

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

**Badji Mokhtar-Annaba University**

**Université Badji Mokhtar-Annaba**



**جامعة باجي مختار-عنابة**

**Faculté des Sciences de l'ingénierie**

**Année : 2016/2017**

**Département d'Informatique**

Thèse

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat 3ème Cycle LMD

**Mise au point de méta-heuristiques  
permettant de dresser un plan de fréquence en  
téléphonie mobile**

Domaine : Math-Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Réseaux et Sécurité Informatique

Par : Mr. Housseem Eddine Hadji

Directeur de thèse : Malika Babes      MCA      Université d'Annaba

Devant le Jury

Président : Nassira Ghoualmi-Zine    Pr      Université d'Annaba

Examineurs : Natalia Djellab      Pr      Université d'Annaba

Salim Chikhi      Pr      Université Constantine 2

Chaker Mezioud    MCA      Université Constantine 2

# Remerciements

Je remercie Dieu avant toute chose, qui m'a donné l'énergie et la patience nécessaire pour finaliser le long travail de thèse.

Je tiens à remercier ma famille pour leurs soutiens incondtionnels du début jusqu'à la fin de cette thèse et dont je la leur dédie.

Je tiens à remercier ma directrice de thèse Pr. Malika Bases pour avoir accepté de m'encadrer et faire tous le possible pour achever le but que chaque doctorant aspire, à savoir, devenir un jour docteur en sa discipline.

Je n'oublie pas de remercier Madame Ghoulmi-Zine Nassira de l'université d'Annaba qui m'a fait l'honneur de présider le jury.

Je remercie aussi les membres du jury qui sont composés de : Madame Natalia Djellab, Monsieur Chikhi Salim et enfin Monsieur Mezioud Chaker pour leurs gratitudes de dédier une partie de leurs temps à lire et faire le rapport de la thèse.

# Résumé

La téléphonie mobile cellulaire connaît ces dernières années un développement sans précédent dans l'histoire des télécommunications. L'explosion de la demande dans ce secteur a incité les opérateurs à déployer des réseaux de télécommunication mobiles de plus en plus performants pour satisfaire la demande des clients. Le principe fondamental de la téléphonie cellulaire consiste à se donner un ensemble de cellules ou zones géographiques, et à réutiliser chaque fois que les contraintes de compatibilité électromagnétique le permettent, les mêmes canaux à travers ces différentes cellules. Mieux on sait utiliser les canaux disponibles, moins on investira pour de nouveaux équipements dans le but d'éliminer des interférences potentielles, ou de pouvoir desservir un plus grand nombre de clients.

Dans cette thèse, nous nous intéressons aux problèmes d'affectation fixe des canaux de fréquences dans les réseaux cellulaires en considérant deux objectifs de minimisation. Ces objectifs se focalisent sur la minimisation du niveau global d'interférences (MI-FAP) et la minimisation de l'étendue de fréquences utilisées (MS-FAP). Le premier objectif MI-FAP consiste à trouver des solutions acceptables en minimisant le niveau global d'interférence des affectations de fréquences proposées. Le fait de garder ces interférences à un niveau minimal conduirait à un faible taux de blocage des appels, une plus grande capacité en termes du nombre de clients, une meilleure qualité de la communication et des économies en investissement pour de nouveaux équipements. Afin de résoudre ce problème, une attention particulière est portée sur une intégration de la méthode de recherche tabou dans l'optimisation par essaim particulière, formant un algorithme hybride nommé PSO-TS. Le deuxième objectif MS-FAP consiste à satisfaire toutes les contraintes de compatibilité électromagnétique tout en minimisant l'étendue de fréquences utilisées. Une nouvelle méthode constructive efficace et très rapide permettant la résolution de ce problème est proposée en se basant sur une nouvelle modélisation du problème et des nouvelles bornes inférieures proposées de l'étendue minimale de fréquences utilisées.

Les résultats de simulation sur différentes instances de diverses tailles des problèmes MI-FAP et MS-FAP montrent que la qualité des solutions obtenues ainsi que le temps de calcul nécessaire

à l'obtention de ces solutions sont nettement meilleurs que celles des meilleures approches existantes dans ce domaine.

**Mot-clés :** Téléphonie cellulaire, Réseaux cellulaires, Allocation de fréquences, Optimisation combinatoire.

# Abstract

Mobile cellular knows in recent years an unprecedented development in the history of telecommunications. The explosion of demand in this sector has prompted operators to deploy a more efficient mobile telecommunications networks to meet customer demand. The fundamental principle of cellular telephony is to split an area to be covered into small zones called cells and then to reuse the same channels through these cells as long as the resulting interference level is acceptable. Actually, a good channel reuse scheme will prevent against superfluous investments for new equipments in order to eliminate potential interferences or in order to increase the network capacity.

In this thesis, we focus on the problems of fixed allocation channels frequency in cellular networks by considering two minimizing objectives. These objectives are focused on minimizing the overall interference level (MI-FAP) and minimizing the extent of the frequencies used (MS-FAP). The first MI-FAP goal is to find acceptable solutions that minimize the overall level of interference of proposed frequency assignments. Keeping the interference to a minimum lead to low call blocking rate, greater capacity in terms of number of customers, better quality communications and economies in investment in new equipment. To solve this problem, special attention is paid to an integration of the tabu search method in particle swarm optimization, forming a new hybrid algorithm called PSO-TS. The second MS-FAP goal is to meet all electromagnetic compatibility constraints while minimizing the extent of frequencies used. A new effective and very fast constructive method for solving this problem is proposed based on a new modeling of the problem and the new proposed lower bounds of the minimum range of frequencies used.

Simulation results on different benchmarks of various sizes of MI-FAP and MS-FAP problems show that the quality of the obtained solutions and the computation time required for obtaining these solutions are significantly better than the best existing approaches on this domain.

**Keywords:** Cellular telephony, Cellular Networks, frequency allocation, combinatorial optimization.

# ملخص

الاتصالات المتنقلة تعرف السنوات الأخيرة تطورا لم يسبق له مثيل في تاريخ الاتصالات السلكية واللاسلكية. الانفجار في الطلب في هذا القطاع يدفع المشغلين لنشر شبكات الاتصالات المتنقلة ذو أكثر كفاءة لتلبية الطلب من العملاء. المبدأ الأساسي للاتصالات الخلوية هو توفير مجموعة من الخلايا أو المناطق الجغرافية، وإعادة استخدام كلما سمحت قيود التوافق الكهرومغناطيسي، القنوات نفسها من خلال هذه الخلايا المختلفة. كلما تحسن استخدام القنوات المتاحة، كلما قل الاستثمار في معدات جديدة من أجل القضاء على أي تشويش محتمل، أو من أجل القدرة على خدمة المزيد من الزبائن.

في هذه الأطروحة، نحن نركز على المشاكل الثابتة في تخصيص قنوات التردد في الشبكات الخلوية بواسطة هدفين. تركز هذه الأهداف على تقليل مستوى التداخل الكلي (MI-FAP) والتقليل من مدى الترددات المستخدمة (MS-FAP). الهدف الأول MI-FAP هو إيجاد حلول مقبولة التقليل من المستوى العام للتداخل من تخصيصات الترددات المقترحة. الحفاظ على التداخل في الحد الأدنى يؤدي إلى انخفاض معدل حجب المكالمات، قدرة أكبر من حيث عدد العملاء، وتحسين جودة الاتصالات والاقتصادات في الاستثمار في معدات جديدة. لحل هذه المشكلة، يولى اهتمام خاص لدمج طريقة البحث tabou في سرب الجسيمات PSO ، وتشكيل خوارزمية المهجنة تسمى PSO-TS. الهدف الثاني MS-FAP هو لتلبية جميع القيود التوافق الكهرومغناطيسي مع التقليل من مدى الترددات المستخدمة. يقترح طريقة بناء فعال وسريع للغاية جديدة من أجل حل هذه المشكلة على أساس النمذجة الجديدة للمشكلة والحدود الدنيا الجديدة المقترحة للحد الأدنى للنطاق الترددات المستخدمة.

