquence générée par la recherche tabou, ensuite, il affecte une fréquence à ce dernier. Ceci est basé sur le choix de la fréquence qui est libre et non utilisée par un autre utilisateur secondaire adjacent, le choix de la fréquence est calculé comme suit :

$$\text{channel} = \text{Max}_m \frac{b_{\text{Su},m}}{(D_{\text{Su},m} + 1)} \quad (4.8)$$

Où  $m \in \{1,2,3, \dots, M\}$ ,  $D$  est l'impact sur les voisins quand un canal est affecté à un  $\text{Su}$ . Il est calculé comme suit [pen 06] :

$$D_{n,m} = \sum_{k=1, k \neq n}^{N-1} c(n, k, m) l_{n,m} l_{k,m} \quad (4.9)$$

### 4.3.2 La recherche tabou

---

La recherche Tabou est un algorithme de recherche locale largement utilisé pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire. En face de la randomisation des approches telles que le recuit simulé où le hasard est largement utilisé, la recherche Tabou est basée sur le principe où la recherche intelligente doit adopter des formes plus efficaces et systématiques tels que la mémorisation et l'apprentissage [Man 09].

L'Algorithme 2 présente le principe de notre recherche tabou. L'idée consiste, à partir d'une position donnée, à en explorer le voisinage et à choisir la position dans ce voisinage qui maximise la fonction objectif  $U_{\text{global}}$ . Le rôle de la recherche tabou dans notre problème est de générer les séquences de  $\text{Su}$ . Ces dernières seront évaluées par l'algorithme glouton afin d'obtenir un plan de fréquence en suivant l'ordre des  $\text{Sus}$ .

L'algorithme commence par rechercher une séquence optimale jusqu'à ce que la condition d'arrêt soit vérifiée. Le risque cependant est qu'à l'étape suivante, on retombe s le minimum local duquel on vient d'échapper. C'est pourquoi il faut que l'heuristique ait de la mémoire : le mécanisme consiste à interdire de revenir sur les dernières positions déjà explorées. Les solutions voisines sont testées s'elles n'appartiennent pas à la liste tabou. Dans ce cas, ces solutions seront comparées à la meilleure solution trouvée jusqu'ici, si l'une d'entre elle est meilleure par sa fonction d'utilité, elle sera définie comme étant la meilleure, et sera ajoutée à la liste tabou. Les positions déjà explorées sont conservées dans la *liste taboue* d'une taille donnée, qui est un paramètre ajustable par l'heuristique.

Par exemple, le mouvement  $y \leftrightarrow z$  dans les deux sens sera mis dans la liste tabou pendant quelques itérations. Cette durée est fixée (de  $\text{iter}$  à  $\text{iter} + \text{la taille de la liste tabou}$ ). Ce processus se répète Jusqu'à critère d'arrêt soit satisfait; à ce moment, la meilleure solution obtenue pendant le processus de la recherche est retournée.

---

**Algorithm 2** modified Tabu Search

---

```
 $x^{best}$  represents the best sequence seen during the search process
 $x_0$  is the first sequence generated randomly
// the greedy algorithm is called to evaluate  $x_0$ 
 $x^{best} \leftarrow x_0$ 
 $iter \leftarrow 0$ 
while  $iter \leq max\_iter$  do
  // The new neighborhood  $V(x_0)$  is generated by the exchange move (see sect 4.2.3)*/
  // The evaluation of each sequence  $x^*$  as  $U_{global}(x^*)$ , is done by the greedy algorithm
  //  $U_{global}$  is defined in sect 4.2.2
   $x_n \leftarrow x_0$ 
   $p \leftarrow 0, q \leftarrow 0$ 
  for all  $x^*$  swapping elements  $y$  and  $z$  do
    if the movement ( $y \leftrightarrow z$ ) is not tabu and  $U_{global}(x_n) < U_{global}(x^*)$  then
      |  $x_n \leftarrow x^*$ 
      |  $p \leftarrow y, q \leftarrow z$ 
    end if
  end for
  the movement ( $y \leftrightarrow z$ ) is prevented in the next iterations (from  $iter$  to  $iter + tabu\ tenure$ )
   $x_0 \leftarrow x_n$ 
  if  $U_{global}(x^{best}) > U_{global}(x_n)$  then
    |  $x^{best} \leftarrow x_n$ 
  end if
   $iter \leftarrow iter + 1$ 
end while
return the frequency assignment of the best sequence  $x_{best}$ 
```

---

Figure 4.6 Un algorithme tabou combiné avec un algorithme glouton

### 4.3.3 Algorithme de contrôle de puissance (power controle)

---

Deux contraintes dans le contrôle de puissance doivent être considérées. Tout d'abord, le contrôle de puissance doit assurer que l'utilisateur secondaire ne perd pas le service en réduisant la puissance transmise ou en dépassant la puissance maximale de transmission. Deuxièmement, toutes les variations du statut des utilisateurs primaires (état actif ou l'état passif) engendrent une disponibilité de fréquences pour les utilisateurs secondaires. Par conséquent, nous devons recalculer la puissance transmise à chaque changement du statut des utilisateurs primaires. La figure 4.7 montre un exemple de changement de statut et la puissance d'émission d'un utilisateur primaire.



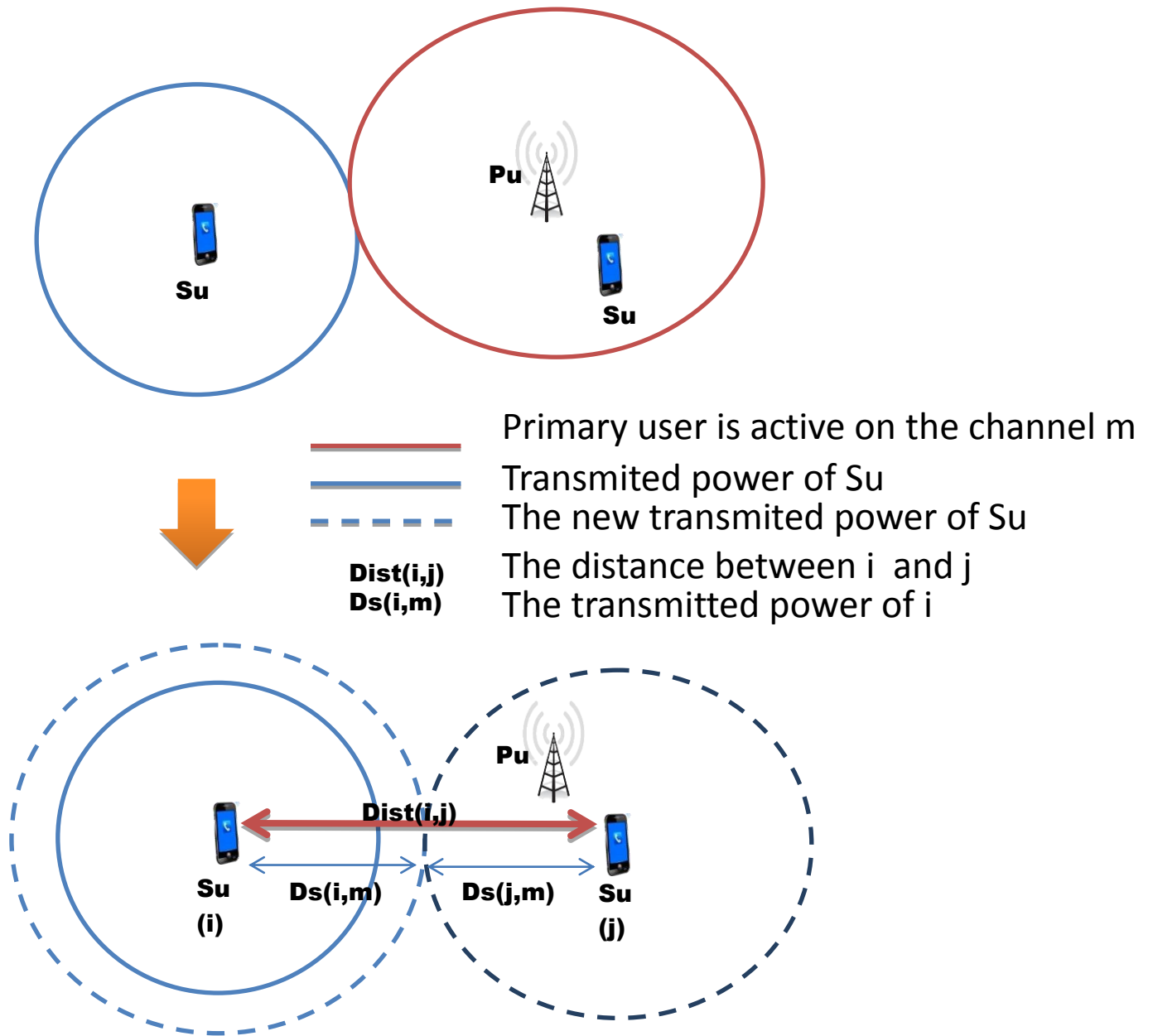


Figure 4.7 le changement du statut d'un utilisateur primaire

Notre technique de commande de puissance est basée sur deux aspects essentiels:

Le statut des utilisateurs primaires est basé sur le facteur d'activité du système noté (FP). C'est une variable aléatoire entre 0 et 1. Lorsque le FP est proche de zéro, cela signifie que le trafic dans le réseau est très faible (la majorité des utilisateurs primaires en états passifs) et vice versa.

D'autre part, la puissance de transmission de l'utilisateur secondaire s'adapte au changement du système considéré. Il faut noter que la disponibilité des fréquences est calculée en utilisant la formule (4.7). L'algorithme de contrôle de puissance est représenté par l'algorithme 3.

L'approche est comme suit :

Initialement, la puissance de transmission est fixée au maximum pour tous les utilisateurs secondaires notée  $d_{\max}$ . Pour chaque fréquence disponible  $m$ , l'algorithme construit une liste des utilisateurs secondaires qui peuvent l'utiliser. Ensuite, l'algorithme contrôle la puissance transmise. Nous avons spécifié l'interférence entre deux utilisateurs par une valeur noté  $\eta$ , elle est calculé comme suit:

$$\eta = \text{dist}(i, j) - (Ds(i, m) + Ds(j, m)) \quad (4.10)$$

Où  $\text{dist}(i, j)$ , est la distance entre les utilisateurs secondaires  $i$  et  $j$ ,  $Ds(i, m)$  est la puissance transmise de l'utilisateur secondaire  $i$  sur la fréquence  $m$ .  $\eta$  est calculé en fonction de la distance entre les utilisateurs de la même fréquence. Si  $\text{dist}(i, j) > Ds(i, m) + Ds(j, m)$ , dans ce cas les deux utilisateurs peuvent transmettre sur la même fréquence sans problème. Dans le cas contraire, lorsque la valeur  $\eta$  dépasse un de seuil prédéfini  $\text{thso}$ , la puissance est réduite par la valeur prédéfinie  $\mu$ . Le processus se répète plusieurs fois jusqu'à l'élimination de l'interférence. Ensuite, afin de s'assurer que l'utilisateur secondaire ne perd pas le service en réduisant la puissance transmise, l'algorithme teste la puissance transmise si elle est inférieure à la puissance minimale notée  $d_{\min}$ . Dans ce cas, l'algorithme élimine l'utilisation de cette fréquence par l'utilisateur spécifié. Ce processus se répète plusieurs fois jusqu'à ce qu'il n'en reste aucune fréquence libre. À ce moment-là, la fonction d'utilité est calculée et la nouvelle affectation  $A$  est renvoyée.

## 4.4 Résultats expérimentaux et discussions

---

### 4.4.1 Modèle de simulation et ses paramètres

---

Les Simulations expérimentales rapportée dans da ce travail sont effectuées en utilisant MATLAB (fonctionnant sur un processeur 1.83 GHz avec 1 Go de RAM). Dans nos études expérimentales, nous avons utilisé les mêmes paramètres et hypothèse que celles de peng [pen 06]. Un certain nombre d'utilisateurs primaires et secondaires sont placés aléatoirement dans une zone donnée (10x10). Chaque utilisateur primaire sélectionne de façon aléatoire une fréquence à utiliser et chaque utilisateur secondaire ajuste sa puissance d'émission sur chaque fréquence . Par défaut, nous supposons qu'il y ait 10 fréquences, 20 utilisateurs primaires et 10 utilisateurs secondaires. Nous avons pris  $C_{\max} = 10$ ,  $D_p = 2$  où  $D_p$  est la puissance d'émission de  $P_u$ ,  $d_{\min} = 1$  et  $d_{\max} = 4$ . Les autres paramètres sont fixés comme suit: pour la fonction d'utilité globale  $\alpha = 0.25$ ,  $\beta = 0.25$  et  $\delta = 0.5$ . Pour la recherche tabou  $\text{max\_iter} = 500$ , la longueur de la liste tabou est égale 4, facteur d'activité (FP) est fixé à 0.5. Pour les paramètres de commande de puissance,  $\text{thso}$  est fixé à 0.1,  $\mu$  est fixé à 0.01. Chaque déploiement d'utilisateurs primaires et secondaires

produit une nouvelle topologie et une nouvelle affectation. Nous allons étudier les performances d'affectation de fréquences dans différents scénarios.

---

Algorithm 3 SU Power Control Algorithm

---

```

A= the best assignment of the first phase
L = Compute channel availability according to (4.7)
For each available channel m do
  Z = {zi|L(zi, m) = 1}
  for i = 1 to |Z| do
    | A(i,m)=1; Ds(i,m)=dmax
  end for
  /* Adjust the power transmitted of the user zi on the channel m*/
  for i = 1 to |Z|-1 do
    for j = i+1 to |Z| do
      |
      |
      | /*interference between secondary users*/
      | η=distance(i,j)-(Ds(i,m)+Ds(j,m))
      | while η>thso
      | | Ds(i,m)= Ds(i,m)-μ /* decrease power*/
      | | η=distance(i,j)-(Ds(i,m)+Ds(j,m)) /* equation 4.10
      | end
      | B(i,m)= Ds(i,m)^2 // frequency reward
      | if Ds(i,m)< dmin
      | | B(i,m)=0
      | | A(i,m)=0
      | end if
    end for
  endfor
end for
calculate the new utility system

```

---

Figure 4.8 Algorithme de contrôle de puissance

#### 4.4.2 Résultats et discussion

---

##### *Résultats de la phase 1 (avant que le contrôle de puissance ne soit activé)*

La figure 4.9 présente le nombre de générations nécessaires pour converger vers la solution optimale de deux problèmes. L'axe des abscisses représente le nombre d'itérations, tandis que

l'axe des ordonnées représente les différents types de fonctions d'utilité. Ces graphiques montrent l'efficacité de notre algorithme. Les courbes montrent que l'algorithme commence par une première solution et améliore rapidement les résultats en moins de 500 itérations. La qualité des solutions obtenues dans ces expériences est causée par la capacité de l'algorithme dans l'exploration efficace des différentes régions de l'espace de recherche.

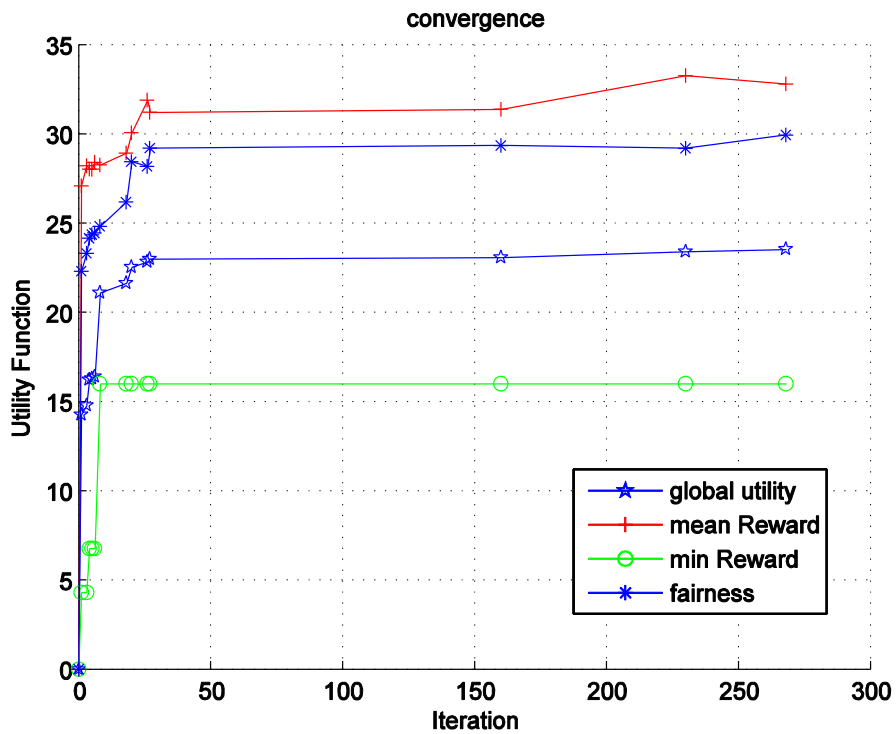


Figure 4.9 - Convergence de la première phase

La figure 4.10 montre les différentes fonctions d'utilité (le gain, équité, min le gain moyen) sur 40 topologies générées aléatoirement. Notre algorithme est testé sur plusieurs topologies pour évaluer son efficacité et son stabilité. Il donne des résultats satisfaisants dans la plupart des topologies. On remarque dans la figure 4.10 (a) que l'utilité dans les topologies (1, 7,18) est inférieure aux autres topologies. Ceci est expliqué par le fait que les utilisateurs de ses derniers sont situés dans des zones surchargées de Sus et Pus. Pour cette raison, ils ont beaucoup de contraintes d'interférences avec les autres utilisateurs. D'une manière générale, les résultats confirment que l'algorithme donne des solutions meilleures que celles de Peng [Pen 06].