تشير نتائج المحاكاة على معايير مختلفة من مختلف الأحجام للمشاكل MI-FAP و MS-FAP ان نوعية الحلول المتحصل عليها والوقت اللازم لإيجادها هي أفضل بكثير من أفضل النهج القائمة على هذا المجال.

**الكلمات الرئيسية:** الاتصالات الخلوية، الشبكات الخلوية، تخصيص الترددات، والتحسين اندماجي.

# Table des matières

<b>Remerciements .....</b>	<b>i</b>
<b>Résumé .....</b>	<b>ii</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>iv</b>
<b>ملخص .....</b>	<b>v</b>
<b>Table des matières .....</b>	<b>vi</b>
<b>Liste des tableaux .....</b>	<b>ix</b>
<b>Liste des figures .....</b>	<b>xi</b>
<b>Liste des algorithmes.....</b>	<b>xiii</b>
<b>Chapitre 1 Introduction générale .....</b>	<b>2</b>
1.1 Contexte de la Recherche et problématique .....	2
1.3 Objectif de la thèse .....	8
1.4 Contributions .....	8
1.5 Organisation de la thèse.....	9
Partie I : Etat de l’art.....	10
Partie II : Contributions .....	10
<b>Chapitre 2 Introduction à la téléphonie cellulaire .....</b>	<b>16</b>
2.1 Téléphonie cellulaire .....	16
2.2 Spectre de fréquences .....	18
2.3 Gestion du spectre et normalisation.....	18
2.4 Techniques d’accès aux systèmes cellulaires .....	19
2.4.1 FDMA .....	20
2.4.2 TDMA.....	20

2.4.3 CDMA.....	20
2.5 Cycle de vie d'un réseau cellulaire .....	21
2.5.1 Faisabilité technico-économique .....	22
2.5.2 Obtention de la licence.....	22
2.5.3 Déploiement.....	22
2.5.4 Optimisation, extension et densification.....	23
2.5.5 Evolution des services.....	24
2.5.6 Transition vers une nouvelle technologie .....	24
2.6 Evolution des systèmes cellulaires .....	24
2.7 Architecture générale d'un réseau de téléphonie cellulaire.....	25
2.8 Interférences .....	27
2.9 Réutilisation de fréquences.....	28
2.10 Planification d'un système de téléphonie cellulaire .....	30
2.11 Conclusion .....	31
<b>Chapitre 3 Allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires .....</b>	<b>33</b>
3.1 Introduction .....	33
3.2 Schémas d'allocation de fréquences.....	34
3.2.1 Allocation fixe des fréquences.....	34
3.2.2 Allocation dynamique des fréquences .....	35
3.2.3 Allocation hybride des fréquences.....	35
3.3 Interférences .....	36
3.4 Objectifs d'allocation de fréquences .....	37
3.4.1 Minimum Blocking FAP (MB-FAP).....	37
3.4.2 Minimum Order FAP (MO-FAP) .....	37
3.4.3 Minimum Span FAP (MS-FAP).....	37

3.4.4 Minimum Interference FAP (MI-FAP).....	38
3.5 Allocation de fréquences et coloration de graphe .....	38
3.6 Exemple illustratif .....	39
3.7 Méthodes de résolution.....	41
3.7.1 Méthodes exactes.....	42
3.7.2 Méthodes constructives.....	44
3.7.3 Méthodes de recherche métaheuristiques .....	45
3.8 Conclusion.....	57

**Chapitre 4 Intégration de la méthode de recherche tabou dans l’algorithme d’optimisation par essaim particulaire pour la résolution du problème d’affectation de fréquences (MI-FAP) .....61**

4.1 Introduction .....	61
4.2 Problématique.....	62
4.3 Formulation du problème .....	63
4.3.1 Format Classique de Stockage de solution et d’Evaluation de solution (FCSE) .....	64
4.3.2 Format Proposée de Stockage et d’Evaluation de solution (FPSE) .....	66
4.4 Affectation de fréquences par un Algorithme à base d’essaim particulaire .....	67
4.4.1 Description générale.....	68
4.4.2 Adaptation de l’algorithme d’optimisation par essaim particulaire à l’affectation de fréquences.....	71
4.5 Affectation de fréquences par la recherche tabou .....	74
4.5.1 Description générale.....	75
4.5.2 Adaptation de la méthode de recherche tabou à l’affectation de fréquences .....	76
4.6 Intégration de la méthode de recherche tabou dans l’optimisation par essaim particulaire .....	78
4.7 Evaluation expérimentale de l’algorithme proposé PSO-TS.....	81

4.7.1 Instances de test .....	82
4.7.2 Paramétrage de PSO-TS .....	86
4.7.2 Résultats .....	88
4.7.3 Comparaison avec d'autres approches .....	92
4.7.4 Analyse des résultats .....	97
4.8 Conclusion .....	108
<b>Chapitre 5 Conclusion générale.....</b>	<b>110</b>
6.1 Contributions .....	110
6.2 Recherches futures.....	112
<b>Références bibliographiques .....</b>	<b>114</b>
<b>Publication Internationale.....</b>	<b>121</b>
<b>Communication Internationale.....</b>	<b>121</b>

## Liste des tableaux

<b>Tableau 4.1</b> La liste Tabou T. ....	77
<b>Tableau 4.2</b> Caractéristiques des problèmes étudiés.....	83
<b>Tableau 4.3</b> Paramétrage de l'algorithme PSO-TS. ....	88
<b>Tableau 4.4</b> Fréquences affectées aux différentes cellules du problème P1.....	88
<b>Tableau 4.5</b> Canaux affectés aux différentes cellules du problème P2. ....	89
<b>Tableau 4.6</b> Fréquences affectées aux différentes cellules du problème P4.....	89
<b>Tableau 4.7</b> Canaux affectés aux différentes cellules du problème P7. ....	90
<b>Tableau 4.8</b> Fréquences affectées aux différentes cellules du problème P9.....	91
<b>Tableau 4.9</b> Résultats de comparaison entre PSO-TS et différentes techniques reposant sur le même objectif MI-FAP .....	92

**Tableau 4.10** Résultats de comparaison entre PSO-TS et différentes techniques qui reposent sur l'objectif MS-FAP .....94