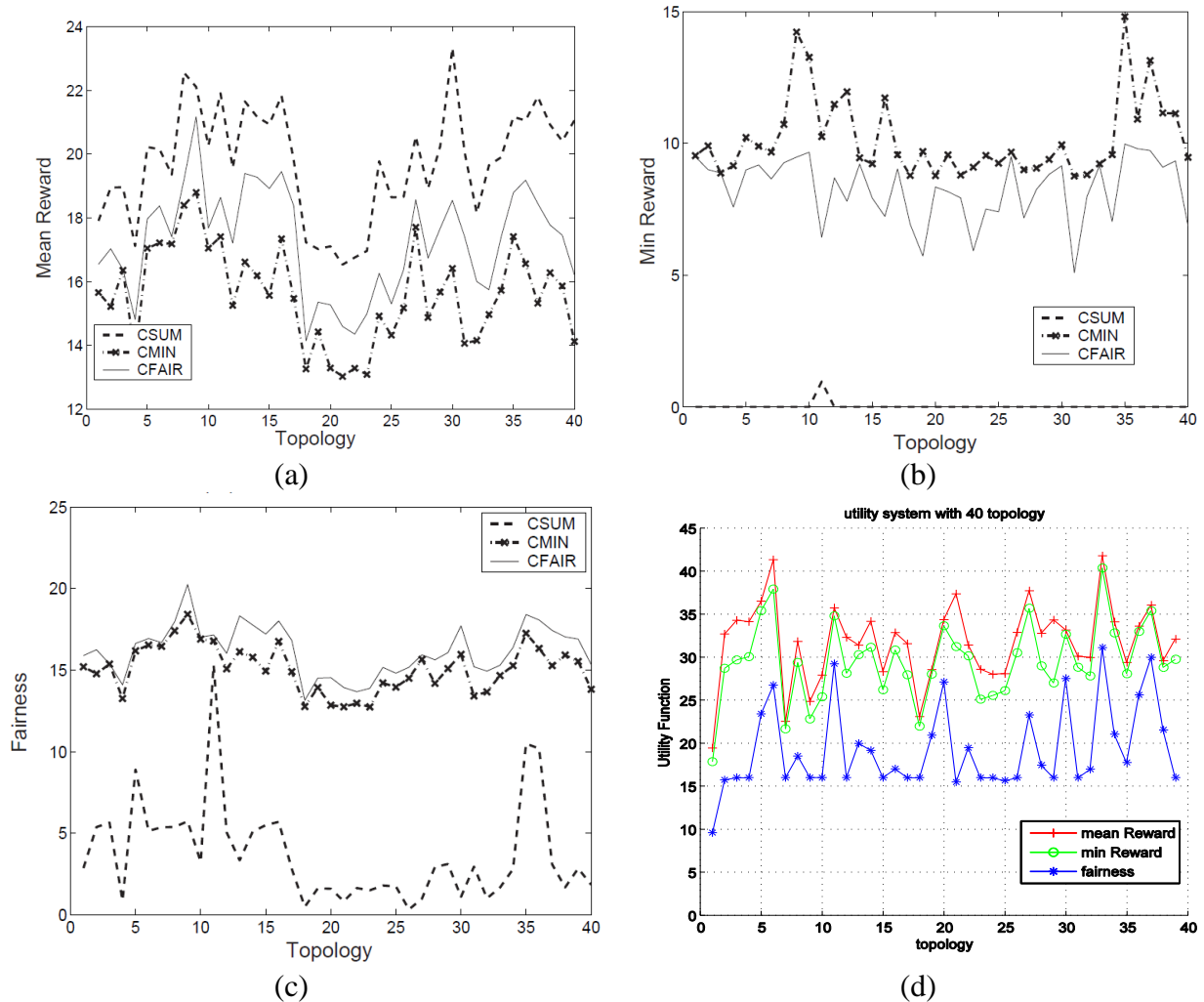


Figure 4.10 (a) Utilité moyenne [Pen 06] (b) Utilité minimum [Pen 06] (c) Equité entre les utilisateurs [Pen 06] (d) Les différentes fonctions d'utilité de notre approche

Nous commençons par étudier la relation entre l'ordre des Sus et la fonction d'utilité du système. Pour ce faire, nous utilisons différents types de séquences des Su et nous utilisons la première phase de l'algorithme proposé avec les paramètres par défaut. La figure 4.11 montre la fonction d'utilité globale avec différents types de séquence: la courbe en rouge représente notre approche, la courbe bleu représente une séquence ordonnée par la méthode *largest degree ordering* [Oma 06] et la courbe noire représente une séquence aléatoire. 40 topologies du réseau sont générées pour chaque scénario afin d'obtenir l'utilité de chaque séquence. Nous observons que l'algorithme proposé atteint un débit global meilleur que celui réalisé par les deux autres algorithmes.

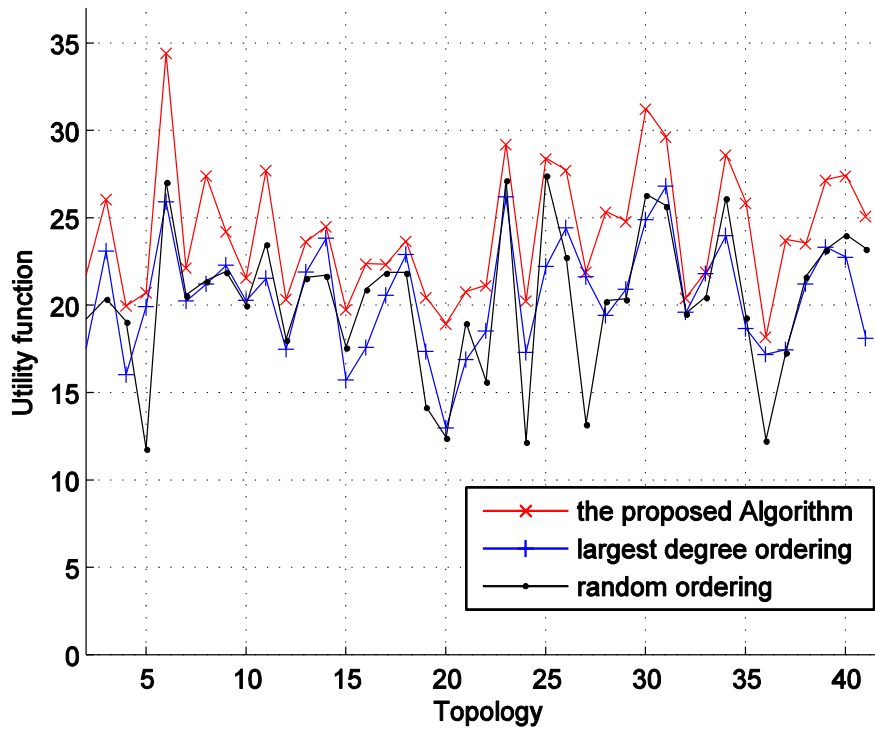


Figure 4.11 – Systèmes Utilitaires sous différents ordres pour différentes topologies

***Résultats de la phase2 (en introduisant un contrôle de puissance)***

Pour étudier les performances de l'algorithme proposé dans un système dynamique, nous avons créé une simulation où le nombre d'utilisateurs primaires actifs varie dans le temps, comme le montre la figure 4.12 ci-dessous. La durée de changement de statut du système est répartie uniformément dans l'intervalle [0, 500], et par conséquent, la disponibilité du spectre varie dans le temps. Nous pouvons voir que l'affectation de fréquences pour cette topologie donnera toujours des solutions (par exemple en  $t = 200$  à  $250$ ). D'autre part, une amélioration remarquable des fonctions d'utilités à l'aide de contrôle de puissance lorsque certains utilisateurs primaires changent leur état actif vers l'état passif (par exemple  $t = 250$  à  $300$ ).

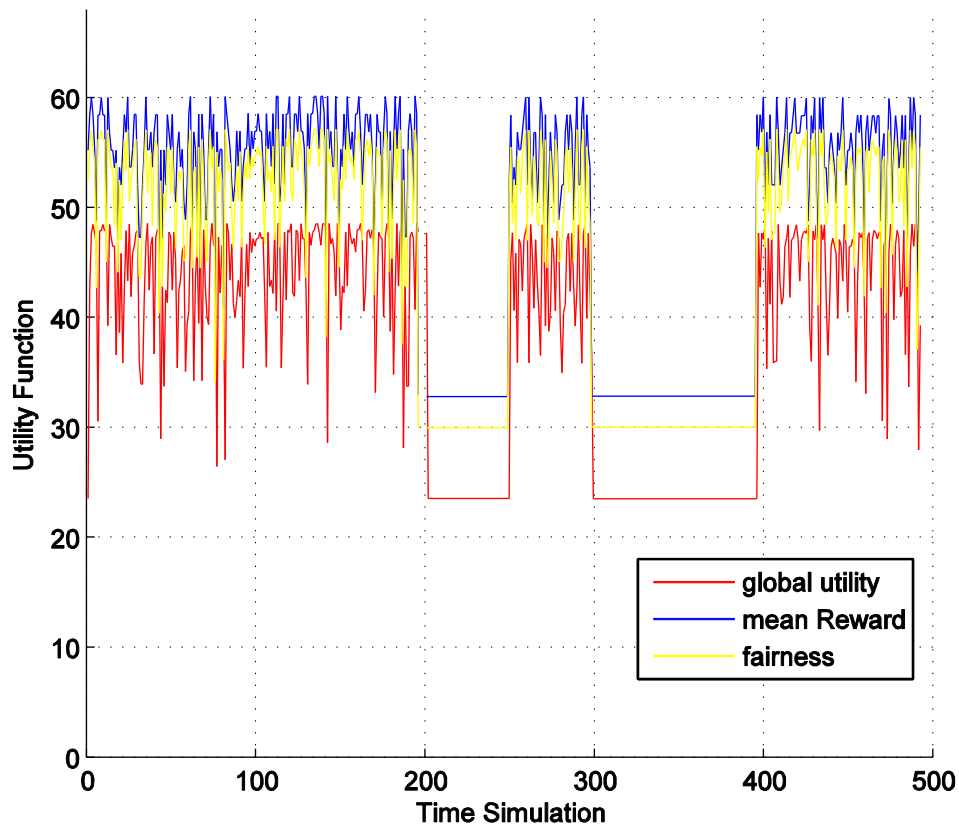


Figure 4.12 - Les résultats de simulation pour l'algorithme proposé

Nous étudions dans ce qui suit, l'impact de changement de FP sur la fonction d'utilité. La figure 4.13 montre ce changement de 0 à 1. Diminuer FP permet aux utilisateurs secondaires de transmettre avec une puissance plus élevée, ce qui conduit à améliorer l'efficacité spectrale des utilisateurs secondaires. Une augmentation de FP (le trafic dans le réseau est très élevé) ce qui conduit également à des contraintes d'interférence supplémentaires et réduit la possibilité de partage du spectre, ceci engendre une dégradation dans les fonctions d'utilité. Dans le cas où il n'y a pas de contrôle de puissance chez les utilisateurs secondaires (la courbe rouge), il n'y a aucune amélioration de débit possible. Le système est très sensible aux variations de FP. Nous pouvons conclure que notre algorithme permet d'obtenir un gain considérable en utilisant la technique de contrôle de puissance.

Pour voir l'impact du contrôle de puissance sur le débit globale, la Figure 4.14, compare les performances de notre algorithme (avant et après le contrôle de puissance) en termes du nombre de fréquences utilisées par les utilisateurs secondaire. Nous pouvons voir que la commande de puissance offre la possibilité d'améliorer le gain de chaque utilisateur. Contrairement à, [Pen 06], [Zha 09],[Hua 06], [Klo 07], [Cao 05], [Abd 10], où le contrôle de puissance chez les utilisateurs secondaires n'a pas été utilisé et la variation de trafic n'a pas été considérée. Cette étude est un pas en avant vers le lien entre l'allocation de fréquences et le contrôle de puissance dans le but d'améliorer l'efficacité spectrale.

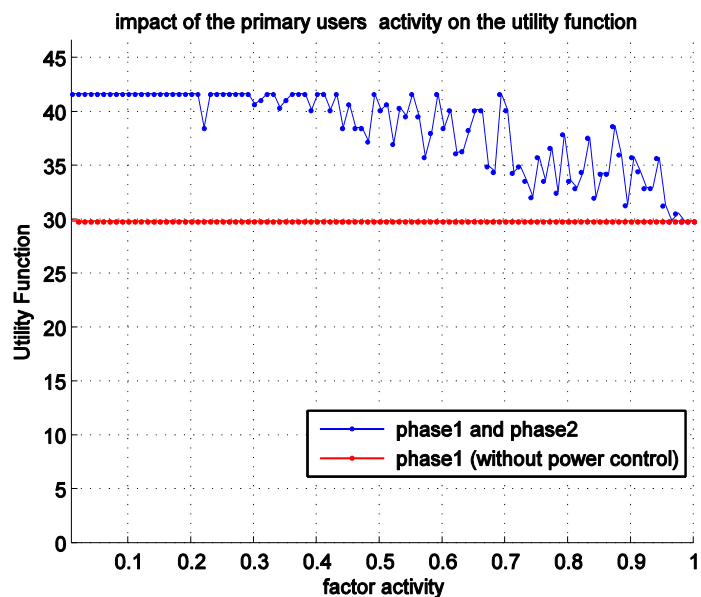


Figure 4.13 impact du FP sur la fonction d'utilité

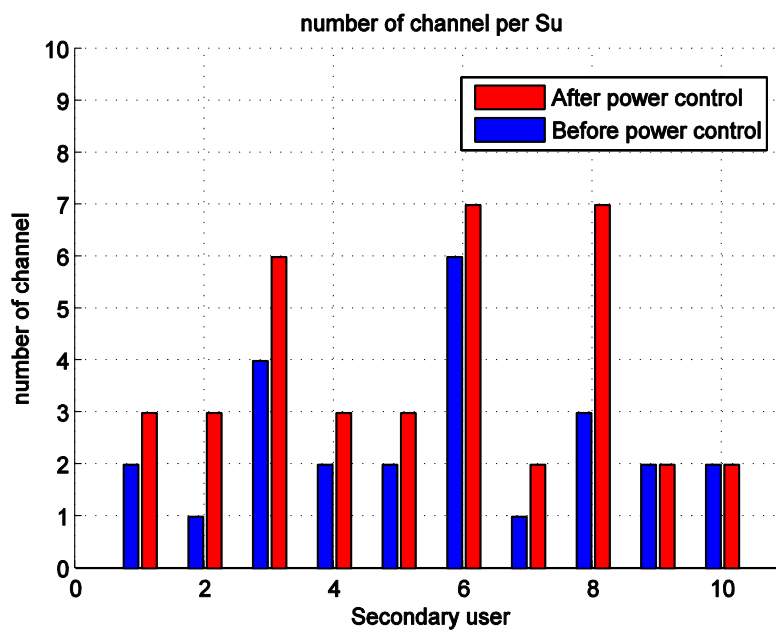


Figure 4.14 - Impact de contrôle de puissance sur le nombre de fréquences affectés



## 4.4 Conclusion

---

Dans ce chapitre, nous avons considéré le problème d'allocation de fréquences dans les réseaux cognitifs. Un algorithme de recherche tabou modifié combiné avec l'algorithme glouton pour l'allocation des fréquences, et l'algorithme de contrôle de puissance en fonction du comportement de l'utilisateur primaire ont été proposées.

La contribution du travail est double. D'une part, les résultats montrent que nos méthodes proposées surpassent considérablement le modèle proposé par Peng [Pen 06] sous topologie différente. De l'autre côté, nous avons proposé une combinaison de commande de puissance et problème d'affectation de fréquences dans la radio cognitive pour améliorer la fonction d'utilité du système. En outre, nous avons dérivé une fonction d'utilité du système qui combine l'utilisation des spectres efficaces et l'équité et guide le sens de la recherche de notre algorithme proposé vers une solution meilleure que celle de peng [Pen 06]. L'inconvénient majeur de ce modèle réside dans leur simple modèle d'interférence, qui est basé sur le chevauchement de zones de couverture de deux stations de base (modèle binaire). Il ne tient pas compte les effets d'interférence de multiples transmissions qui se produisent simultanément sur un seul canal. La combinaison d'affectation des fréquences et le contrôle de puissance dans le réseau cognitif est une tâche difficile, en raison des paramètres de couplage impliqués. Une affectation particulière des fréquences donne une nouvelle solution pour la commande de puissance, et vice versa. Notre travail actuel présente une bonne perspective de la gestion du spectre dans le réseau cognitive. Dans le chapitre suivant, nous allons proposer un modèle qui prend en charge les effets d'interférence de multiples transmissions, puis nous allons proposer un algorithme de résolution.

# Chapitre 5

---

## **A**lgorithme des Lucioles modifié pour le problème de contrôle de puissance et l'allocation de fréquences dans les radios cognitives

### 5.1 Introduction

---

Nous avons vu dans le chapitre précédent que le problème d'allocation de fréquences et le contrôle de puissance dans la radio cognitive sont étroitement couplés. Nous avons vu que notre modèle est basé sur le modèle de Peng et al [Pen 06]. Cependant, l'inconvénient majeur de ce travail réside dans la simplicité de modèle d'interférence, qui est basé sur le chevauchement de zones de couverture de deux stations de base (modèle binaire). Cette raison n'est pas réaliste et ne tient pas en compte des effets d'interférence des multiples transmissions qui se produisent simultanément sur un seul canal. Pour pallier à ce problème, nous allons proposer notre propre modèle d'interférence, qui permet d'améliorer à la fois l'utilisation du spectre et la demande des différents utilisateurs, en tenant également en compte les interférences entre les différents utilisateurs de système. Notre modèle est basé sur la gestion efficace d'énergie. En effet, La puissance est une ressource précieuse dans les réseaux de radio cognitive en raison de l'autonomie limitée de la batterie et de la relation directe entre l'interférence globale et la capacité du réseau. Un contrôle de puissance efficace économise l'énergie des utilisateurs et augmente la capacité d'un réseau en réduisant l'interférence.

Les transmissions hertziennes sont sujet à de nombreuses contraintes extérieures. Par exemple, les conditions atmosphériques, le relief géographique, la mobilité d'objets constituent des perturbations qu'on doit nécessairement prendre en considération. L'évanouissement multi-trajet ou (multi-path fading) est l'une de ces contraintes extérieures. Ce phénomène est dû aux trajets multiples dans l'environnement de propagation, et engendre des fluctuations de la puissance instantanée au récepteur. En effet, celui-ci reçoit la somme algébrique des ondes (directes + réfléchies). Quand les ondes sont en phase, le signal reçu est amplifié; par contre, lorsque les ondes sont en opposition de phase, le signal reçu est nul. Les critères qui rentrent dans l'estimation de la qualité d'un réseau de radio cognitive sont nombreux. Parmi ces derniers, on

trouve la probabilité de coupure qui exprime la probabilité qu'un lien radio se trouve dans un état où la probabilité d'erreur dépasse un certain seuil cible. L'utilisation classique de la capacité de coupure est de fixer une probabilité de coupure arbitraire (par exemple 1% , 10% , etc.) et de déduire quelle est la capacité atteignable. Pour des applications en temps-reel telle que la voix, les paquets perdus n'ont pas le temps d'être retransmis. La probabilité de coupure est donc choisie afin que la communication conserve une qualité globale suffisante. Ce critère a été utilisé dans plusieurs travaux, par exemple, un algorithme de contrôle de puissance est proposée dans [Hua 10], l'algorithme est basée sur la contrainte de coupure. Cependant, l'interférence entre les utilisateurs secondaire n'a pas été considérée. En outre, les utilisateurs secondaires fonctionnent sur un seul canal. Zayan et al. [Zay 08] ont décrit un algorithme binaire qui attribue soit une puissance nulle soit la puissance maximale afin de faire un partage de ressources entre les utilisateurs voisines, basé sur la probabilité de coupure par les mobiles. En revanche, l'équité n'est pas garantie entre les utilisateurs.

Notre modèle réalise l'interaction entre l'allocation de fréquences et le contrôle de puissance dans les réseaux de la radio cognitive. Tout d'abord, chaque utilisateur secondaire établit son ensemble de canaux disponibles sur lesquelles l'émetteur peut garantir sa transmission avec succès sans perturber les autres transmissions. L'idée est de borner les puissances d'émission des émetteurs secondaires se partageant les canaux, tout en garantissant à la fois les exigences de qualité de service pour tous les utilisateurs du système. Deuxièmement, nous proposons un algorithme de contrôle de puissance basé sur une nouvelle métaheuristique inspirée par un algorithme naturel, appelé algorithme de luciole (firefly algorithm). Les résultats seront comparés avec ceux obtenus par des techniques alternatives proposées dans la littérature, en termes des meilleures solutions trouvées en prenant en considération le temps de convergence et d'autres métriques (i.e probabilité de coupure) de problèmes considérés. Une description plus détaillée concernant les caractéristiques théoriques de la méthode proposée est présentée dans les sections suivantes.

## 5.1 Formulation de problème

---

### 5.1.1 Description du système et hypothèses de base

---

Comme le montre la figure 5.1, nous considérons un réseau de radio cognitive de  $N$  utilisateurs primaires ( $P_u$ ) et  $M$  utilisateurs secondaire( $S_u$ ). Nous supposons que le spectre est divisé en canaux orthogonaux égaux au nombre de  $P_u$  et qui ne se chevauchent pas. Chaque  $P_u$  utilise un canal de transmission. Les  $S_u$  partagent la même bande spectrale. Chaque utilisateur ( $P_u$  ou  $S_u$ ) se compose d'une paire émetteur-récepteur, et tous les utilisateurs sont situés dans une zone carrée.

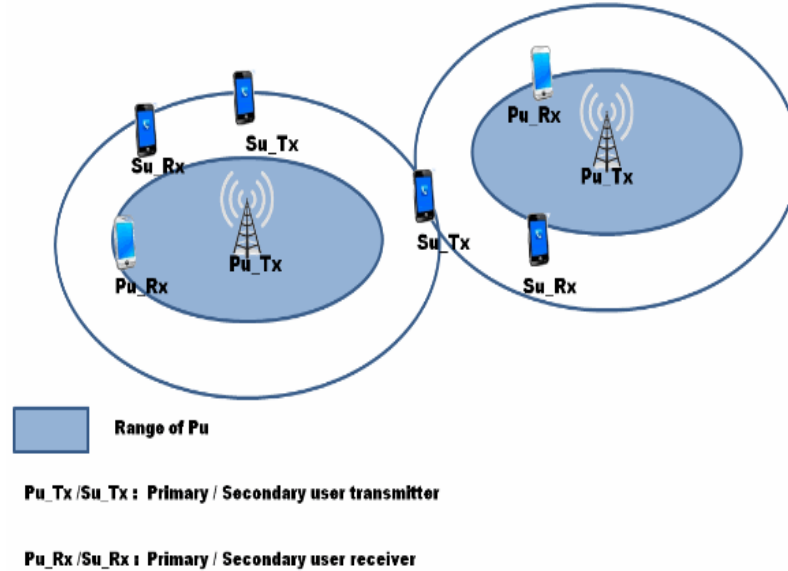


Figure 5.1 le modèle du système considéré

On note par  $Pu\_Tx$  chaque émetteur primaire dont la puissance d'émission est notée par  $P = [P_1, P_2, \dots, P_N]$ . On note aussi par  $Su\_Tx$  chaque émetteur secondaire. Soit  $P(c) = [P_1, P_2, \dots, P_M]$ ,  $c \in [1 \dots N]$ , désigne la puissance d'émission de chaque  $Su\_Tx$  sur le canal  $c$ .

Nous supposons que notre modèle souffre d'un affaiblissement de propagation égal à  $p^{th}$ ; caractérise l'affaiblissement que subit une onde électromagnétique lorsqu'elle parcourt une distance entre un émetteur et un récepteur. Cet affaiblissement est dû à la dispersion de la puissance, mais également aux obstacles rencontrés sur le chemin : édifices, montagnes, précipitations et autres bloquant le signal. Pour déterminer le niveau d'interférence au niveau du récepteur primaire (noté par  $Pu\_Rx$ ) en raison de transmissions des Sus, nous utiliserons les notations suivantes :

- $G_{ipu}$  est le gain du canal d'un émetteur secondaire ( $Su\_Tx$ )  $i$  vers un récepteur primaire ( $Pu\_Rx$ )  $j$ .
- $G_{puj}$ , est le gain du canal d'un émetteur primaire  $pu$  à un récepteur secondaire ( $Su\_Rx$ )  $j$
- $G_{pu}$ , est le gain du canal entre l'émetteur primaire et son récepteur
- $G_j(c)$ , est le gain du canal  $c$  entre l'émetteur secondaire et son récepteur
- $G_{ij}$ , est le gain du canal entre un émetteur secondaire  $i$  à un récepteur secondaire  $j$  ( $i \neq j$ )
- Le gain d'un canal entre un émetteur et un récepteur est calculé en fonction de la distance entre ces derniers.

$$G = d^{pth} \quad (5.1)$$

La qualité d'une communication radio est étroitement liée au canal de propagation. Similaire à ceux de [Hua 10] [Kan 02], nous supposons que les liens radio entre les utilisateurs

primaires souffre d'évanouissement multi-trajet (multi-path fading). Ce phénomène est dû aux trajets multiples dans l'environnement de propagation, engendrent des fluctuations de la puissance instantanée au récepteur, affectant directement la qualité de la transmission et la capacité du lien. Soit  $F_i$  représente les évanouissements du canal, où  $F_i$  suit une distribution exponentielle indépendante. Nous considérons les cas où  $G$  reste inchangé alors que  $F_i$  change au court du temps. La puissance reçue par le Pu\_Rx est égale à  $P_i G_{ipu} F_i$  et sa moyenne est

$$E[P_i G_{ipu} F_i] = P_i G_{ipu} \quad (5.2)$$

Le rapport du signal à bruit plus interférence (SINR) au niveau du récepteur primaire est défini par

$$\gamma_{pu} = \frac{G_{pu} F_{pu} P_{pu}}{\sum_{i=1}^M P_i G_{ipu} + N_0} \geq \gamma_{pu\_th} \quad (5.3)$$

où  $\gamma_{pu\_th}$  est la valeur souhaitée de SINR, et  $N_0$  représente le bruit reçu au niveau de Pu\_Rx  $pu$ .

Les variations de puissance dues à l'évanouissement multi-trajet engendrent une variation de la qualité du lien radio au court du temps. Pour tenir compte de ces variations on préfère utiliser un critère de probabilité de coupure (outage probability) qui exprime la probabilité qu'un lien radio se retrouve dans un état où la probabilité d'erreur dépasse un certain seuil cible.

La probabilité de coupure est notée  $O_i$ , Nous supposons que le Su peut obtenir cette information en écoutant les informations de retour (i.e ACK) de Pu\_Rx.

La probabilité de coupure au niveau de Pu\_Rx dans le cas où il n'y a pas de transmissions de Sus est

$$O_{pu0} = 1 - \exp\left(-\frac{N_0 \gamma_{pu\_th}}{P_{pu} G_{pu}}\right) \quad (5.4)$$

dans le cas contraire, la probabilité de coupure doit rester en dessous d'un certain seuil, notée  $\eta$ , où  $\eta \geq O_{pu0}$ , Cette contrainte est exprimée comme suit [Hua 10]:

$$\Pr[\gamma_{pu} \leq \gamma_{pu\_th}] \leq \eta \quad (5.5)$$

De la même façon, le SINR reçu au niveau de Su\_Rx sur le canal  $c$ ,  $c \in [1..N]$ , peut être écrit comme suit :

$$\gamma_i(c) = \frac{G_i P_i}{\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^M P_j G_{ji} + P_c G_{ci} + N_0} \geq \gamma_{Su\_th} \quad (5.6)$$

$\gamma_{Su\_th}$  est la valeur souhaitée de SINR,  $P_c$  est la puissance transmise par le Pu utilisant le canal  $c$ .

Dans un tel réseau de radios cognitives, l'objectif est de contrôler les puissances d'émission des émetteurs secondaires se partageant les canaux, tout en garantissant à la fois les exigences de qualité de service pour tous les utilisateurs du système .

### 5.1.2 Les canaux libres pour les Sus

---

Le Su doit garantir ses propres succès de transmission. Selon Eq. (5.6), la puissance minimale de transmission de Su  $i$  pour une communication fiable sur le canal  $c$  est

$$P_i^{\min}(c) = \frac{\gamma_{Su\_th} \left( \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^M P_j G_{ji} + P_c G_{ci} + N_0 \right)}{G_i} \quad (5.7)$$

Le SINR reçu au niveau de l'utilisateur secondaire  $m$  ( $m \neq i$ ) peut être exprimée comme suit

$$\gamma_m(c) = \frac{G_m P_m}{I_{before} + I_{after}} \geq \gamma_{Su\_th} \quad (5.8)$$

où:

- $P_m$  est la puissance reçue au niveau de Su\_Rx  $m$  de son émetteur Su\_Tx,
- $I_{before} = \sum_{\substack{j=1 \\ m \neq j \\ m \neq i}}^M P_j G_{ji} + P_c G_{ci} + N_0$  est le bruit plus l'interférence reçus au niveau de Su\_Rx  $m$

avant la transmission de Su\_Tx  $i$ ,

- $I_{after} = P_i G_{im}$  est l'interférence après la transmission de Su\_Tx  $i$ .

Selon Eq. (5.8), la puissance maximale de Su  $i$  sans perturber les autres Sus peut être exprimée comme suit

$$P_i^{\max}(c) = \frac{P_m G_m}{\gamma_{Su\_th} G_{im}} - \frac{I_{before}}{G_{im}} \quad (5.9)$$

Suite à la définition 1 formulée dans [Hoa 13], nous pouvons identifier si le canal  $c$  est disponible pour le Su  $i$  ou non, cette condition est formulée comme suit

$$Avl_i(c) = P_i^{\max}(c) - P_i^{\min}(c) > 0 \quad (5.10)$$

D'autre part, la puissance maximale  $P_i^{\max}$  ne doit pas dépasser  $P_i^{\max\_outage}$ , qui représente la puissance maximale, sans violation de la contrainte de coupure. Elle peut être définie facilement à partir de l'équation (5.5). Selon [Hua 10] [Kan 02], l'équation (5.5) peut être réécrite comme suit

$$\Pr[\gamma_{pu} \leq \gamma_{pu_{th}}] = 1 - \exp\left(-\frac{N_0 \gamma_{pu_{th}}}{P_{pu} G_{pu}}\right) \prod_i^M \left(1 + \frac{P_i G_i \gamma_{pu_{th}}}{P_{pu} G_{pu}}\right)^{-1} \leq \eta \quad (5.11)$$

Pour simplifier les notations, nous définissons  $\mu = (1 - O_{pu0}) / (1 - \eta)$  et,  $b_i = \frac{G_i \gamma_{pu_{th}}}{P_{pu} G_{pu}}$  alors Eq. (5.11) peut être réécrite comme suit [Hua 10]

$$\prod_i^M (1 + b_i P_i) \leq \mu \quad (5.12)$$

En utilisant l'équation (5.12), Nous pouvons tout simplement obtenir  $P_i^{\max\_outage}$  comme suit

$$P_i^{\max\_outage} = \frac{\mu}{b_i \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^M (1 + b_j P_j)} - \frac{1}{b_i} \quad (5.13)$$

L'expression dans (5.10) devient

$$Avl_i(c) = \min\{P_i^{\max}(c), P_i^{\max\_outage}(c)\} - P_i^{\min}(c) > 0 \quad (5.14)$$

### 5.1.3 Fonction d'utilité pour Sus

---

S'il est bien sûr important de travailler à augmenter le débit disponible pour chaque terminal, il est aussi nécessaire de veiller à ce que cela ne se fasse pas au détriment de la consommation énergétique. En effet, entre deux recharges de batteries, les terminaux mobiles disposent d'une quantité d'énergie finie qui doit donc être employée de manière efficace. En d'autres termes, en raison de la quantité finie d'énergie contenue dans les terminaux mobiles, il n'est donc pas seulement important d'optimiser les débits des communications mais il est aussi fondamental d'optimiser la quantité d'information échangée relativement à la quantité d'énergie dépensée par le terminal mobile. Une telle fonction d'utilité a justement été introduite dans [Goo 02]. Il a proposé un jeu non coopératif de contrôle de puissance dans les réseaux sans fil, et a donné sa fonction d'utilité comme suit

$$u_i = \frac{LR(1 - e^{-\frac{\gamma_i}{2}})}{M_{tot} P_i} \quad (5.15)$$

Où L est le bit d'information dans la trame, et  $M_{tot}$  ( $M_{tot} > L$ ) est la taille totale d'une trame; R est le taux de transmission,  $p_i$  est la puissance de transmission,  $\gamma_i$  est le SINR reçu au niveau de récepteur. Cette notion, introduite dans [Goo 02] est le rapport entre la quantité d'information correctement transmise au récepteur et l'énergie consommée pour l'émission. Cette métrique de performance peut être perçue comme un compromis entre le débit de la communication et la pollution électromagnétique causée par la transmission dans la région environnante. Dans [Sar

02], les auteurs ont proposé une autre fonction d'utilité sur la base de la dernière pour réduire le comportement égoïste de chaque utilisateur. La fonction d'utilité est changée en

$$u_i = \frac{LR(1 - e^{-\frac{\gamma_i}{2}})}{M_{tot}P_i} - \alpha p_i \quad (5.16)$$

Où  $\alpha p_i$  est la fonction de coût,  $\alpha$  est constant appelé aussi facteur de coût.