**Tableau 4.11** Temps d'exécution nécessaire à la convergence de différentes techniques.....95

**Tableau 4.12** Complexité de calcul de la fonction objectif (nombre d'opérations élémentaires).....106

**Tableau 4.13** Taux de gain en espace mémoire et en Temps de calcul.....107

# Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> Le spectre radiofréquence .....	3
<b>Figure 1.2</b> Un exemple de réseau de téléphonie cellulaire et de son graphe de couverture.....	4
<b>Figure 1.3</b> Processus d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires. ....	7
<b>Figure 2.1</b> La couverture cellulaire [6].....	17
<b>Figure 2.2</b> Concepts cellulaires : (a) pavage régulier, (b) couverture réelle. ....	17
<b>Figure 2.3</b> Différence entre couverture théorique et couverture réelle. ....	18
<b>Figure 2.4</b> Technique d'accès multiple FDMA.....	20
<b>Figure 2.5</b> Technique d'accès multiple CDMA. ....	21
<b>Figure 2.6</b> Technique d'accès multiple TDMA. ....	21
<b>Figure 2.7</b> Cycle de vie d'un réseau cellulaire [4].....	23
<b>Figure 2.8</b> Infrastructure typique de réseaux cellulaire [5]. ....	26
<b>Figure 2.9</b> Exemple de motif cellulaire ( $K=4$ , $K=3$ ) [6]. ....	29
<b>Figure 2.10</b> Distance de réutilisation [6]. ....	30
<b>Figure 3.1</b> Un simple exemple de réseau de quatre cellules. ....	40
<b>Figure 3.2</b> Graphe d'interférence et son graphe de coloration. ....	41
<b>Figure 4.1</b> Format proposé de stockage de solution.....	66
<b>Figure 4.2</b> Déplacement d'une particule. ....	70
<b>Figure 4.3</b> Un exemple de position et de vitesse d'une particule. ....	71
<b>Figure 4.4</b> Vitesse d'une particule. ....	72
<b>Figure 4.5</b> Un exemple de soustraction de positions.....	73

<b>Figure 4.6</b> Exemple de multiplication externe d'un coefficient par une vitesse.....	73
<b>Figure 4.7</b> Un exemple de somme de vitesses. ....	73
<b>Figure 4.8</b> Un exemple d'une somme de vitesse et d'une position.....	74
<b>Figure 4.9</b> Schéma général de la méthode de recherche tabou. ....	75
<b>Figure 4.10</b> Un exemple de mouvement tabou. ....	77
<b>Figure 4.11</b> Principe générale de l'algorithme proposé PSO-TS. ....	79
<b>Figure 4.12</b> L'évolution des particules au cours des générations. ....	81
<b>Figure 4.13</b> Structure du réseau des instances Philadelphie. ....	82
<b>Figure 4.14</b> Structure du réseau cellulaire avec 55 cellules. ....	83
<b>Figure 4.15</b> Vecteurs caractérisant les problèmes P1 jusqu'à P10. ....	85
<b>Figure 4.16</b> Vecteurs caractérisant les problèmes P11 et P12. ....	86
<b>Figure 4.17</b> Nombre d'itérations nécessaires à la convergence de PSO et PSO-TS. .....	98
<b>Figure 4.18</b> Représentation mémoire de la position en utilisant le format classique de stockage. ....	101
<b>Figure 4.19</b> Représentation mémoire de la position en utilisant le format proposé de stockage. ....	102
<b>Figure 4.20</b> Espace mémoire requis pour la représentation d'une position de particule. ....	103
<b>Figure 4.21</b> Temps d'exécution nécessaire à la convergence de PSO-TS (secondes) .....	107

# Liste des algorithmes

<b>Algorithme 3.1</b> Schéma général de l'algorithme du recuit simulé. ....	48
<b>Algorithme 3.2</b> Schéma général de l'algorithme de la méthode de recherche tabou. .....	50
<b>Algorithme 3.3</b> Schéma général de l'algorithme génétique.....	53
<b>Algorithme 3.4</b> Schéma général de l'algorithme de colonie de fourmis .....	55
<b>Algorithme 4.1</b> Algorithme de base d'optimisation par essaim particulière.....	71



# INTRODUCTION

## GENERALE

# Chapitre 1 Introduction générale

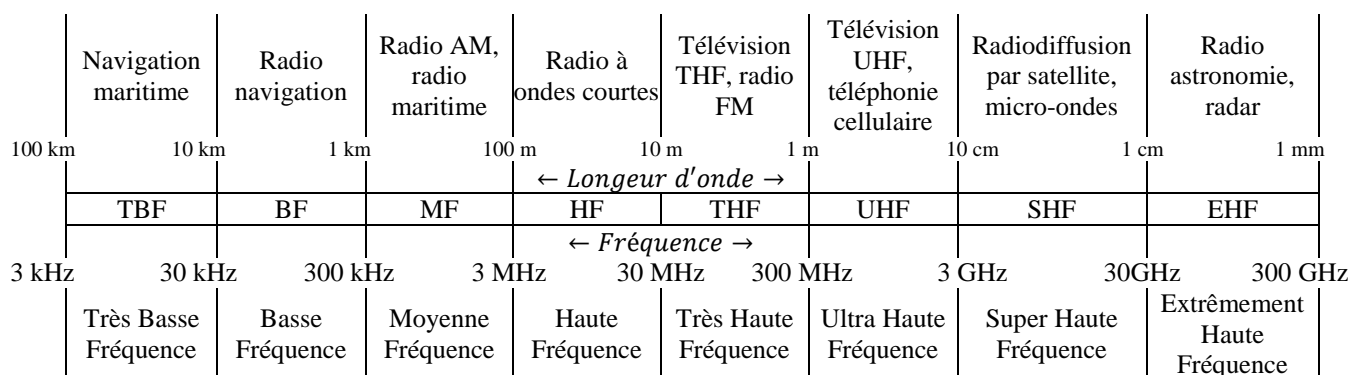
## 1.1 Contexte de la Recherche et problématique

L'histoire des communications radio-mobiles remonte au XIXe siècle lorsque les fondements théoriques des phénomènes de propagation des ondes radio et leurs relations avec les champs électriques et magnétiques furent établis grâce aux expériences et travaux d'Oerstedt, d'Ampère, de Faraday et de Maxwell pendant la période 1820-1870. Les travaux de Maxwell et l'élaboration des équations reliant l'électricité et les phénomènes magnétiques avaient permis de supposer l'existence des ondes électromagnétiques, et c'est en 1880 que Hertz démontra la propagation des ondes électromagnétiques en espace libre et donc la possibilité de communications radio. C'est principalement Marconi, qui en réalisant la synthèse des travaux de ses prédécesseurs, allait réellement faire acquérir au domaine de la radio une dimension appliquée en la faisant sortir des laboratoires.

Après avoir montré la possibilité de communications radio-mobile entre un bateau et une île en 1898, Marconi mettait en place la première liaison radio transatlantique entre l'Europe et les États-Unis trois ans plus tard. Il marque ainsi le point de départ des premiers systèmes de communication radio qui seront mis en place pour les services maritimes. En 1909, Marconi reçoit le prix Nobel de physique en témoignage de ses contributions au développement de la télégraphie sans fil. L'amélioration continue de l'équipement a entraîné la mise en place de la téléphonie sans fil entre la Virginie et Paris en 1915. Après la Première Guerre mondiale, la radiodiffusion est devenue de plus en plus populaire, d'abord sur un niveau amateur et plus tard par les radiodiffuseurs professionnels. Ainsi, la radiodiffusion télévisuelle a été introduite avec succès depuis la fin des années 1940.

Au cours de ces dernières décennies, le spectre radio a été exploré pour la communication sans fil de différentes et nombreuses façons. Par exemple, les missions spatiales ne sont possibles qu'avec une communication par ondes radio. Il est non seulement utilisé pour la communication vocale avec les astronautes, mais aussi pour la navigation de vaisseaux spatiaux. Aujourd'hui, les ondes radio sont utilisées pour la télégraphie sans fil, la radio, la télévision, les réseaux de téléphonie cellulaire, radar, systèmes de navigation (contrôle de la circulation aérienne et de la mer), la communication militaire, et la communication de l'espace.