[Hoa 13] a formulé le problème du contrôle de puissance comme un jeu non coopératif et a donné sa fonction d'utilité comme suit

$$u_i = \frac{LR(1 - e^{-\frac{\gamma_i}{2}})}{M_{tot}P_i} - \alpha \gamma_i \quad (5.17)$$

cette dernière est plus économique en termes d'énergie pour les réseaux qui ont une autonomie limitée; en effet elle évite la situation qu'un seul utilisateur augmente sa puissance d'émission pour élever sa propre fonction utilitaire.

Dans ce travail, nous considérons la fonction d'utilité (5.17). Les méthodes qui imposent l'ajout d'un terme de coût à la fonction d'utilité du jeu permettent d'avoir une coopération entre les utilisateurs.

### 5.1.4 Existence d'équilibre de Nash

---

Les situations de compétition entre les Sus pour améliorer leurs fonctions d'utilité peuvent réduire l'équité entre ces derniers. La théorie des jeux s'intéresse à des situations où des "joueurs" prennent des décisions, chacun étant conscient que ses gains dépendent non seulement de sa propre décision, mais aussi des décisions prises par les autres joueurs. Un joueur peut prendre plusieurs décisions et il en choisit une qui sera la meilleure pour lui. L'utilité d'un joueur peut dépendre non seulement de ses décisions mais aussi de celles de tous les autres joueurs. Pour ces raisons, le choix de la théorie des jeux comme mode de résolution est le plus approprié dans notre cas. Notre problème peut être modélisé comme un jeu non coopératif, où les éléments de base d'un jeu sont disponibles:

1. les Joueurs: les Sus de 1 à M
2. ensemble d'actions : Pour chaque Su  $i$ , l'espace d'action est,  $P_i = [P_i^{\min}(c), \dots, P_i^{\max}(c)]$ ,  $i \in [1..M]$ ,  $c \in [1..N]$
3. Utilité: Chaque joueur essaie de maximiser son utilité définie par l'équation (5.17) en ajustant la puissance d'émission de l'espace d'actions correspondant.

Cependant, le défi d'un jeu de contrôle de puissance est de déterminer si l'algorithme peut trouver l'état d'équilibre, connu dans la littérature sous le nom « équilibre de Nash (NE) ». C'est un choix de décision de tous les joueurs tel qu'aucun d'entre eux ne peut en tirer avantage (ne peut



augmenter sa fonction d'utilité) en changeant seul sa décision. Pour avoir le NE, le jeu doit répondre aux deux conditions suivantes [Yat 95]:

1. Son espace d'actions est un ensemble compact (fermé et borné);
2. La fonction utilitaire vérifie la condition suivante

$$\frac{\partial^2 u_i}{\partial p_j \partial p_i} \geq 0 \quad (5.18)$$

En fait, la première condition est satisfaite, car la puissance de chaque  $S_u$  est limitée entre  $P_{\min}$  et  $P_{\max}$ .

Pour la deuxième condition, [Hao 13] a utilisé la fonction d'utilité définie par l'équation (5.17) pour le contrôle de puissance dans un réseau de capteurs sans fil (WSN), et l'existence de NE est prouvée sur la base de la théorie des jeux super-modulaire. L'algorithme de [Hao 13] permet d'obtenir le NE seulement si le seuil de SINR ( $\gamma_{th}$ ) est mis à la valeur suivante :

$$\gamma_{th_i} = 2 \ln M_{tot} - 2 \ln \left( 1 + \frac{4\alpha \left( \sum_{k \neq i} P_i G_{ik} + N_0 \right) (M_{tot} - 1)}{LRG_{ij} e^{-1}} \right) \quad (5.19)$$

Où  $L$  est le bit d'information dans la trame, et  $M_{tot}$  ( $M_{tot} > L$ ) est la taille totale d'une trame;  $R$  est le taux de transmission,  $p_i$  est la puissance de transmission,  $\gamma_i$  est le SINR reçu au niveau de récepteur. Cette équation a été utilisée dans les réseaux WSN où la notion de  $P_u$  et  $S_u$  n'est pas utilisée. De la même manière, notre jeu de contrôle de puissance peut trouver le NE, En tenant compte l'effet de l'utilisateur primaire, seulement si le seuil SINR  $\gamma_{th}$  devient

$$\gamma_{th_{Su}} = 2 \ln M_{tot} - 2 \ln \left( 1 + \frac{4\alpha \left( \sum_{k \neq i} P_i G_{ik} + P_c G_{ic} + N_0 \right) (M_{tot} - 1)}{LRG_{ij} e^{-1}} \right) \quad (5.20)$$

Où  $P_c$  est la puissance transmise par l'utilisateur primaire sur le canal  $c$ ,  $c \in [1 .. N]$ .

## 5.2 Proposition d'un algorithme efficace pour le contrôle de puissance

---

L'algorithme des lucioles (FA) est adopté pour atteindre l'équilibre de Nash, il possède une convergence rapide par rapport aux algorithmes d'optimisation classiques. En fait, le FA est la généralisation du recuit simulé (SA), l'optimisation par essaims de particulaires (PSO) et l'algorithme à évolution différentielle (DE). En effet, FA peuvent avoir tous les avantages de ces trois algorithmes. Par conséquent, il n'est pas surprenant que le FA peut performer très efficacement [Fis13]. Le principe de FA a été présenté dans le chapitre 3 de cette thèse (voir 3.3.2.2). Dans ce qui suit, nous proposons des modifications sur l'algorithme de base afin de développer un moyen de contrôle de puissance dans les réseaux de radio cognitive.

## Algorithme des lucioles pour le contrôle de puissance

Tout d'abord, on initialise le réseau: sur chaque canal  $c \in [1..N]$ , certains Sus font le choix d'un canal en utilisant la puissance de transmission  $P$ ,  $P \in [0, P_{\max}]$ , sous les contraintes de coupures des Pus. Ensuite, pour chaque Su, l'ensemble des canaux disponibles est calculé en utilisant l'équation (5.13).

Notre objectif est de trouver les puissances d'émission optimales des Sus sur les canaux disponibles, qui maximisent l'utilisation du réseau tout en prenant en compte l'équité entre les Sus et les contraintes de coupures.

D'une part, le Su "i",  $i \in [1..M]$ , peut augmenter l'utilité de son lien en choisissant une puissance appropriée parmi l'ensemble d'action  $P_i = [P_i^{\min}(c) \dots P_i^{\max}(c)]$ ,  $i \in [1..M]$ , sur le canal disponible "c". D'autre part, il doit contrôler l'interférence qu'il engendre par la diminution de son influence sur la probabilité de coupure.

En conclusion, l'algorithme doit équilibrer les trois axes suivants: maximisation de l'utilité, équité entre les Sus et la satisfaction des contraintes de coupure.

Dans ce travail, des modifications sur le FA de base sont proposées dans le but de le faire converger vers l'équilibre de Nash. Le Su est modélisé comme un luciole; l'Intensité de lumière est la fonction d'utilité, l'attractivité d'un Su est classée en trois types: une attractivité vers sa propre fonction d'utilité, une attractivité vers les autres fonctions d'utilités des Sus et l'attractivité vers la satisfaction des contraintes de coupures. Donc l'adaptation de la puissance d'un Su doit satisfaire ces trois axes.

Pour satisfaire le premier axe, chaque Su adapte la puissance de transmission pour maximiser sa fonction d'utilité à chaque itération par un « pas d'adaptation », nous savons que la puissance de Su est limitée entre  $P_{\min}$  et  $P_{\max}$ , nous avons donc

$$P_i^{\min}(c) \leq P_i(c) \leq P_i^{\max}(c) \quad c \in [1..N], i \in [1..M] \quad (5.21)$$

La contrainte (4.21) peut être réécrite comme suit

$$0 \leq \frac{P_i(c) - P_i^{\min}(c)}{P_i^{\max}(c) - P_i^{\min}(c)} \leq 1 \quad (5.22)$$

pour que la fonction  $\exp[-\gamma_i^2]$  puisse satisfaire la première condition. Il est possible d'ajuster le paramètre "r" comme suit

$$r_{ii}(c) = \begin{cases} 0 & \text{si } P_i < P_i^{\min} \\ +\infty & \text{si } P_i > P_i^{\max} \\ \frac{P_i - P_i^{\min}}{P_i^{\max} - P_i^{\min}} & \text{si } P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \end{cases} \quad (5.23)$$

Il existe deux cas importants quand  $r_{ii} = 0$  et  $r_{ii} = +\infty$ .

- (i) si  $r_{ii} = 0$  la fonction  $\exp[-\gamma_{ii}^2] \rightarrow 1$ . Dans ce cas, le pas d'adaptation est maximal car la puissance d'émission est inférieure à  $P_i^{\min}$ .
- (ii) Si  $r_{ii} = +\infty$  la fonction  $\exp[-\gamma_{ii}^2] \rightarrow 0$ . Dans ce cas le pas d'adaptation est égal à zéro car la puissance d'émission est supérieure à  $P_i^{\max}$ .
- (iii) Pour  $r_{ii} = \frac{P_i - P_i^{\min}}{P_i^{\max} - P_i^{\min}}$ , le pas d'adaptation est entre (i) et (ii).

Pour le deuxième axe, supposons que l'utilité du Su « j » est supérieure à celle du Su « i », le produit de  $\exp[-\gamma_{ii}^2]$  par l'écart de la puissance de "i" et "j" peut augmenter l'utilité du Su i et vice versa.

Pour le dernier type d'attractivité, sur chaque intervalle de temps [t, t+1], on calcule la différence entre la probabilité de coupure à l'instant t et le seuil " $\eta$ " ce qui va déterminer la valeur du pas d'adaptation à l'instant t+1.

Soit  $\Delta(t) = \eta - O_i(t)$ . Si  $\Delta(t) > 0$ , cela signifie que le Su peut mettre à jour sa puissance de transmission. Si  $\Delta(t) = 0$ , alors la probabilité de coupure à l'instant t est égale à  $\eta$ , dans ce cas, le Su ne peut pas ajuster sa puissance sur ce canal. La même chose pour  $\Delta(t) < 0$ ,  $\exp[-\gamma_{ii}^2]$  est mis à 0. Dans ces deux derniers cas, le pas d'adaptation est égal à zéro.

En conclusion, la puissance du Su "i" est ajusté comme suit

$$P_i^{t+1} = P_i^t + \beta_0 e^{-\gamma_{ii}} (P_j^t - P_i^t)(\eta - O_i(t)) + \delta(\text{rand} - \frac{1}{2}) \quad (5.24)$$

Où  $\beta_0$  et  $\gamma$  sont mis à 1, le premier terme et le second sont dues à l'attraction. Le troisième terme est la randomisation.  $\delta$  est le paramètre aléatoire et peut être constant. "rand" est un de nombre aléatoire uniformément distribuée dans [0, 1]. La figure 5.2 présente le principe de l'algorithme de luciole modifié.

---

**Algorithmme 2 Pseudo-code of the Modified Firefly algorithm**

---

Initialize the control parameter values of the MFA

Objective function  $u_s, x = (Su_1, \dots, Su_M)$

initialize the network

The available channel set is calculated using Eq.(5.14).

while ( $t < \text{MaxGeneration}$ ) do

  for each channel  $c$

    for  $j = 1: M$  do//all  $M$  Sus

      for  $i = 1: j$  do

        if ( $Avl_i(c) > 0$ ) // using Eq.(5.14)

          //The utility function  $u_i$  is the Light intensity  $I_i$

          if ( $u_i(c) > u_j(c)$ )

            update the power of  $Su$  “ $i$ ” using Eq. (5.24)

          end if

          Evaluate new solutions using Eq.(5.17) and update light intensity

        else

          //  $Su$  “ $i$ ” can’t use this channel

          power of  $Su$  “ $i$ ” is set to 0;

        endif

      end for

    end for

  end for

end while

Post process results and visualization

---

Figure 5.2 Algorithmme de lucioles modifiées

## 5.3 Résultats et discussions d'expérimentation

---

### 5.3.1 Modèle de simulation et les paramètres

---

Les Simulations expérimentales rapportée dans ce travail sont effectuées en utilisant MATLAB (fonctionnant sur un processeur 1.83 GHz avec 1 Go de RAM). Dans nos études expérimentales, nous avons utilisé les mêmes valeurs de paramètres que celle de [Hoa 13] et et [Hua 10]. Un certain nombre de Pus et Sus avec leurs emplacements sont présentés dans la figure 5.3. Chaque utilisateur primaire sélectionne un canal à utiliser (le nombre de canaux est égal au nombre de pus). Chaque utilisateur secondaire ajuste la puissance d'émission sur chaque canal disponible. Les paramètres utilisés dans la simulation sont donnés dans le tableau 5.1.

Tableau 5.1 Liste des paramètres

Parameter	Nombre
$M$ , number of Sus pair	6
$N$ , number of Pus pair	4
$M_{tot}$ , total number of bits	30
$L$ , number of information bits	20
$R$ , bit rate (bps)	300
$pth$ , path loss factor	4
$N_0$ , noise power (dbm)	100
$Pu_{Tx}$ , power (dbm)	33
$\gamma_{pu,th}$ , SINR threshold of Pu	6
$\eta$ , outage threshold of Pu	0.1
$\alpha$ , pricing factor	200
$MaxGeneration$	10000

### 5.3.2 Fonctions Utilitaires du système

---

Afin d'évaluer l'efficacité de notre algorithme sur le réseau, nous considérons certaines fonctions d'utilité. En fait, les deux objectifs clés du partage du spectre dans le réseau de la radio cognitive sont, d'une part, d'améliorer l'utilisation du spectre ; d'autre part, améliorer l'équité entre les Sus. Conformément aux travaux de [Hua 01] [Pen 06], nous considérons trois types de fonctions d'utilité.