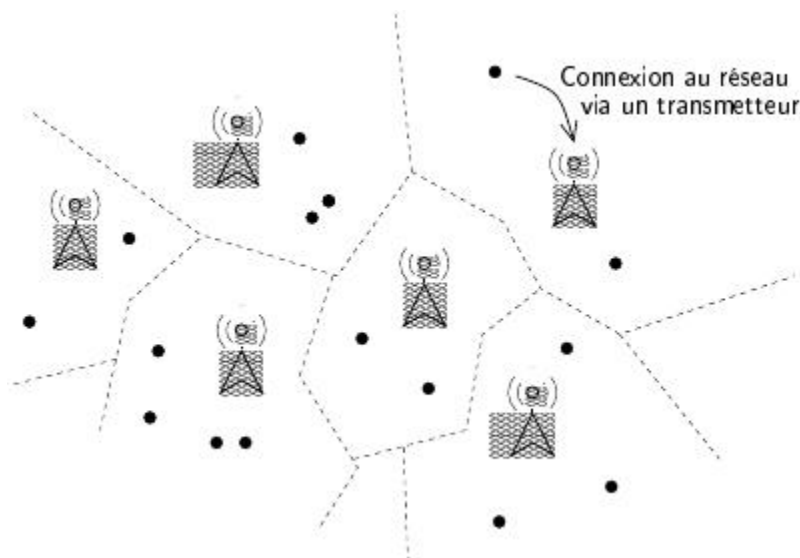
Chaque application utilise une partie spécifique du spectre radio. L'intervalle de fréquences qui peut être utilisé pour la communication sans fil est de 3 kilohertz jusqu'à 300 gigahertz. Ces valeurs correspondent à une longueur d'onde comprise entre 1 mm et 100 km. La figure 1.1 donne un aperçu sur l'intervalle de fréquences utilisé par chaque application. Les applications les plus populaires telles que la radio, la télévision et la téléphonie mobile cellulaire utilisent de très hautes fréquences (THF) et des ultras hautes fréquences (UHF). L'utilisation des fréquences pour une application est réglementée par l'Union internationale des télécommunications (UIT) et les agences nationales qui délivrent des licences d'utilisation de certaines fréquences.



**Figure 1.1** Le spectre radiofréquence

La téléphonie mobile cellulaire connaît ces dernières années un développement sans précédent dans l'histoire des télécommunications. L'explosion de la demande dans ce secteur a incité les opérateurs à déployer des réseaux de télécommunication mobiles de plus en plus performants pour satisfaire la demande des consommateurs. Dans un système de téléphonie mobile, les communications entre mobiles se font par l'intermédiaire d'une liaison radio. Pour que la communication soit effective, les mobiles émettent et reçoivent sur le réseau en communiquant avec une station de base fixe (BTS, Base Station transmitter) sur une certaine fréquence. Plus précisément, la communication est établie sur un canal fréquentiel. Celui-ci correspond à une gestion partagée des fréquences dont le but est de pouvoir augmenter le nombre de mobiles connectés en même temps à une même station de base. La figure 1.2 montre un exemple de réseau de téléphonie cellulaire et de son graphe de couverture (en pointillé). Pour accéder au réseau, les abonnés (représentés par des petits ronds noirs) se connectent sur la station de base de la zone de couverture où ils se trouvent.

Les premiers réseaux de téléphonie mobile cellulaire conçus pour vendre leur service au grand public ont vu le jour dans les pays scandinaves et au Japon au début des années 1980. Les marchés



**Figure 1.2** Un exemple de réseau de téléphonie cellulaire et de son graphe de couverture.

des États-Unis, du Canada et des pays de l'Europe de l'ouest se sont vus offrir leurs premiers services de radiocommunication mobile cellulaire aux environs de 1985. Puis, l'industrie du cellulaire a connu un essor sans précédent pour afficher la croissance la plus rapide parmi tous les secteurs commerciaux, dans la majorité des pays industrialisés y compris les nouvelles économies émergentes. Au niveau mondial, le nombre d'utilisateurs de la téléphonie cellulaire a connu une croissance formidable avec plus de 7 milliards d'abonnés en 2015, contre seulement 738 millions en 2000 et 16 millions en 1991, ce qui couvre désormais de plus de 95 % de la population mondiale. C'est ce qu'indique un récent rapport de l'UIT.

La planification d'un réseau de téléphonie cellulaire constitue l'une des tâches les plus complexes à la charge de l'opérateur du réseau. Elle est considérée comme un processus très délicat dont le résultat conditionne le succès des opérateurs. En effet, un réseau mal planifié se traduit par une qualité de service médiocre, en terme de zones de service ou en pourcentage de population desservie. Cela entraîne des dépenses supplémentaires donc un manque à gagner pour l'opérateur. La planification a pour objectif de minimiser le coût de l'infrastructure radio et réseau tout en tenant compte des caractéristiques de l'environnement ou de la région à servir (caractéristiques géographiques et de propagation radio) et de la bande de fréquences à utiliser. Le processus de planification doit être capable de fournir le meilleur emplacement des stations de base et leurs caractéristiques en terme de puissance. Il doit aussi produire un meilleur plan de fréquences qui permet de spécifier pour chaque station de base la meilleure fréquence à lui assigner afin de

maximiser sa zone de service. Enfin, il doit produire un plan d'équipements et de connexion réseau entre toutes ces entités.

L'affectation des canaux aux stations de base peut être statique, dynamique ou hybride alors que l'affectation des canaux aux unités mobiles est obligatoirement réalisée en temps réel par le commutateur et donc dynamique. Dans le cas de l'affectation statique (qui est le type d'affectation de canaux aux stations de base adopté dans la plupart des systèmes cellulaires), les canaux sont affectés pour une période généralement longue. En ce qui concerne l'affectation dynamique, il existe plusieurs schémas. Par exemple, on peut procéder à une réaffectation des canaux dans le système à différentes périodes de la journée ou affecter, en temps réel, les canaux aux stations suivant les besoins. Un algorithme d'affectation de canaux sera utilisé dans le contexte d'une affectation dynamique, si son temps d'exécution est relativement petit (de l'ordre de 0.1 seconde). L'affectation hybride est une combinaison des deux premières méthodes. Une partie des canaux est affectée aux sites cellulaires de façon statique alors que l'autre partie est affectée sur une base dynamique. L'affectation hybride peut également inclure l'emprunt de canaux à d'autres cellules (par exemple les cellules voisines).

Le concept cellulaire permet de mettre en œuvre le mécanisme de réutilisation des canaux de même fréquence de façon à obtenir des densités d'abonnés quasi-illimitées sur des étendues de fréquences quasi-limitées. En effet, un même canal peut être utilisé simultanément à l'intérieur de plusieurs différentes cellules si elles sont suffisamment éloignées les unes des autres afin de réduire les niveaux d'interférences. Il s'ensuit que deux canaux pourront être utilisés dans deux cellules différentes s'ils n'engendrent qu'un niveau d'interférences contrôlé et compatible avec la qualité du service. Typiquement, nous distinguons trois types d'interférences résultant des incompatibilités électromagnétiques :