- utilité Minimale: l'objectif est de maximiser l'utilité minimale. Elle peut être exprimée de la façon suivante

$$U_{Min} = \min_{1 \leq i \leq M} \sum_{c=1}^N u_i(c) \quad (5.25)$$

- l'utilité moyenne: l'objectif est de maximiser l'utilité moyenne dans le système de communication. Elle peut être exprimée de la façon suivante

$$U_{mean} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{c=1}^N u_i(c) \quad (5.26)$$

- Equité entre les utilisateurs : l'utilisation de spectre est répartie équitablement entre les différents utilisateurs. L'équité sera comparée à  $U_{min}$  et à  $U_{mean}$ , l'utilité de l'équité peut être exprimée comme suit

$$U_{\text{fairness}} = \left( \prod_{i=1}^M \sum_{c=1}^M u_i(c) \right)^{\frac{1}{N}} \quad (5.27)$$

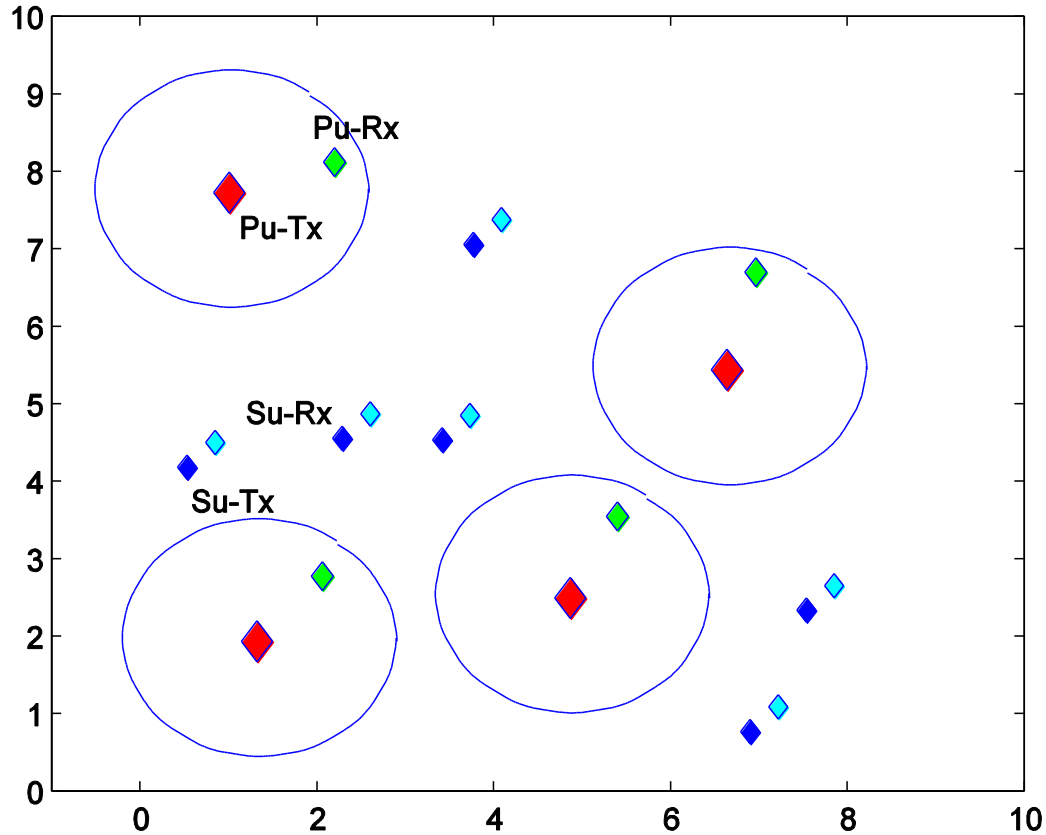


Figure.5.3 Emplacements des utilisateurs

### 5.3.3 Résultats et discussion

Dans cette section, l'algorithme proposé est comparée à l'algorithme DPC de [Hua 10]. La figure 5.4 présente la convergence des deux algorithmes et celui de [Hua 10]. L'axe des abscisses représente le nombre de générations de notre algorithme, tandis que l'axe des ordonnées représente la probabilité de coupure. Comme il est évident, les deux algorithmes atteignent la probabilité de coupure minimale. Cependant, notre algorithme converge plus rapidement que celui de DPC. En effet, les quatre utilisateurs primaires de notre algorithme convergent vers l'état d'équilibre à partir de la génération 2000, par contre, DPC converge vers l'état d'équilibre à

partir de la génération 8000. Il faut noter que l'algorithme de DPC a utilisé un seul utilisateur primaire. En plus de ça, notre algorithme considère les interférences entre les Sus contrairement au DPC, ce qui représente des contraintes supplémentaires. Les résultats numériques confirment l'efficacité de l'algorithme proposé qui permet d'obtenir le NE plus rapidement par rapport à DPC. La qualité des solutions obtenues dans cette expérience peut être attribuée à la capacité de l'algorithme dans l'exploration efficace des différentes régions de l'espace de recherche.

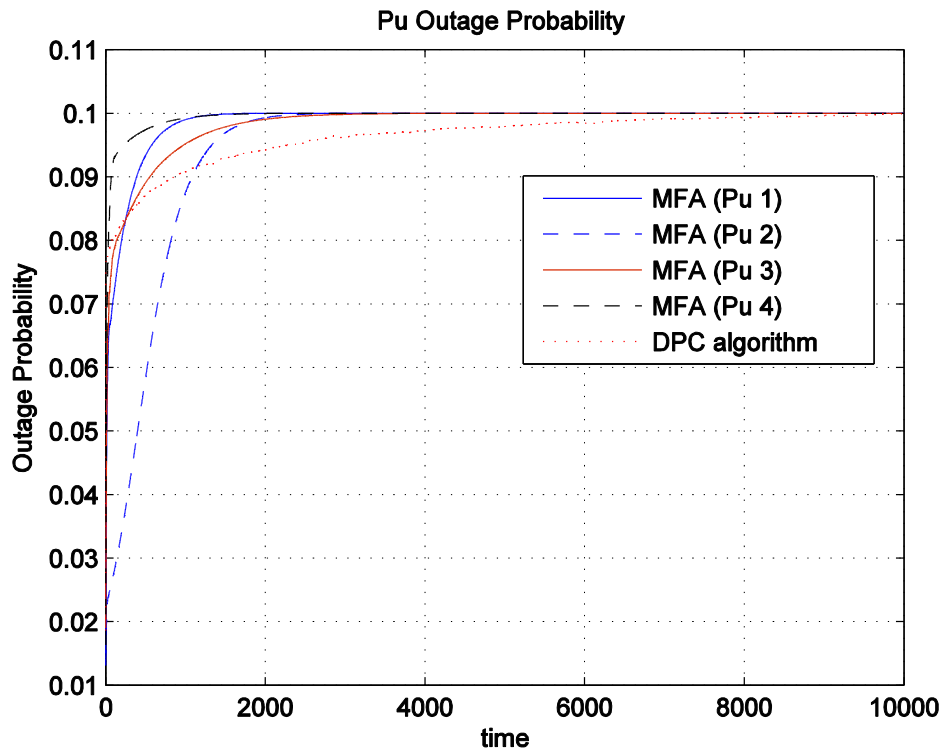


Figure 5.4. Convergence des algorithmes vers la Probabilité de coupure minimale

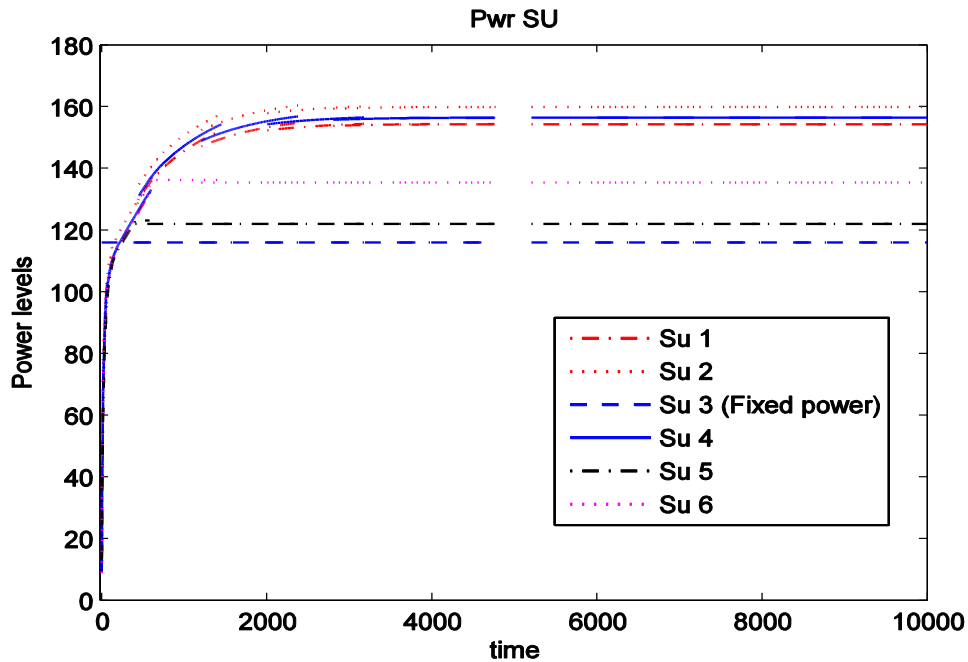


Figure 5.5 convergence de puissance de chaque utilisateur secondaire

Le niveau de puissance de chaque Su à chaque itération et le SINR reçu au niveau de Su<sub>Rx</sub> sont représentés sur les figures 5.5 et 5.6, respectivement.

Nous pouvons voir clairement que tous les Sus adaptent leurs niveaux de puissance jusqu'à ce qu'ils convergent vers l'état d'équilibre. À ce stade, aucun Su ne peut augmenter sa fonction d'utilité en changeant seul sa propre puissance de transmission. Selon la figure 5.5, il existe trois types de puissance de Sus. Le premier, Sus qui ont une puissance fixe (par exemple Su3), cela est dû à l'initialisation du réseau au début de notre algorithme. Le second, ce sont les Sus qui atteignent leur puissance maximale (par exemple Su 6). Le dernier, ce sont les Su qui n'atteignent pas leur puissance maximale. Dans ce cas, les Sus continuent à ajuster leurs niveaux de puissance jusqu'à la convergence de l'algorithme.

La figure 5.7 montre le SINR à chaque Su<sub>Rx</sub>, nous pouvons voir que le SINR n'est pas le même pour tous les Sus. En fait, notre algorithme est capable de fournir un SINR adaptatif pour chaque Su en utilisant Eq. (4.20). C'est à dire, le Su peut garantir ses propres succès de transmission, et éviter de perturber d'autres transmissions sur le même canal.



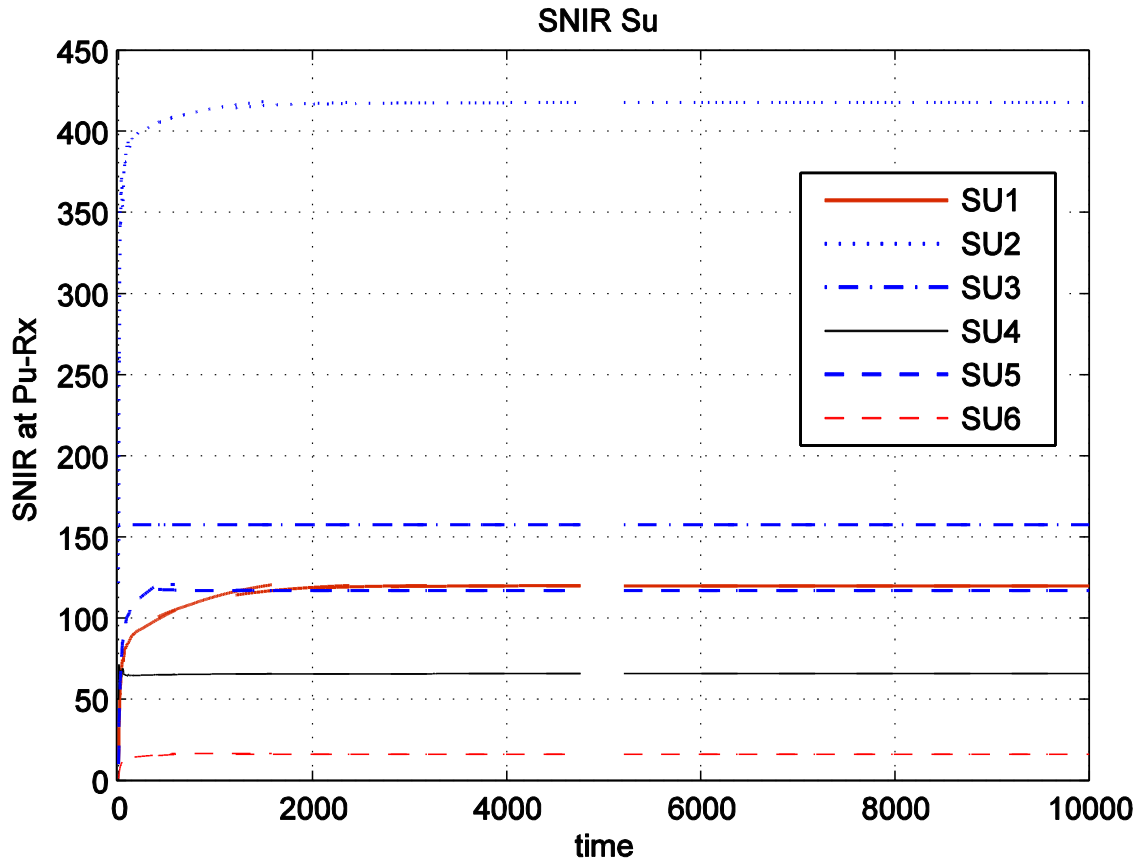


Figure.5.6 le SINR reçu à chaque utilisateur secondaire

Dans la transmission sans fil, un SINR élevé signifie une meilleure qualité de transmission, mais un gaspillage d'énergie si la valeur de SINR est trop élevée. Il doit être suffisant afin de garantir le succès de transmission et sans causer des interférences inutiles pour les autres utilisateurs. La figure 5.7 montre le SINR a chaque Pu\_Rx, nous pouvons voir clairement que le SINR réalisé par notre algorithme est constant à partir de  $t = 1500$ . Ceci est expliqué par le fait que cet algorithme prend en considération l'annulation des interférences causées par les secondaires sur le système primaire.

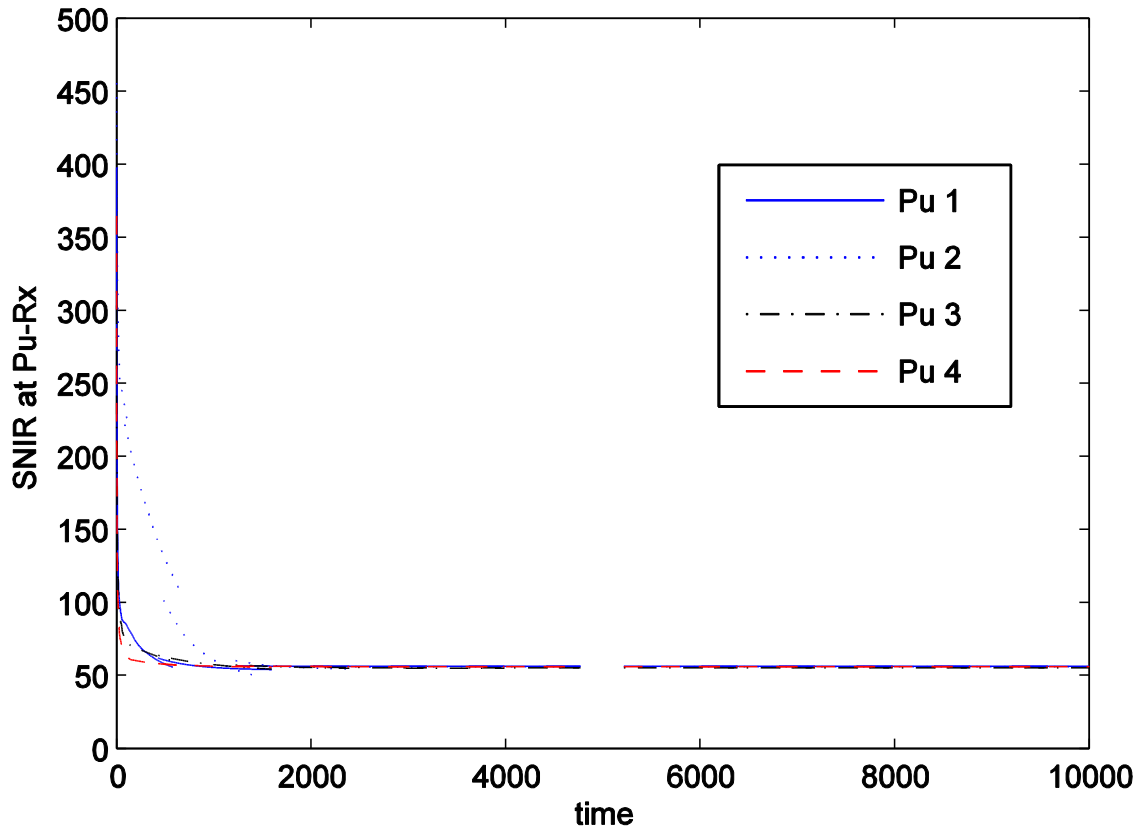


Figure. 5.7 le SINR reçu à chaque utilisateur primaire

La figure 5.8 montre les différentes fonctions d'utilités du système correspondant à la topologie considérée. L'équité est entre l'utilité moyenne et minimale. On remarque que l'utilité minimale est entre 0.5 et 1. Ceci est expliqué par le fait que ces utilisateurs sont situés dans des zones surchargées de Sus et Pus. Pour cette raison, ils ont beaucoup de contraintes d'interférences avec les autres utilisateurs. Notre algorithme donne la priorité à ces utilisateurs en tenant compte de l'équité de partage de la ressource énergétique. Nous pouvons voir clairement que l'équité est proche de l'utilité moyenne. De cette manière, l'équité entre Sus est améliorée.