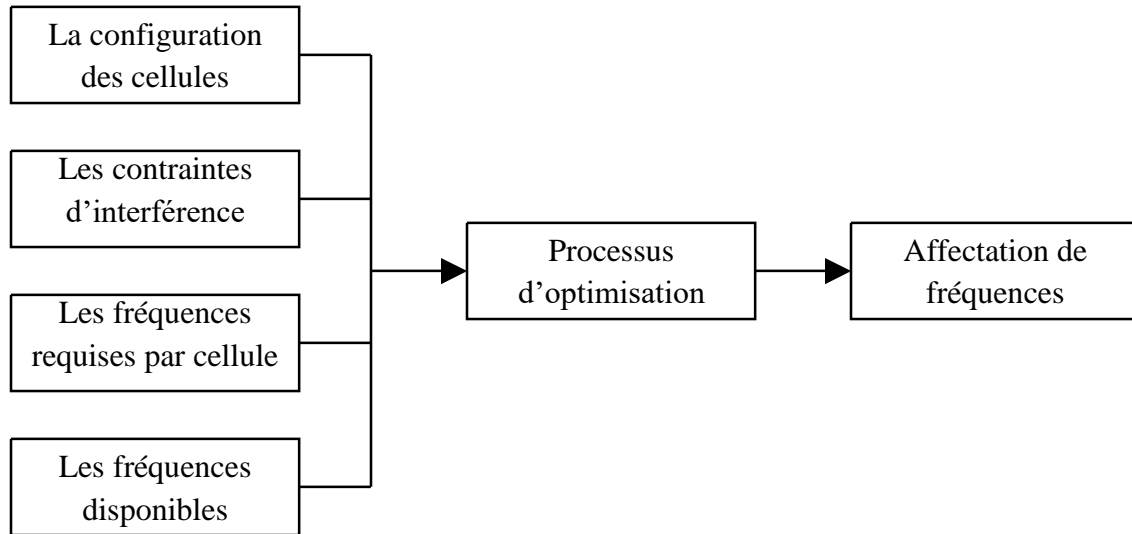
- Interférences co-canal survenant entre les stations de base qui émettent sur un même canal radio alors qu'elles ne sont pas suffisamment éloignées les unes des autres.
- Interférences entre deux cellules adjacentes auxquelles nous ont alloués des canaux proches l'un de l'autre dans le plan spectral.
- Interférences co-site entre deux canaux identiques alloués à la même station de base.

Deux cas de figure se présentent pour le problème d'affectation de fréquences. Un premier cas, où la satisfaction des contraintes d'interférences est relativement simple. Il s'agit alors de chercher, parmi les solutions faisables, celle qui convient le mieux ou qui coute le moins, par exemple utilisant le moins de fréquences ou occupant un spectre de fréquence minimal. Le deuxième cas se présente quand la satisfaction des contraintes d'interférences est impossible. A l'heure actuelle, ce dernier cas est le plus fréquent dans les réseaux cellulaires réels. En effet, ce problème peut être abordé avec différents objectifs comme suit :

- **Minimum Blocking (MB-FAP) :** 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.
- **Minimum Order (MO-FAP) :** Le but est de minimiser le nombre de fréquences utilisées. Cette approche du problème FAP est principalement due au coût de chaque fréquence. En effet, au début de l'utilisation des réseaux mobiles, les fréquences étaient vendues à l'unité et elles coutait très cher.
- **Minimum Span (MS-FAP) :** Le but de cette approche est de minimiser la largeur de la bande passante utilisée (différence entre la fréquence Max et la fréquence Min utilisées). 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 l'étendue du spectre des fréquences utilisées (voir chapitre 5).
- **Minimum Interference (MI-FAP) :** Cette approche a pour but de minimiser les interférences sur le réseau. A l'heure actuelle, cette approche est la plus utilisée (voir chapitre 4).

Dans cette thèse nous nous intéressons aux problèmes d'affectation fixe des canaux de fréquences aux stations de base dans les réseaux mobiles cellulaires avec deux différents objectifs. Ces objectifs se focalisent sur la minimisation du niveau global d'interférences (MI-FAP) et la minimisation de l'étendue de fréquences utilisées (MS-FAP). Ces problèmes sont classés dans la catégorie des problèmes NP-Difficiles [1]. Ils peuvent être modélisés en problèmes d'optimisation ayant la forme suivante : étant donné une collection de stations de base auxquels on doit attribuer un nombre suffisant de fréquences pour qu'il puissent répondre aux demandes d'accès des mobiles dans leurs zones de couverture, trouver une allocation qui satisfait différentes contraintes et qui

minimise la valeur de la fonction objectif considérée. La figure 1.3 montre le processus commun d'allocation des canaux de fréquences dans les réseaux mobiles cellulaires.



**Figure 1.3** Processus d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires.

Dans le jargon des ingénieurs du cellulaire, nous dirons que nos travaux de recherche se situent au niveau de l'interface radio. Les applications que nous considérons s'appuient essentiellement sur les systèmes cellulaires mobiles ayant une demande hétérogène en fréquences. Ainsi, lors de la formalisation des deux problèmes étudiés, certaines hypothèses ont été prises en compte comme suit :

- 1) Le spectre de fréquences disponibles est subdivisé en des canaux fréquentiels en utilisant le mode de multiplexage FDMA (Frequency Division Multiple Access).
- 2) Les canaux de fréquences sont consécutifs et même espacés.
- 3) Nous ignorons les phénomènes de dégradation du signal ainsi que les sources de bruit interne et externe.
- 4) L'antenne omnidirectionnelle est utilisée dans chaque cellule.
- 5) L'interférence entre deux paires de cellules du système cellulaire mobile est fixe et est défini soit par une matrice de compatibilité électromagnétique  $C$  de taille  $n \times n$ , où  $n$  est le nombre de stations de base (cellules) dans le réseau et les éléments  $c_{ij}$  de  $C$  représentent les contraintes de séparation minimale en fréquences entre les cellules  $i$  et  $j$  ; soit par un vecteur de séparation minimale en fréquences  $S = (S_k)$ , où  $S_k$  définit la séparation minimale en fréquences entre les cellules qui se séparent par une distance égale à  $k$ .

### 1.3 Objectif de la thèse

La présente thèse a été réalisée dans le but de faire avancer les connaissances, en particulier le savoir faire, au sujet de l'affectation fixe des canaux dans les réseaux mobiles cellulaires. Ce sujet est traité en considérant deux variantes du problème FAP tels que la minimisation d'interférences dans le réseau MI-FAP et la minimisation de l'étendue de fréquences utilisées MS-FAP. Ces problèmes NP-difficiles sont difficiles à appréhender par une méthode exacte complète. Cependant, les méthodes exactes sont très connues par le fait qu'elles nécessitent un coût de recherche souvent prohibitif en termes de ressources requises. En effet, le temps de recherche et/ou l'espace mémoire nécessaire pour l'obtention de la solution optimale par une méthode exacte sont souvent trop grands, notamment avec des problèmes d'affectation de grande taille et/ou ceux de grande difficulté. De ce fait, la complexité de ce type d'algorithmes croît exponentiellement avec la taille et la difficulté de l'instance à traiter, elle devient très importante face à des problèmes comprenant plusieurs variables, contraintes, fonctions objectifs et/ou critères. C'est pourquoi de nombreuses approches délaissent ce schéma pour se tourner vers une résolution incomplète de ces problèmes dans l'optique d'obtenir des solutions, pour lesquelles la garantie d'optimalité n'est certes plus assurée, mais dans des temps de calcul "raisonnables".

L'objectif de notre travail est de proposer de nouvelles méthodes algorithmiques permettant la résolution optimale ou quasi-optimale des problèmes étudiés en un temps de calcul raisonnable. L'utilisation de ces méthodes doit montrer que la qualité des solutions obtenues ainsi que le temps de calcul nécessaire à l'obtention de ces solutions sont nettement meilleures que celles des meilleures approches existantes dans ce domaine.

### 1.4 Contributions

Le travail décrit dans cette thèse fait un certain nombre de contributions à l'état de l'art dans le domaine de l'affectation de fréquences dans les réseaux cellulaires mobiles en proposant de nouvelles méthodes algorithmiques permettant d'aborder la résolution du problème étudié avec variation de la fonction objectif.