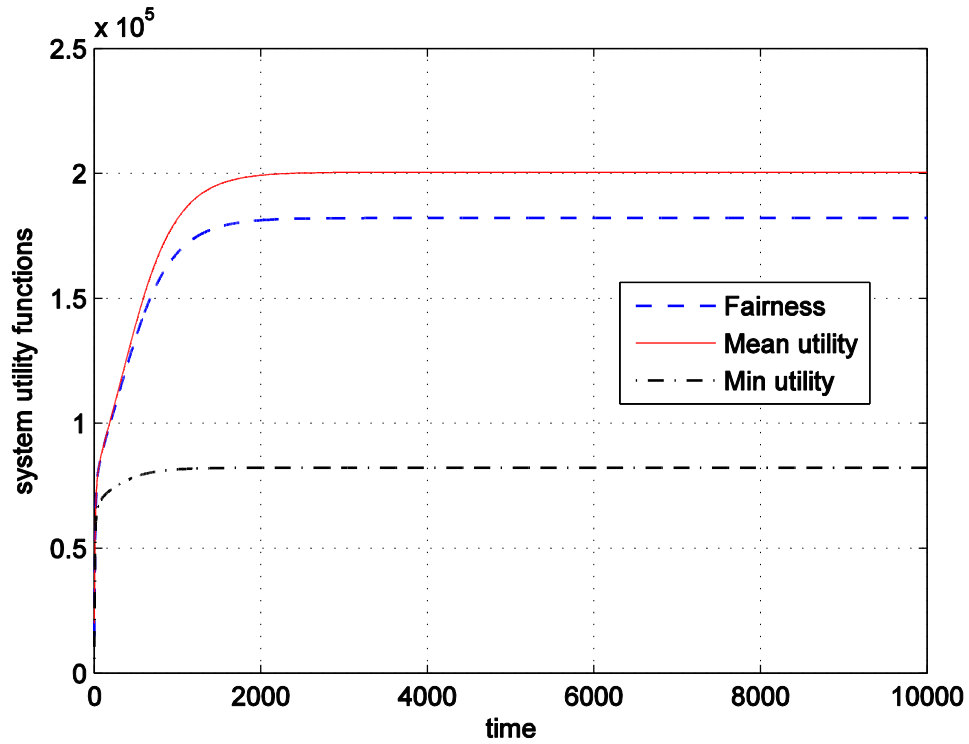


Figure. 5.8 Fonction d'utilité du Système

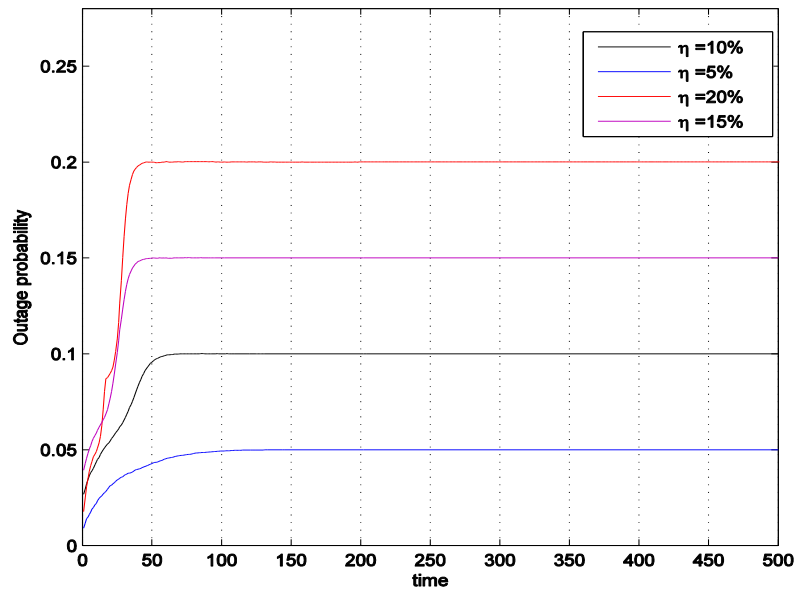


Figure. 5.9 Stabilité de convergence

Afin de montrer l'efficacité de l'algorithme proposé, nous allons étudier la stabilité de la convergence. La figure 5.9 montre la convergence sous différentes valeurs de probabilité de coupure  $\eta$ . L'algorithme converge dans tous les cas (5%, 10%, 15%, 20%). On peut conclure que l'algorithme proposé est stable en convergence.

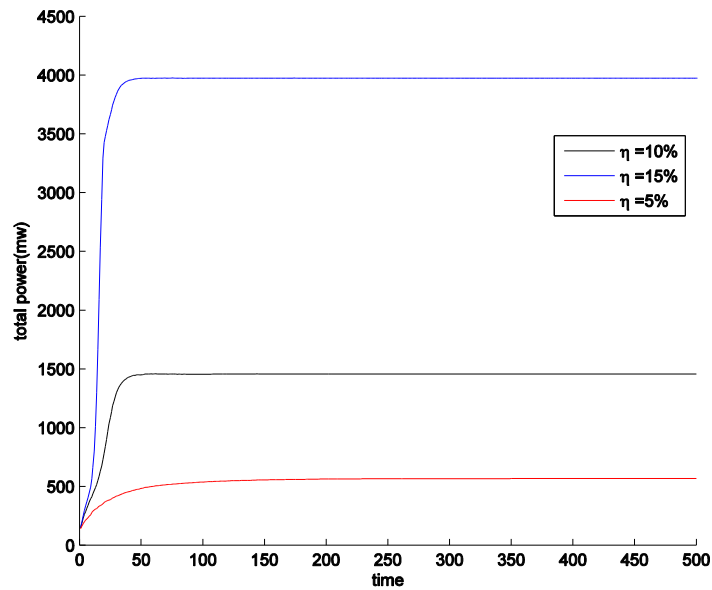


Figure. 5.10 Convergence de puissance sous différentes valeurs de coupures ( $\eta = 5\%$ ,  $\eta = 10\%$ ,  $\eta = 15\%$ )

La convergence de la puissance d'émission totale avec plusieurs valeurs de  $\eta$  est montrée dans la figure 5.10. On remarque que la puissance total augmente avec  $\eta$ . Ceci est expliqué par le faite qu'une grande valeur de  $\eta$  signifie plus de ressources d'énergie disponible pour le réseau cognitif. Par conséquent, l'émetteur peut utiliser une plus grande puissance d'émission et ainsi obtenir de meilleures performances. Cependant, la puissance totale des Sus ne peut pas être augmentée lorsque le processus converge vers l'état d'équilibre.

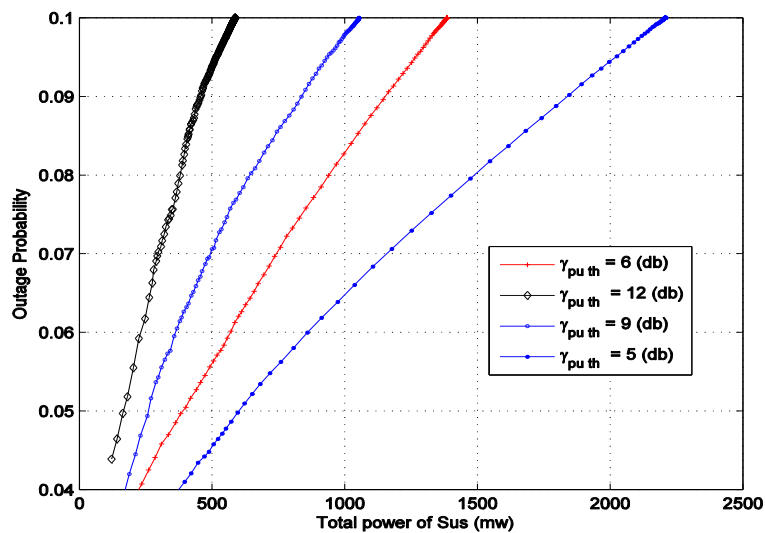


Figure. 5.11 Variations de la probabilité de coupure vs l'énergie totale consommée

Ensuite, nous étudions l'effet de l'interférence engendré par les Pus sur les utilisateurs cognitifs. La figure 5.11 représente la puissance total en fonction de  $\eta$  avec différents valeurs de SINR  $\gamma_{pu\_th}$ . En remarque que la probabilité de coupure augmente avec la puissance d'émission de Su. Cependant, la puissance totale consommée à la convergence n'est pas la même. Nous pouvons voir que l'exigence de qualité de service du Pu affecte les performances du réseau cognitif. Ceci est expliqué comme suit. Une grande valeur de  $\gamma_{pu\_th}$  entraînera plus petite ressource d'énergie pour l'utilisateur cognitive, ce qui fait que l'émetteur secondaire ne peut pas transmettre avec sa puissance d'émission maximale et ne peut donc pas obtenir de meilleures performances.

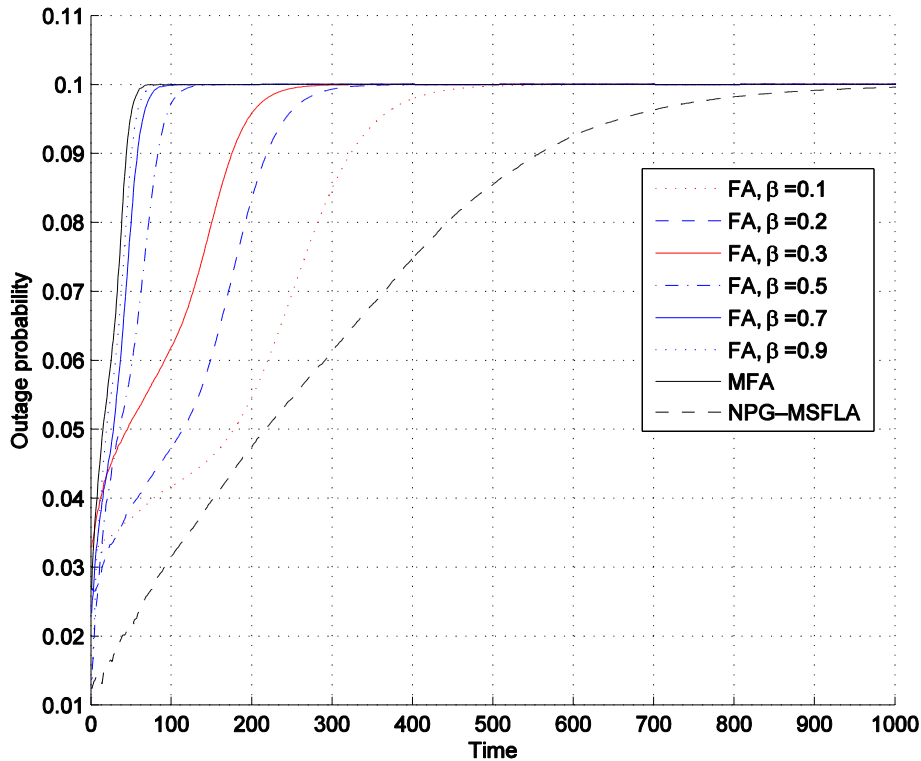


Figure. 5.12 Effet du facteur d'attractivité  $\beta$  proposées sur la vitesse de convergence

Ensuite, nous étudions l'effet du facteur d'attractivité  $\beta$  proposées sur la vitesse de convergence. L'algorithme proposé est comparé avec algorithme de lucioles de base SFA (yang 2010) et NPG-MSFLA (Zhang et al, 2012). La mise à jour de la puissance dans la SFA et NPG-MSFLA est adaptée au problème afin de satisfaire les contraintes de coupure. La figure 5.12 montre la comparaison entre les trois algorithmes. Nous pouvons voir que les algorithmes luciole (SFA et MFA) sont toujours mieux que NPG-MSFLA. Nous pouvons également voir que la convergence dans SFA est toujours améliorée lorsque  $\beta$  varie de 0,1 à 0,9. Cependant, l'algorithme proposé (MFA) converge plus vite que SFA dans tous les cas. Ceci est expliqué par le fait que le  $\beta$  proposé est plus efficace que celui de SFA. L'utilisateur qui a une puissance d'émission faible est attirés vers celui qui a une puissance forte, et le coefficient  $\beta$  de joue le rôle d'un adaptateur de la puissance d'émission afin de le rendre plus rapide pour la convergence, mais toujours précis en terme de satisfaction des contraintes.

Les résultats de simulation utilisant l'algorithme luciole montre que cet algorithme pourrait être appliqué avec succès à ce type de problèmes. En outre, les résultats des simulations montrent que notre algorithme peut grandement accélérer la vitesse de convergence et maximiser les différentes fonctions d'utilité tout en garantissant les contraintes de qualité de service pour les différents utilisateurs. En plus, nous pouvons voir que la commande de puissance offre la possibilité d'améliorer le gain de chaque Su, contrairement aux [Abd 10][Anu 13] [Hua, 06] [Klo 05] [Pen 06] [Zha 09], où le contrôle de puissance chez les utilisateurs secondaires n'a pas été utilisé. On peut conclure de la discussion précédente que par rapport aux travaux cités dans la littérature, notre algorithme peut obtenir une amélioration significative sur l'utilité des Sus tout en garantissant la Qos de Pu.

# Conclusion générale

L'étude réalisée dans cette thèse a été consacrée au problème d'allocation de fréquence dans les réseaux sans fils et plus particulièrement dans les réseaux cellulaires et les réseaux de radios cognitives, en prenant en compte la modélisation des phénomènes complexes de différentes natures présents dans ces réseaux. En effet, les différents services de ces réseaux exigent un niveau de qualité de service (QoS) à assurer. Cependant, la disponibilité des ressources radios n'est pas nécessairement garantie tout le temps, et les utilisateurs mobiles peuvent ainsi subir une dégradation ou coupure du service.

Un des principaux objectifs de cette thèse, a été donc d'optimiser certains problèmes rencontrés dans ces réseaux. Ainsi, la première contribution a donc été de trouver une nouvelle approche pour résoudre le problème d'allocation de fréquences dans un réseau cellulaire où les canaux sont alloués de façon permanente aux cellules (FCA). Cette approche utilise un algorithme Mémétique basé sur la combinaison de deux algorithmes connus : 'Algorithme Génétique' et 'la recherche Tabou'. L'algorithme proposé est une méthode de résolution permettant d'améliorer la qualité de service en éliminant toutes les interférences dans ces réseaux. L'adaptation de l'algorithme mémétique pour la résolution de FAP dans un réseau cellulaire a considéré plusieurs propriétés. Le but étant l'amélioration de certains critères de performance du système. Tous d'abord, En raison de l'importance des contraintes co-site, nous avons considéré ces contraintes dans l'initialisation de la population. Les informations spécifiques du problème ont été utilisées efficacement dans les mécanismes de croisement et recherche tabou par le biais d'un processus de recherche efficace dans les régions prometteuses de l'espace de recherche. Nous avons conçu un mécanisme auto-adaptatif pour ajuster la valeur de la probabilité de croisement. L'Opérateur de Boltzmann a été utilisée comme un mécanisme permettant de diversifier la population. Les résultats obtenus sont de très bonne qualité. En effet, la simulation montre que l'algorithme proposé a donné de meilleurs résultats pour les différentes instances du problème étudié. Notre travail présente un bon point de vue de la gestion du spectre radio dans les réseaux cellulaires.

La deuxième contribution a été de trouver une approche pour améliorer l'utilisation de la ressource radio. Effectivement, Les ressources radios accessibles par les technologies existantes ne permettent pas de répondre à la demande. Afin de remédier le manque des fréquences, de nouveaux concepts de partage des ressources ont été proposés, comme l'allocation dynamique d'un canal radio à une nouvelle communication. La technologie la plus appropriée pour relever ce challenge est la radio cognitive. La méthode proposée également utilise pour ces réseaux une heuristique de recherche locale combinée avec un algorithme glouton en prenant en compte le

contrôle de puissance. Cette proposition est basée sur le modèle de Peng [Pen 06], L'approche proposée est une méthode de résolution permettant d'améliorer la qualité de service en améliorant l'utilisation spectrale. L'inconvénient majeur de ce modèle réside dans leur simple modèle d'interférence, qui est basé sur le chevauchement de zones de couverture de deux stations de base (modèle binaire). Il ne tient pas compte les effets d'interférence de multiples transmissions qui se produisent simultanément sur un seul canal.

La troisième contribution, été donc de proposer un modèle d'interférence. Notre modèle réalise l'interaction entre l'allocation de fréquences et le contrôle de puissance dans les réseaux de la radio cognitive. Tout d'abord, chaque utilisateur secondaire établit son ensemble de canaux disponibles sur lesquelles l'émetteur peut garantir sa transmission avec succès sans perturber les autres transmissions. L'idée est de borner les puissances d'émission des émetteurs secondaires se partageant les canaux, tout en garantissant à la fois les exigences de qualité de service pour tous les utilisateurs du système. Deuxièmement, nous avons proposé un algorithme de contrôle de puissance basé sur une nouvelle métaheuristique inspirée par un algorithme naturel, appelé algorithme de luciole (firefly algorithm). Les résultats montrent une efficacité remarquable en termes de de temps de convergence.

Avant d'entamer un tel travail, nous avons d'abord étudié les aspects essentiels caractérisant ces systèmes et les problématiques dans lesquelles ils sont développés.

Dans le chapitre 1, nous avons présenté le problème d'allocation de fréquences. Nous avons étudié plusieurs aspects en particulier les notions d'interférence intercellulaire. Nous avons présenté la formulation mathématique ainsi que sa complexité, généralement rencontrée dans la littérature. Nous avons donné aussi les principaux schémas d'allocation de ressources introduits dans les réseaux cellulaires

Dans le chapitre 2, nous avons vu l'importance du problème. Nous avons présenté les différentes formulations rencontrées dans la littérature. Nous avons donné une classification des différentes formulations selon la fonction à optimiser. Cette classification nous a permet de présenter un état de l'art en suivant les types d'objectifs présentés.

Dans le chapitre 3, nous avons présenté dans la première partie, les métaheuristicques et leurs aspects essentiels et les problématiques dans lesquelles ils sont développés. Nous avons aussi présenté les principales métaheuristiques existantes et plus particulièrement les Algorithmes Mémétiques. Nous avons présenté dans La deuxième partie, une nouvelle méthode d'allocation de fréquence dans les réseaux cellulaires. La méthode proposée utilise un algorithme mémétique. Les résultats obtenus sont de très bonne qualité. En effet, la simulation montre que l'algorithme proposé a donné de meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes pour les différentes instances du problème étudié (un taux de convergence égal à 100% pour toutes les instances testés).

Dans le chapitre 4, nous avons souligné qu'il existe des travaux qui modélisent les radios cognitives. Nous avons mis l'accent sur le modèle qui a été proposé par Peng et al [Pen 06] qui modélise le réseau de radios cognitives par un modèle théorique de graphe. Les sommets du graphe représentent les communications (ou liens) entre un émetteur et un récepteur de radio



cognitive. Ces sommets disposent d'une liste de couleurs qui représentent les fréquences disponibles à affecter tout en respectant les contraintes d'interférence entre ces sommets. Nous avons modifié le modèle proposé par Peng [Pen 06], qui ne prend pas en compte les variations de trafic et le contrôle de puissance. Par contre, notre modèle s'appuie sur ces deux aspects. Nous avons proposé une combinaison de commande de puissance et de problème d'affectation de fréquences dans la radio cognitive pour améliorer la fonction de l'utilité du système. En outre, nous avons proposé une fonction d'utilité du système qui combinent l'utilisation efficace des spectres et l'équité et guide le sens de la recherche de notre algorithme proposé vers une solution meilleure que celles de Peng. Les résultats prouvent que nos méthodes proposées surpassent considérablement le modèle proposé par Peng [Pen 06] sous topologie différente. Les performances de notre algorithme sont satisfaisantes (avant et après le contrôle de puissance) en termes d'utilité et efficacité spectrale.

Dans le chapitre 5, nous avons présenté notre modèle d'interférence, une formulation générale du problème est donnée. Le principe de notre algorithme est présenté en détail avec une modélisation mathématique pour résoudre le problème traité. Une série d'expériences de calcul en utilisant différents paramètres, est effectuée. Les résultats numériques confirment l'efficacité de l'algorithme proposé qui permet d'obtenir l'équilibre de Nash plus rapidement par rapport à DPC [Hua 10].

Comme perspectives, il serait intéressant d'étendre notre étude pour étudier d'autres mécanismes de gestion de ressources radios en effectuant des simulations sur des systèmes de tailles plus importantes, ou des systèmes à capacités variables. En effet, la formulation proposée par peng [Pen 06] nécessite la projection du travail sur des réseaux réels. Il serait également intéressant d'améliorer l'algorithme proposé (Firefly algorithm) en introduisant de nouvelles contraintes plus pratiques, et implémenter des modèles de contrôle de puissance plus sophistiqués.

# Bibliographies

[Abd 10] Abdelbaset S. Hamza, Mona M. [Elghoneimy] 'On the Effectiveness of using Genetic Algorithm for Spectrum Allocation in Cognitive Radio Networks' *proceeding of HONET*, 2010, pp183- 189

[Abr 00] Abril J., Comellas F., Cortes A., Ozon J., and Vaquer M., A Multiagent system for frequency assignment in cellular radio networks, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 49, 5, 1558–1565, 2000.

[Aky 08] Akyildiz, L. E., W.-Y. Vuran, M. et Mohanty, S. (2008). A survey on spectrum management in cognitive radio networks. *Communications Magazine*, IEEE, 46(4):40 -48.

[Ama 06] Amaldi E, Capone A, Malucelli F, Mannino C () Handbook of optimization in telecommunications, chap optimization problems and models for planning cellular networks. Springer, Berlin, pp 917–939 2006 .

[Anu 13] Anumandla, K. K., Kudikala, S., Venkata, B. A. & Sabat, S. L. (2013). Spectrum Allocation in Cognitive Radio Networks Using Firefly Algorithm. In B. K. Panigrahi, P. N. Suganthan, S. Das & S. S. Dash (eds.), SEMCCO (1) (p./pp. 366-376).

[Aud 11] Audhya, G. K., Sinha, K., Ghosh, S. C., Sinha, B. P.: A survey on the channel assignment problem in wireless networks. *Wireless Communications and Mobile Computing*. A (2011), 11: 583–609. doi: 10.1002/wcm.89

[Aun 11] Aungkulanon, P., Chai-Ead N., and Luangpaiboon P.: "Simulated Manufacturing Process Improvement via Particle Swarm optimization and Firefly Algorithms". In Proc. International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists IMECS'11, Hong Kong, 1123-1128. (2011)

[Ave 02] Avenali A, Mannino C, Sassano A Minimizing the span of d-walks to compute optimum frequency assignments. *Math Program A* 91:357–374. 2002.

[Bal 96] Baldwin, J. "A new factor in evolution", In *American Naturalist*, vol. 30. 1896

[Ben 10] L. Benameur, J. Alami and A. El Imrani (2010) ' A hybrid discrete particle swarm algorithm for solving the fixed-spectrum frequency assignment problem' *Int. J. Computational Science and Engineering*, Vol. 5, pp 68-73

[Bor 97] R. Borndorfer, A. Eisenblatter, M. Grottschel, A. Martin "Frequency Assignment in Cellular Phone Networks" ZIB-Report 97-35, juillet 1997.

[Bou 95] Bouju A., Boyce J. F., Dimitropoulos C. H. D., Vom Scheidt G., Taylor J. G., Likas A., Papageorgiou G., and Stafylopatis A., Intelligent search for the radio links frequency assignment problem, International Conference for Digital Signal Processing (DSP'95), Limassol, Cyprus, 1995.

[Box 78] Box F., A Heuristic technique for assigning frequencies to mobile radio nets, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 27, 57–74, 1978.

[Bré 79] D. Bréaz "New Methods to Color Vertices of Graph" *Communications of ACM*, 1979, N°22, pp 251-256.

[Cao 05] L. Cao and H. Zheng, "Distributed spectrum allocation via local bargaining," *Proc. IEEE DySPAN 2005*, pp. 475486, 2005.

[Cas 96] Castelino DJ, Hurley S, Stephens NM. A tabu search algorithm for frequency assignment. *Annals of Operations Research* 1996; 63: 301–319.

[Cas 99] Castelino DJ, Hurley S, Stephens NM. A surrogate constraint tabu thresholding implementation for the frequency assignment problem. *Annals of Operations Research* 1999; 86: 259–270.

[Cha 94] T. H Chan, M. Palaniswani & D. Everitt "Neural Network-based Dynamic Channel Assignment for Cellular Mobile Communication Systems" *Proc. IEEE Transaction on Vehicular Technology*, 1994, Vol 43, N° 2, pp 279-288.

[Cha 96] K-N Chang, S. Kim "Call Blocking Performance of New Dynamic Channel Assignment Scheme in Cellular Radio Networks" *Proc. IEEE VTC*, 1996, pp 198-202.

[Che 96] L. Chen, S. Yoshida, H. Murata "A Dynamic Channel Assignment Algorithm for Voice and Data Integrated TDMA Mobile Radio" *Proc. IEEE VTC*, 1996, pp 213-217.

[Che 05] Cheng R-H., Yu C. W., Wu T-K, "A Novel Approach to the Fixed Channel Assignment Problem". *Journal of Information Science and Engineering* 21, 39-58.2005

[Cot 01] Cotta, C., and Troya, J. A comparison of several evolutionary heuristics for the frequency assignment problem. In *Connectionist Models of Neurons, Learning Processes, and Artificial Intelligence*, J. Mira and A. Prieto, Eds., vol. 2084 of *Lecture Notes in Computer Science*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2001, pp. 709-716.

[Cri 98] Crisan C. and Mühlenbein H., The frequency assignment problem: A look at the performance of evolutionary search, *Lecture Notes in Computer Science*, 1363, 263–274, 1998.

- [Cup 94] Cuppini M., A Genetic Algorithm for channel assignment problems, *European Transactions on Telecommunications and Related Technologies*, 5, 285–294, 1994.
- [Dor 95] Dorne R. and Hao J.-K., An evolutionary approach for frequency assignment in cellular radio networks, *IEEE International Conference on Evolutionary Computing, Perth, Australia*, 1995.
- [Dor 96] Dorne R. and Hao J.-K., Constraint handling in evolutionary search: A case study of the frequency assignment, *Lecture Notes in Computer Science*, 1141, 801–810, 1996.
- [Duq 93] Duque-Anton, M., Kunz, D. and Ruber, B. (1993) ‘Channelassignment for cellular radio using simulated annealing’, *IEEE Trans. Vehicular Technol.*, Vol. 42, pp.14–21.,
- [Eis 02] Eisenblätter A, Grötschel M, Koster AMCA Frequency planning and ramifications of coloring. *Discuss Math Graph Theory* 22(1):51–88 2002.
- [Fal 96] E. Falkenauer. A hybrid grouping genetic algorithm for bin packing. *Journal of Heuristics*, 2:5–30, 1996.
- [Fcc 02] Federal Communications Commission, Spectrum Policy Task Force. *Report ET docket No. 02–135*, November 2002.
- [Fis 00] M. Fischetti, C. Lepschy, G. Minerva, G. Romanin-Jucar, E. Toto "Frequency Assignment in Mobile Radio Systems Using Branch-and-cut Techniques" *European Journal of Operational Research*, 2000, N° 123, pp 241-255.
- [Fis 13] Fister, I., Jr., I. F., Yang, X.-S. & Brest, J. (2013). A comprehensive review of firefly algorithms. *CoRR*, abs/1312.6609.
- [Fle 94] Fleurent, C., and Ferland, J. A.. Genetic hybrids for the quadratic assignment problem. In Pardalos, P. & Wolkowicz, H., (eds.), *Quadratic Assignment and Related Problems*, vol. 16, DIMACS Series in Discrete Mathematics and Theoretical Computer Science, pp. 173-187. 1994.
- [Fre 96] Friesleben, B. and Merz, P., "A genetic local search algorithm for solving the symmetric and assymetric travelling salesman problem". In *Proceedings of the 1996 {IEEE} Conference on Evolutionary Computation, IEEE Press, Piscataway, NJ.* 1996.
- [Fun 92] Funabiki N. and Takefuji Y., A neural network parallel algorithm for channel assignment problems in cellular radio networks, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 41, 430–437, 1992.
- [Kno 01] Knowles, J. and Corne, D., “A comparative assessment of memetic, evolutionary and constructive algorithms for the multi-objective d-msat problem”, In 2001 Genetic and Evolutionary Computation Workshop Proceeding. 2001

[Kra 04] Krasnogor, N. "Self-generating metaheuristics in Bioinformatics: The protein structure comparison case". In *Genetic Programming and Evolvable Machines*, vol 5, pp 181--201. Kluwer academic Publishers 2004

[Gal 99] P. Galinier and J. K. Hao. Hybrid evolutionary algorithms for graph coloring. *Journal of Combinatorial Optimization*, 3(4):379–397, 1999.

[Gal2 99] Jin-Kao Hao , Philippe Galinier, Michel Habib Méthaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes *Revue d'Intelligence Artificielle Vol : No. 1999*

[Gam 86] Gamst A., Some lower bounds for a class of frequency assignment problems, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 35, 8–14, 1986.

[Gib 97]. Gibson, J. D., *The Communications Handbook*, Boca Raton, FL: CRC Press, 1997.

[Gio 96] A. I. Giortzis, L. F. Turner "A Mathematical Programming Approach to the Channel Assignment Problem in Radio Networks" *proc. IEEE VTC, 1996, N° 46, pp 736-740.*

[Gio 97] Giortzis A. I. and Turner L. F., Application of mathematical programming to the fixed channel assignment problem in mobile radio networks, *IEEE Proceedings on Communications*, 144, 257–264, 1997.

[Glo 95 ] Glover F., Tabu thresholding: Improved search by nonmonotonic trajectories, *ORSA Journal on Computing*, 7, 426–442, 1995.

[Gos 09] Gozuppek D, Genç G, Ersoy C. Channel assignment problem in cellular networks: a reactive tabu search approach. *Proceedings of IEEE International Symposium on Computer and Information Sciences, 2009.*

[Goë 06] A. Goëffon, J. M. Richer, and J. K. Hao. A distance-based information preservation tree crossover for the maximum parsimony problem. *Lecture Notes in Computer Science*, 4193:761–770, 2006.

[Gol 89] D. Goldberg : *Genetic Algorithms in Searching Optimisation and Machine Learning*. Addison-Wesley Longman, 1989.

[Goo 00] Goodman, D. & Mandayam, N. (2000). Power control for wireless data. *Personal Communications, IEEE*, 7, 48-54. doi: 10.1109/98.839331

[Gou 11] Goutam K. Audhya, Koushik Sinha, Sasthi C. Ghosh and Bhabani P. Sinha. A survey on the channel assignment problem in wireless networks. *Wiley Online Library Wireless communication and mobile computing*; 11:583–609, 2011.

- [Hal 80] Hale,WK : Frequency assignment: theory and applications Proc IEEE 68(12):1497–1514, (1980)
- [Hao 96] Hao J.-K and Dorne R., Study of genetic search for the frequency assignment problem, Lecture Notes in Computer Science, 1063, 333–344, 1996.
- [Hao 13] Hao, X.-C., Zhang, Y.-X., Jia, N. & Liu, B. (2013). Joint Algorithm of Channel Allocation and Power Control in Multi-channel Wireless Sensor Network.. *Wireless Personal Communications*, 73, 1169-1186.
- [Hao 98], J. Hao, R. Dorne, P. Galinier "Tabu Search for Frequency Assignment in Mobile Radio Networks" *Journal of heuristics*, 1998, N° 4, pp 47-62.
- [Har 94], Hart, W. “Adaptive Global Optimization with Local Search”, *PhD thesis, University of California, San Diego, USA. 1994*,
- [Hel 99] M. Hellebrandt, F. Lambrecht, R. Mathar, T. Niessen, R. Starke "Frequency Allocation and Linear Programming" *proc. IEEE VTC*, N° 48, 1999, pp 617-621.
- [Her 05] Hertz A, Schindl D, Zufferey N. Lower bounding and tabu search procedures for the frequency assignment problem with polarization constraints. *4OR : A Quarterly Journal of Operations Research* 2005; 3:139–161.
- [Hin 87] Hinton, G. and Nowland, S, “How learning can guide evolution”. In *Complex Systems*, vol 1, pp 495—502. 1987.
- [Hoa 06] Hoang AT, Liang YC (2006) Maximizing spectrum utilization of cognitive radio networks using channel allocation and power control. *IEEE Veh Technol Conf*, pp 1–5
- [Hoa 08] Hoang AT, LIANG YC (2008) Downlink channel assignment and power control for cognitive radio networks. *IEEE Trans Wirel Comm* 7(8):3106–3117
- [Hoo 04] H.H. Hoos and T. Stützle. *Stochastic local search: Foundations and applications*. Morgan Kaufmann, 2004.
- [Hou 97] Houck, C.; Joines, J.; Kay, M. and Wilson, J, “Empirical investigation of the benefits of partial Lamarckianism”. In *Evolutionary Computation*, vol 5, pp 31—60. 1997.
- [Hol 75] H. J. Holland : *Adaptation in natural and artificial systems, an introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence*. Ann Arbor, The university of Michigan Press, 1975.
- [Hua 01] Huang, X. L. & Bensaou, B. (2001). On max-min fairness and scheduling in wireless ad-hoc networks: analytical framework and implementation. *MobiHoc* (p./pp. 221-231).
- [Hua 06] J. Huang, R. Berry, and M. L. Honig, “Auction-based spectrum sharing,” *ACM Mobile Networks and Applications (MONET)*, vol. 11, no. 3, pp. 405-418, 2006.
- [Hua 10] Huang, S., Liu, X. & Ding, Z. (2010). Distributed Power Control for Cognitive User Access based on Primary Link Control Feedback.. *INFOCOM* (p./pp. 1280-1288).