Nous nous sommes intéressés aux problèmes d'affectation de fréquences à spectre fixe (MI-FAP) dont l'objectif principal est de minimiser les interférences dans le réseau. Les principales contributions proposées afin d'aborder ce type de problèmes peuvent être résumées comme suit :

- La résolution satisfaisante d'un tel problème d'optimisation NP difficile, qui comporte un grand nombre de contraintes et de solutions sous optimales, justifie souvent le recours à une métaheuristique puissante. Parmi celles-ci, nous nous intéressons à l'Optimisation par Essaim Particulaire (OEP, ou PSO en anglais) du fait son efficacité dans l'optimisation globale.
- Dans le cadre d'amélioration des performances de PSO et de la limitation des risques de la convergence prématurée vers des solutions sous optimales, une intégration de la Recherche Tabou (RT, ou TS en anglais) dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire a été proposée, formant un algorithme hybride nommé PSO-TS. L'idée de base de cette intégration est de bien explorer et exploiter l'espace de solutions de chaque particule de l'essaim afin d'avoir davantage de chance pour trouver la solution optimale.
- Dans le cadre d'optimisation de la complexité en temps et en espace mémoire de l'algorithme proposé PSO-TS, nous proposons un nouveau modèle simple efficace et peu coûteux pour la représentation et l'évaluation des positions de particules (i.e. solutions du problème étudié). Le but principal de ce modèle est non seulement de réduire l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules, mais aussi de réduire le temps de calcul nécessaire à l'évaluation de ces positions par rapport au modèle classique.
- Enfin, une phase d'adaptation des techniques proposées ainsi qu'un réglage de paramètres ont été proposés afin d'obtenir le meilleur résultat.

## 1.5 Organisation de la thèse

Le reste de cette thèse est structuré en deux parties principales. La première partie est consacrée à une introduction sur la téléphonie cellulaire, sur l'allocation de fréquences dans les réseaux permettant la téléphonie cellulaire ainsi qu'un état de l'art sur les méthodes algorithmiques permettant d'aborder la résolution de ce problème avec variation de la fonction objective. La deuxième partie représente nos différentes contributions pour la résolution des problèmes étudiés et dont l'objectif est la minimisation d'interférences dans le réseau.

## **Partie I : Etat de l'art**

Cette partie s'articule autour de deux chapitres :

### ***Chapitre 2 : Introduction à la téléphonie cellulaire***

Ce chapitre représente une brève introduction à la téléphonie cellulaire, où nous allons présenter les caractéristiques du spectre de fréquences et les différentes techniques d'accès aux systèmes cellulaires. Nous définissons par la suite le cycle de vie, les différentes générations et l'architecture générale des réseaux cellulaires. Les différents types d'interférences, le principe de réutilisation de fréquences ainsi que l'étape de planification dans les réseaux cellulaires sont présentées à la fin du chapitre.

### ***Chapitre 3 : Problème d'allocation de fréquences***

Ce troisième chapitre représente une introduction au problème d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires, où nous allons présenter les différents schémas d'allocation de fréquences ainsi que les différentes sources et types d'interférence dans les systèmes cellulaires. Différents objectifs dont les problèmes d'allocation de fréquences peuvent être abordés ainsi que différentes représentations du problème d'allocation de fréquences à l'aide de la coloration de graphe sont présentés par la suite. Puis, nous présentons un simple exemple illustratif d'un réseau de quatre cellules pour bien expliquer comment se fait l'étape d'allocation de fréquences. Une revue de la littérature sur les méthodes de résolution ayant été appliquées sur le problème d'allocation de fréquences avec deux différents objectifs de minimisation (MI-FAP et MS-FAP) est présentée à la fin du chapitre.

## **Partie II : Contributions**

### ***Chapitre 4 : Intégration de la méthode de recherche tabou dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire pour la résolution du problème d'affectation de fréquences (MI-FAP)***

Ce chapitre présente nos contributions proposées pour la résolution du problème d'affectation de fréquences MI-FAP dans les réseaux cellulaires mobiles. Tout d'abord, un nouveau modèle simple et efficace pour la représentation et l'évaluation des solutions (i.e. plans de fréquences) est proposé. Ensuite, une adaptation de deux métaheuristiques puissantes telles que l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire PSO et la recherche tabou TS est

proposée pour la résolution du problème MI-FAP. Une intégration de la recherche tabou dans l'optimisation par essaim particulaire formant l'algorithme hybride PSO-TS, nous permet de profiter des avantages cumulés de l'algorithme PSO dans l'optimisation globale et de la recherche tabou dans l'amélioration des performances de PSO et la limitation des risques de la convergence prématurée vers des solutions sous optimales. Une étude comparative de nos résultats par rapport à ceux obtenus dans la littérature sur différentes instances MI-FAP est faite en utilisant différents critères de performance telle que le nombre d'itérations et le temps d'exécution nécessaires à la convergence, le taux de la convergence ainsi que la complexité en temps et en espace mémoire du modèle proposé de représentation et d'évaluation des positions des particules (i.e. solutions du problème).

Pour conclure, la thèse se termine par une mise en relief de tout ce qui a été réalisé. Des directions futures sont également énoncées et analysées.



# **PARTIE 1 :**

## ÉTAT DE L'ART

# CHAPITRE 2

## INTRODUCTION A LA TELEPHONIE CELLULAIRE

# Chapitre 2 Introduction à la téléphonie cellulaire

Ce chapitre représente une brève introduction à la téléphonie cellulaire, où nous allons présenter les caractéristiques du spectre de fréquences et les différentes techniques d'accès aux systèmes cellulaires. Nous définissons par la suite le cycle de vie, les différentes générations et l'architecture générale des réseaux cellulaires. Les différents types d'interférences, le principe de réutilisation de fréquences ainsi que l'étape de planification dans les réseaux cellulaires sont présentées à la fin du chapitre.

## 2.1 Téléphonie cellulaire

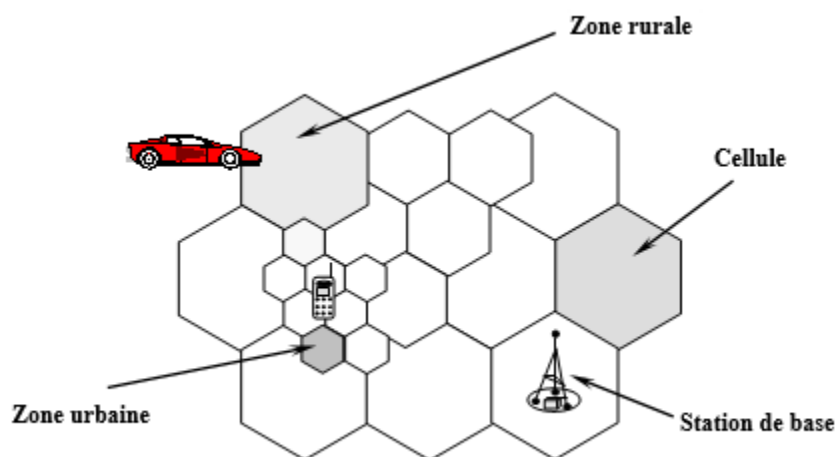
Un système de radiotéléphonie a pour but de permettre à un terminal d'accéder au réseau téléphonique sur un territoire d'une assez grande étendue (par exemple, un pays, voire un continent). Ce service utilise une liaison radioélectrique entre le terminal et le réseau.

La téléphonie cellulaire est un cas particulier de la radiotéléphonie. Un réseau est dit cellulaire s'il comprend une série de stations de base BTS (Base Transceiver Station) qui chacune offre le service sur un petit territoire appelé cellule. Cette architecture se justifie de deux façons.