[Hur 97] Hurley S., Smith D. H., and Thiel S. U., FASoft: A system for discrete channel frequency assignment, *Radio Science*, 32, 1921–1939, 1997.

[Hur 00] S. Hurley, R. M. Whitaker, D. H. Smith "Channel Assignment in Cellular Networks without Channel Separation Constraints" *proc. IEEE VTC, 2000, N° 50, pp 1714-1718.*

[Jab 02] B. Jabbarly "Fixed and Dynamic Channel Assignment" in *The Communications Handbook, 2nd edition, CRC Press LLC, 2002.*

[Jai 96] F. Jaimes-Romero, D. Munoz-Rodriguez "Channel Assignment in Cellular Systems Using Genetic Algorithms" *proc. IEEE VTC, 1996, N° 45, pp 741-745.*

[Jan 00] J. Janssen and T. Wentzell. Lower bounds from tile covers for the channel assignment problem. Technical Report G-2000-09, GERAD, HEC, Montreal, Canada, 2000.

[Jau 99]. Jaumard B, Marcotte O, Meyer C Telecommunications network planning, chap, mathematical models and exact methods for channel assignment in cellular networks. Kluwer, UK, pp 239–256 1999.

[Kan 02] Kandukuri, S. & Boyd, S. (2002). Optimal power control in interference-limited fading wireless channels with outage-probability specifications.. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 1, 46-55.

[Kat 96]. Katzela I., and Nagshineh M., Channel assignment schemes for cellular mobile telecommunication systems, *a comprehensive survey, IEEE Personal Communications*, 10–31, 1996.

[Kap 95] Kapsalis, A., Chardaire, P., Rayward-Smith, V. J., & Smith, G. D. (1995). The radio link frequency assignment problem: A case study using genetic algorithms. In *Lecture notes on computer science* (Vol. 993, pp. 117–131).

[Kim 94] Kim S. and Kim S.-L., A Two-phase algorithm for frequency assignment in cellular mobile systems, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 43, 542–548, 1994.

[Kim 97] Kim J.-S., Park S. H, Dowd P. W., and Nasrabadi N. M., Cellular radio channel assignment using a modified hopfield network, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 46, 4, 957–967, 1997.

[Kim 96] Kim J.-S., Park S. H., Dowd P. W., and Nasrabadi N. M., Channel assignment in cellular radio using genetic algorithms, *Wireless Personal Communications*, 3, 273–286, 1996.

[Kir 83] Kirkpatrick, S., Gelatt, C. and Vecchi, M. (1983), "Optimization by simulated annealing". In *Science*, vol. 220, pp. 671–680.

[Klo 05] C. Kloeck, H. Jaekel, and F. K. Jondral, "Dynamic and local combined pricing, allocation and billing system with cognitive radios," *Proc. IEEE DySPAN 2005*, pp. 7381, 2005.

[Kol 99] Kolen A. W. J., A Genetic Algorithm for Frequency Assignment, Technical report, MaastrichtUniversity, 1999

[Kos 07] K. I. Aardal, C.P.M. van Hoesel, A.M.C.A. Koster, C. Mannino, and A. Sassano, “Models and solution techniques for frequency assignment problems,” *Annals of Operations Research*, vol.153, pp.79–129, 2007.

[Kos 99] A. M. Koster. Frequency Assignment : Models and Algorithms. PhD thesis, Universiteit Maastricht, 1999.

[Kra 02] Krasnogor, N., “Studies in the Theory and Design Space of Memetic Algorithms”, *PhD thesis, University of the West of England, Bristol, U.K. 2002*

[Kra 05] Krasnogor, N., Smith, J.: A Tutorial for Competent Memetic Algorithms: Model, Taxonomy and Design Issues. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 9, no. 5, pp. 474 - 488, (2005)

[Ku 98] Ku, K. W. C., and Mak, M. W. Empirical analysis of the factors that affect the Baldwin effect. In Eiben, A. E., Bäck, T., Schonauer, M., and Schwefel, H.-P., editors, *Parallel Problem Solving from Nature – PPSN V*, Berlin, Springer, pp. 481-490. 1998.

[Kun 91] Kunz D., Channel Assignment for cellular radio using neural networks, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 40, 188–193, 1991.

[Lai 96]. Lai W. K. and Coghill G. G., Channel assignment through evolutionary optimization, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 45, 91–95, 1996.

[Lan 89] Lanfear TA. Graph theory and radio link frequency assignment problems. *Technical Report, NATO, Allied Radio Frequency*, 1989.

[Lan 89] Land, M., “Evolutionary Algorithms with Local Search for Combinatorial Optimization”, *PhD thesis, University of California, San Diego, USA. 1988*

[Lar 06] F. Lardeux, F. Saubion, and J. K. Hao. Gasat: A genetic local search algorithm for the satisfiability problem. *Evolutionary Computation*, 14(2):223–253, 2006.

[Lee 02] Leese R, Hurley S Methods and algorithms for radio channel assignment. Oxford lecture series in mathematics and its applications. Oxford University Press, New York 2002

[Loc 95]. Lochtie G. D. and Mehler M. J., Subspace approach to channel assignment in mobile communication networks, *IEEE Proceedings*, 142, 179–185, 1995.

[Luk 09] Lukasik, S. and Zak, S: ”Firefly Algorithm for Continuous Constrained Optimization asks”, *Lecture Notes in Computer Science*, 5796/2009: 97-106, (2009)



[Mab 03] Mabed Hakim, Thèse de doctorat : "*Modèles et techniques d'optimisation dynamique pour les réseaux radiomobiles*", N° d'ordre 590 Année 2003.

[Man 03] Mannino C, Sassano A An enumerative algorithm for the frequency assignment problem. *Discrete Appl Math* 129:155–169. 2003

[Man 00] Maniezzo V. and Carbonaro A., An ANTS heuristic for the frequency assignment problem, Special Issue on Ant Algorithms, *Future Generation Computer Systems*, 16, 8, 927–935, 2000.

[Man 09] Maninder Singh Kamboj, Jyotsna Sengupta, “Comparative Analysis of Simulated Annealing and Tabu Search Channel Allocation Algorithms”, *International Journal of Computer Theory and Engineering (IJCTE)*, Vol. 1, No. 5, pp. 588-591, December 2009.

[Mal 06] Malek Rahoual , Patrick Siarry, « Réseaux informatiques: conception et optimisation » Paris : Éd. Technip , DL 2006

[Mat 93] Mathar R. and Mattfeldt J., Channel assignment in cellular radio networks, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 42, 647–656, 1993.

[May 96] Mayaley, G, “Landscapes, learning costs and genetic Assimilation”. In *Evolutionary Computation*, vol 4, pp 213—234. 1996.

[Mer 97] P. Merz and B. Freisleben. A genetic local search approach to the quadratic assignment problem. In *Proceedings of the 7th International Conference on Genetic Algorithms*, pages 465–472, East Lansing, MI, USA, Morgan Kaufmann Publishers Inc. 1997.

[Mer 00] Merz, P. Memetic algorithms for combinatorial optimization problems: Fitness landscapes and effective search strategies. *Phd thesis, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of Siegen, Germany*. 2000.

[Met 70] B. H. Metzger, *spectrum management technique*, FALL, 1970.

[Mon 03] Montemanni R, Moon JNJ, Smith DH. An improved tabu search algorithm for the fixed-spectrum frequencyassignment problem. *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 2003; 52(4): 891–901.

[Mor 98] Morris, G. M., Goodsell, D. S., Halliday, R. S., Huey, R., Hart, W. E., Belew, R. K. and Olson, A. J. Automated docking using a Lamarckian genetic algorithm and an empirical binding free energy function. *Journal of Computational Chemistry*, 19 (14), pp. 1639-1662. 1998.

[Mos 89] Moscato, P. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts: Towards memetic algorithms. C3P Report 826, Caltech Concurrent Computation Program, Caltech, California, USA. 1989.

[Muh 98] Crisan C. and Mühlenbein H., The breeder genetic algorithm for frequency assignment, *Lecture Notes in Computer Science*, 1498, 897–906, 1998.

[Mur 99] R. Murphey, P. Pardalos, and M. Resende. Frequency assignment problems, 1999.

[Nie 05] N. Nie and C. Comaniciu, “Adaptive channel allocation spectrum etiquette for cognitive radio networks,” *Proc. IEEE DySPAN 2005*, pp. 269278, 2005.

[Ngo 98] Ngo C. Y. and Li, V. O. K., Fixed channel assignment in cellular radio networks using a modified genetic algorithm, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 47, 163–171, 1998.

[Oma 06] Al-Omari H, Sabri KE (2006) New graph coloring algorithms. *Journal of Mathematics and Statistics* 2: 739–741.

[Pen 03] Peng Y, Wang L, Soong B. Optimal channel assignment in cellular systems using tabu search. *Proceedings of 14th IEEE Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Vol. 1, 2003*.

[Pen 06] C. Peng, H. Zheng, and B. Y. Zhao, “Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access,” *ACM Mobile Networks and Applications (MONET)*, vol. 11, no. 4, pp. 555–576, 2006.

[Phi 07] Eisenblätter, A., Koster, A. Web site in which the Philadelphia instances for the FAP problem are explained <http://fap.zib.de/problems/Philadelphia>, May 2007

[Pic 06] Picouleau Christophe, « les métaheuristiques en optimisation combinatoire », 9 mai 2006.

[Ren 97] D. Renaud, A. Caminada "Evolutionary Methods and Operators for Frequency Assignment Problem" *SpeedUp Journal*, 1997, Vol 11, N° 2, pp 27-32.

[San 07] L.M. San José-Revuelta “A new adaptive genetic algorithm for fixed channel assignment” *Information Sciences*, vol. 177, pp. 2655-2678 ,2007.

[Sar 02] Saraydar, C., Mandayam, N. & Goodman, D. (2002). Efficient power control via pricing in wireless data networks. *IEEE Transactions on Communications*, 50, 291-303.

[Sas 04] Sashka Davis and Russell Impagliazzo. Models of greedy algorithms for graph problems. In *Proceedings of the 15th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, pages 381–390, 2004.

[Sid 03] Sidi-Mohammed SENOUCI, Thèse de doctorat : " *Application de techniques d'apprentissage dans les reseaux mobiles*", 2003.

[Sir 89] Sivarajan K. N., McEliece R. J., and Ketchum J. W., Channel assignment in cellular radio, *Proceedings of the 39th IEEE Vehicular Technology Conference*, 846–850, 1989.

[Siv 89] Sivarajan, K.N., McEliece, R.J. and Ketchun, J.W. ‘Channel assignment in cellular radio’, *Proceedings of the 39th IEEE Vehicular Technology Conference*, May, pp.846–850. 1989.

[Shi 05] Shirazi, S.A.G. and Amindavar, H. (2005) ‘Fixed channel assignment using new dynamic programming approach in cellular radio networks’, *Computers and Electrical Engineering*, Vol. 31, pp.303–333.

[Smi 98] Smith K. A., Kim B. K., and Sargent G. F., Minimizing channel interference in real cellular radio networks, *IEEE Global Communications Conference*, pp. 2192–2197, 1998.

[Smi 97] Smith K. A. and Palaniswami M., Static and dynamic channel assignment using neural networks, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 15, 238– 249, 1997.

[Sun 07] Sung-Soo Kima, Alice E. Smithb,\* , Jong-Hyun Leec,” A memetic algorithm for channel assignment in wireless FDMA systems “ Science directe 2007

[Tab 97 ] S. Tabbane, «Réseaux mobiles», Hermès, Edition 1997.

[Tai 94] Taillard E. *Comparison of iterative searches for the quadratic assignment problem*, Rapport technique, Département de Mathématiques, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne 1994

[Taj 88] J. Tajima, K. Imamura "A Strategy for Flexible Channel Assignment in Mobile Communication Systems" *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, 1988, Vol 37, N° 2, pp 92-103.

[Tio 00] Tiourine S. R., Hurkens C. A. J., and Lenstra J. K., Local search algorithms for the radio link frequency assignment problem, *Telecommunication Systems*, 13, 293–314, 2000.

[Tou 12] Tounsi.A. ,B.malika,’A genetic simulated annealing for solving the channel assignment problem’ *Proceedings of INCT 2012.ISBN:987-605- 86637-0-1* pp 49-53.

[Tur 96] Turney, P. “How to shift bias: lessons from the Baldwin effect”. In *Evolutionary Computation*, vol 4, pp 271—295. 1996.

[Val 98] Valenzuela C., Hurley S., and Smith D. H., A Permutation based genetic algorithm for minimum span frequency assignment, *Lecture Notes in Computer Science*, 1498, 907–916, 1998.

[Vav 96]Vavak, F., Fogarty, T. and Jukes, K.(1996) “A genetic algorithm with variable range of local search for tracking changing environments”. In *Proceedings of the 4th Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Lecture Notes in Computer Science 1141*, Voigt, H.M., Ebeling, W., Rechenberg, I. and Schwefel, H.P. (eds.). Springer.(1996)

[Web 93] W.T. Webb, J.E.B. Williams, R.Steele "Microcellular Teletraffic Levels" *Seventh IEE European Conference, 1993, pp 125-130.*

[Wan 96]. Wang W. and Rushforth C. K., An adaptive local-search algorithm for the channel assignment problem (CAP), *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 45, 459–466, 1996.

[Whi 94] Whitley, L., Gordon, S. and Mathias, K., "Lamarckian evolution, the Baldwin effect, and function optimisation". In *Proceedings of the 3rd Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Lecture Notes in Computer Science 866, Davidor, Y., Schwefel, H.P. and Manner, R. (eds). Springer. 1994

[Wid 00] Widmer, M., Hertz, A. and Costa, D. (2000). Les Métaheuristiques. Chapter de livre dans : *Ordonnancement de la Production*, Édité par : Lopez, P. and Roubellat, F., Hermes Science Publications, 55-93.

[Yan 09] Yang, X.-S. (2009). Firefly Algorithms for Multimodal Optimization.. In O. Watanabe & T. Zeugmann (eds.), *SAGA* (p./pp. 169-178).

[Yan 10] Yang, X.S. (2010). Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization, *International Journal Bio-Inspired Computing*. 2 (2(p./pp. 78-84).

[Yan 08] Yang X.S. : "Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms". Luniver Press, UK.(2008)

[Yan2 10] Yang X.S.: "Firefly algorithm, Lévy flights and global optimization", in: *Research and Development in Intelligent Systems XXVI* (Eds M. Bramer, R. Ellis, M. Petridis), Springer London, 209-218.(2010).

[Yat 95] Yates, R. D. (1995). A Framework for Uplink Power Control in Cellular Radio Systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 13, 1341-1347.

[Yua 00] Yuanyuan Zhang ,Ming Chen A Metaheuristic Approach for The Frequency Assignment Problem *IEEE* 2010

[Yua 07] Yuan Y, Bahl P, Chandra R, Moscibroda T, Wu Y. Allocating dynamic time-spectrum blocks in cognitive radio networks. *Proceedings of ACM MobiHoc*, 2007; 130–139.

[Yua2 07] Yuan Y, Bahl P, Chandra R, *et al.* KNOWS: cognitive networking over white spaces. *Proceedings of IEEE Dyspan*, 2007.

[Yeu 00] K. L. Yeung, T-S. P. Yum "Fixed Channel Assignment Optimisation for Cellular Mobile Networks" *IEICE Transaction on Communications*, 2000, Vol E83, N° 8, pp 1783-1791.

[Zay 08] B. Zayen, M.Haddad, A. Hayar, G.E. Øien," Binary power allocation for cognitive radio networks with centralized and distributed user selection strategies ", *Physical Communication* 1 (2008) 183193.

[Zha 09] Z. Zhao, Z. Peng, S. Zheng, and J. Shang, “Cognitive Radio Spectrum Allocation using Evolutionary Algorithms,” *IEEE Trans. on Wireless Communications*, vol. 8, no. 9, pp. 4421 - 4425, 2009.

[Zha 11] Zhang, X.D., Zhang, Y.F., Shi, Y.H., Zhao, L. & Zou, C.R. (2011). Power control algorithm in cognitive radio system based on modified shuffled frog leaping algorithm, *International Journal of Electronics and Communications. (AEÜ)*, 66, (6), pp. 448–454

[Zoe 77] Zoellner J. A. and Beall C. L., A breakthrough in spectrum conserving frequency assignment technology, *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 19, 313–319, 1977.