Elle permet premièrement de limiter la consommation électrique des stations mobiles (MS, Mobile Station) en leur évitant de devoir déployer une grande puissance d'émission. En effet, avec une telle architecture, un terminal est toujours assez proche du point d'accès au réseau avec lequel il dialogue.

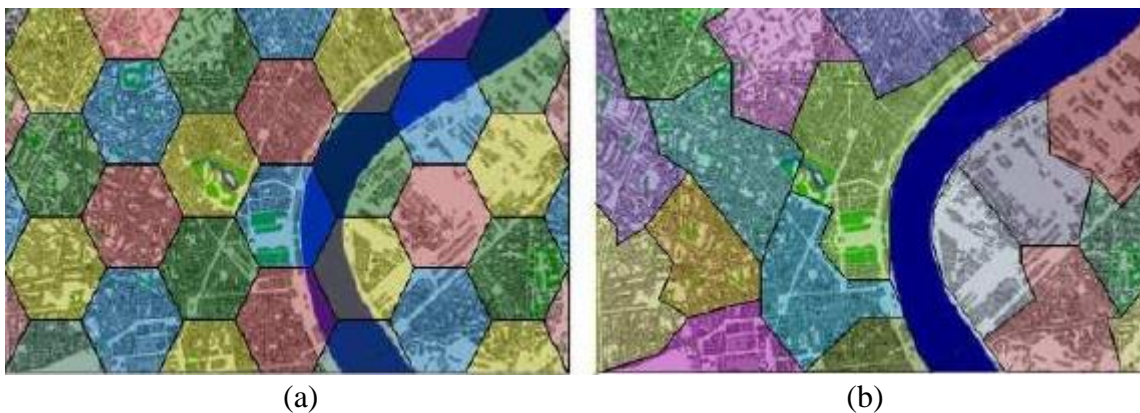
Et elle permet deuxièmement d'économiser le spectre hertzien, c.-à-d. permettre un maximum de communications en parallèle dans les bandes de fréquence allouées au système. En effet, s'il n'y avait qu'une seule BTS pour un certain territoire, il n'y aurait moyen d'écouler simultanément qu'un nombre de communications étant le résultat de la division de la bande passante disponible par la bande requise pour une communication. On peut augmenter ce nombre de communication possibles en réutilisant la même fréquence à plusieurs endroits sur le territoire. A cette fin, au lieu de placer une BTS émettant très fort au milieu du territoire, on va en placer une multitude émettant moins fort à intervalles réguliers. Les fréquences utilisées par deux BTS aux cellules contingentes seront différentes pour éviter les interférences.

Les systèmes de téléphonie cellulaire sont adaptés à des environnements variés, zones urbaines ou rurales, peuvent servir des abonnés piétons ou automobilistes, couvrir des rues ou des autoroutes, et dans certaines mesures l'intérieur des immeubles. Dans les zones urbaines denses, l'opérateur utilise des microcellules de quelques centaines de mètres de rayon, pour écouler un trafic important par unité de surface. Alors que dans les zones rurales faiblement peuplées, les cellules sont de tailles importantes, jusqu'à 30 km, et sont appelées des macrocellules.



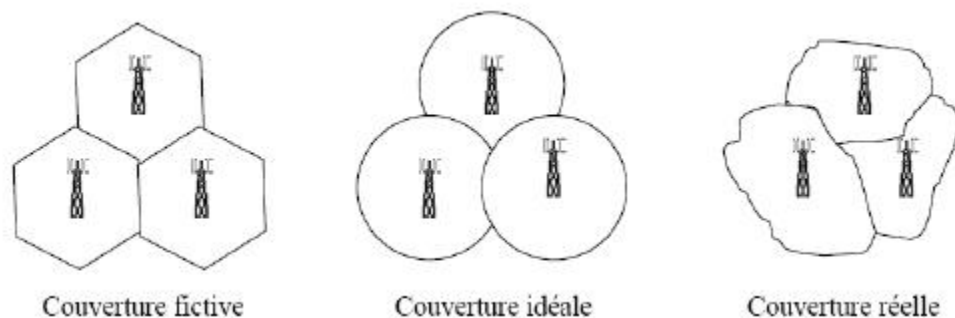
**Figure 2.1** La couverture cellulaire [6].

La forme hexagonale a été universellement adoptée comme représentation théorique du design cellulaire. En effet l'hexagone désigne la forme géométrique la plus proche du cercle (propagation des ondes radio dans un espace sans obstacles) qui permet un pavage régulier du plan en utilisant le moins de cellules (voir figure 2.2). De plus il garantit une uniformité des distances entre les émetteurs, la régularité des schémas d'antennes et de la propagation des ondes radio en espace libre.



**Figure 2.2** Concepts cellulaires : (a) pavage régulier, (b) couverture réelle.

En réalité, la forme des cellules dépend des facteurs géographiques tels que la morphologie des terrains à savoir la présence des valets et des collines, la végétation, les constructions, la densité des bâtiments, et des protocoles de gestion du réseau qui conditionnent le passage d'une cellule à l'autre [2].



**Figure 2.3** Différence entre couverture théorique et couverture réelle.

## 2.2 Spectre de fréquences

Le spectre radio, et par conséquent la capacité disponible pour l'accès radio est généralement limité par la réglementation. En effet, contrairement aux communications filaires où une population et une demande en capacité de plus en plus importantes peuvent être facilement desservies par le déploiement de câbles supplémentaires pour connecter les abonnés aux réseaux, la capacité du spectre radio ne peut être étendue arbitrairement. La technique cellulaire résout partiellement ce problème en partageant la zone de service en cellules radio, chacune équipée par une station de base en réutilisant le spectre radio aussi souvent que possible. Toutefois, la technique cellulaire n'est pas aussi simple à mettre en œuvre.

La limitation du spectre conduit également à la nécessité d'avoir recours à une modulation spectrale efficace et à un codage de compression source permettant d'éliminer la redondance d'informations de manière à réduire le débit à transmettre. L'objectif des concepteurs et d'opérateurs de réseaux mobiles consiste donc à transmettre le maximum d'informations dans des canaux de largeur de bande fixe.

## 2.3 Gestion du spectre et normalisation

Les ondes radio, c'est-à-dire le spectre radio et l'espace qui entourent les ondes radio correspondantes, sont des ressources limitées partagées par de multiples utilisateurs (télévision, radiodiffusion, opérateurs de télécommunications, militaires, gouvernement, entreprises, public,

amateurs, etc.). Le partage du spectre entre différents utilisateurs, différents services, sa coordination et son administration sont des tâches permanentes effectuées à des niveaux nationaux et internationaux. Les administrations nationales (La ARPT, Autorité de Régulation de la Poste et des Télécommunications en Algérie par exemple) en coopération avec les utilisateurs et l'industrie, doivent donc établir des règles et procédures pour la planification et l'utilisation des bandes de fréquences. Ces plans et leur utilisation font d'abord l'objet d'une coordination au niveau international [3].

## 2.4 Techniques d'accès aux systèmes cellulaires

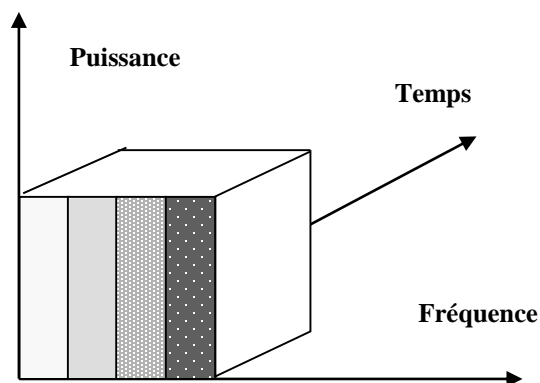
Un système cellulaire est un système mobile terrestre à haute capacité dans lequel le spectre de fréquences disponibles est divisé en des canaux discrets affectés en groupe à des cellules géographiques couvrant une région. Ces canaux peuvent être réutilisés dans différentes cellules comprises dans une même région de service. Comme nous l'avons mentionné précédemment, le principe des systèmes cellulaires est divisé une zone géographique en cellules de diamètre généralement compris entre 500 m et 50 km, chacune ayant un certain nombre de canaux radio (RF) alloués. Les émetteurs des cellules adjacentes fonctionnent à des fréquences différentes afin d'éviter les interférences. Cependant, puisque la puissance de transmission et la hauteur des antennes dans chaque cellule sont relativement faibles, les cellules suffisamment éloignées peuvent réutiliser le même jeu de fréquences sans causer d'interférence. Ainsi, on peut dire que la couverture théorique et la capacité d'un système cellulaire sont illimitées.

Généralement, le régulateur national alloue un nombre fixe de bandes de fréquences à un système cellulaire. Des techniques d'accès multiple sont alors déployées pour permettre à plusieurs utilisateurs de partager la bande disponible d'une façon efficace.

Les trois principales techniques d'accès multiple utilisées dans des systèmes cellulaires sont : le FDMA (Frequency Division Multiple Access) ou Accès Multiple à Répartition en Fréquence (AMRF), le TDMA (Time Division Multiple Access) ou Accès Multiple à Répartition dans le Temps (AMRT) et le CDMA (Code Division Multiple Access) ou Accès Multiple à Répartition de Code (AMRC). Les figures 2.5, 2.6 et 2.7 illustrent respectivement ces méthodes d'accès multiple.

### 2.4.1 FDMA

La technique d'accès FDMA, ou accès multiple à répartition en fréquence, repose sur un *multiplexage en fréquences*. Le multiplexage fréquentiel divise la bande de fréquences en plusieurs sous-bandes. Chacune est placée sur une fréquence dite *porteuse*, ou *carrier*, qui est la fréquence spécifique du canal. Chaque porteuse ne peut transporter que le signal d'un seul utilisateur. La figure 2.4 illustre un multiplexage FDMA de quatre porteuses acceptant quatre utilisateurs sur le même support. Cette méthode nécessite une séparation entre les porteuses pour éviter les



**Figure 2.4** Technique d'accès multiple FDMA.

interférences.

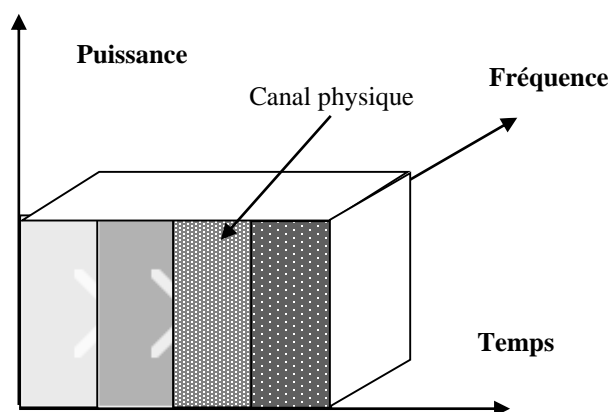
### 2.4.2 TDMA

La technique TDMA, ou accès multiple à répartition dans le temps, offre la totalité de la bande de fréquences à chaque utilisateur pour une fraction de temps donnée, dénommée *slot* (intervalle). L'émetteur de la station mobile stocke les informations avant de les transmettre sur le slot, autrement dit dans la fenêtre temporelle qui lui a été consacrée. Les différents slots sont regroupés en une trame, le système offrant ainsi plusieurs voies de communication aux différents utilisateurs. La succession des slots dans les trames forme le canal physique de l'utilisateur, comme illustré dans la figure 2.5. Le récepteur enregistre les informations à l'arrivée de chaque slot et reconstitue le signal à la vitesse du support de transmission.

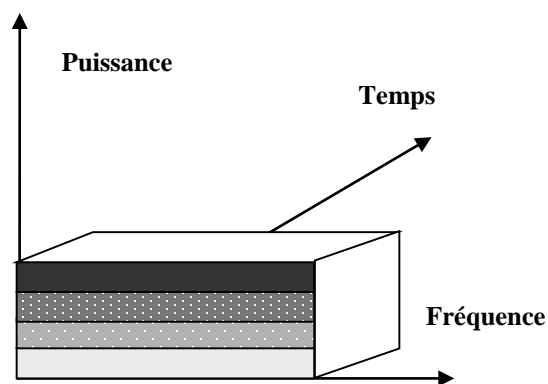
### 2.4.3 CDMA

Troisième technique, le CDMA, ou accès multiple à répartition de code, autorise l'allocation de la totalité de la bande de fréquences, de manière simultanée, à tous les utilisateurs d'une même cellule. Pour ce faire, un code binaire spécifique est octroyé à chaque utilisateur. L'utilisateur se

sert de son code pour transmettre l'information qu'il désire communiquer en format binaire d'une manière orthogonale, c'est-à-dire sans interférence entre les signaux, aux autres communications.



**Figure 2.6** Technique d'accès multiple TDMA.



**Figure 2.5** Technique d'accès multiple CDMA.

La définition de canaux pour l'attribution des cellules individuelles dans un système cellulaire est assez simple dans le cas de systèmes basés sur des méthodes FDMA et TDMA. En revanche, les systèmes basés sur la technique d'étalement du spectre de CDMA exigent une conception différente du canal radio.

## 2.5 Cycle de vie d'un réseau cellulaire

Un réseau cellulaire peut être considéré comme un organisme vivant et comporte de la même façon plusieurs phases de développement. Le cycle de vie d'un réseau cellulaire peut être décrit par six étapes principales (voir figure 2.7) [4].

### **2.5.1 Faisabilité technico-économique**

La première étape est une étude d'opportunité technique et économique qui consiste à estimer le marché potentiel et à dimensionner le réseau en conséquence. Un plan d'affaires établi permet d'analyser la rentabilité du projet. Cette première phase de gestation est donc celle pendant laquelle la rentabilité du projet et sa réalisation au niveau financier sont évaluées afin de décider de l'opportunité du passage à la phase de déploiement du réseau. Cette étape de dimensionnement est difficile puisqu'à ce moment de la vie du réseau qui n'existe pas encore, il y a un écart entre les estimations de coûts et le coût réel qui sera mesuré à la fin du déploiement du réseau.

### **2.5.2 Obtention de la licence**

L'autorisation d'installer et d'exploiter un réseau cellulaire fait souvent l'objet d'un appel à candidature par l'organisme de régulation ou par son équivalent. Dans le cas où un opérateur est intéressé par le projet, au vu notamment des résultats de l'étape précédente, il soumet un dossier pour l'obtention de la licence d'exploitation d'un réseau. Après obtention de la licence, l'opérateur consulte des fournisseurs d'équipement sur la base d'un cahier des charges reflétant les besoins estimés et les contraintes particulières liées à la licence attribuée, et sélectionne un fournisseur sur la base de critères tels que les prix, la qualité des équipements, etc.

### **2.5.3 Déploiement**

La phase de déploiement initial permet d'atteindre les objectifs à court terme de l'opérateur (en termes de couverture et de capacité). Elle consiste en la mise en place des premières stations de base ainsi que des autres équipements du réseau qui vont permettre la commercialisation des services. Cette phase est donc la naissance du réseau. La première préoccupation d'un opérateur à cette étape de la vie du réseau est de couvrir les zones cibles en assurant des deuil de niveau de champ minimum.

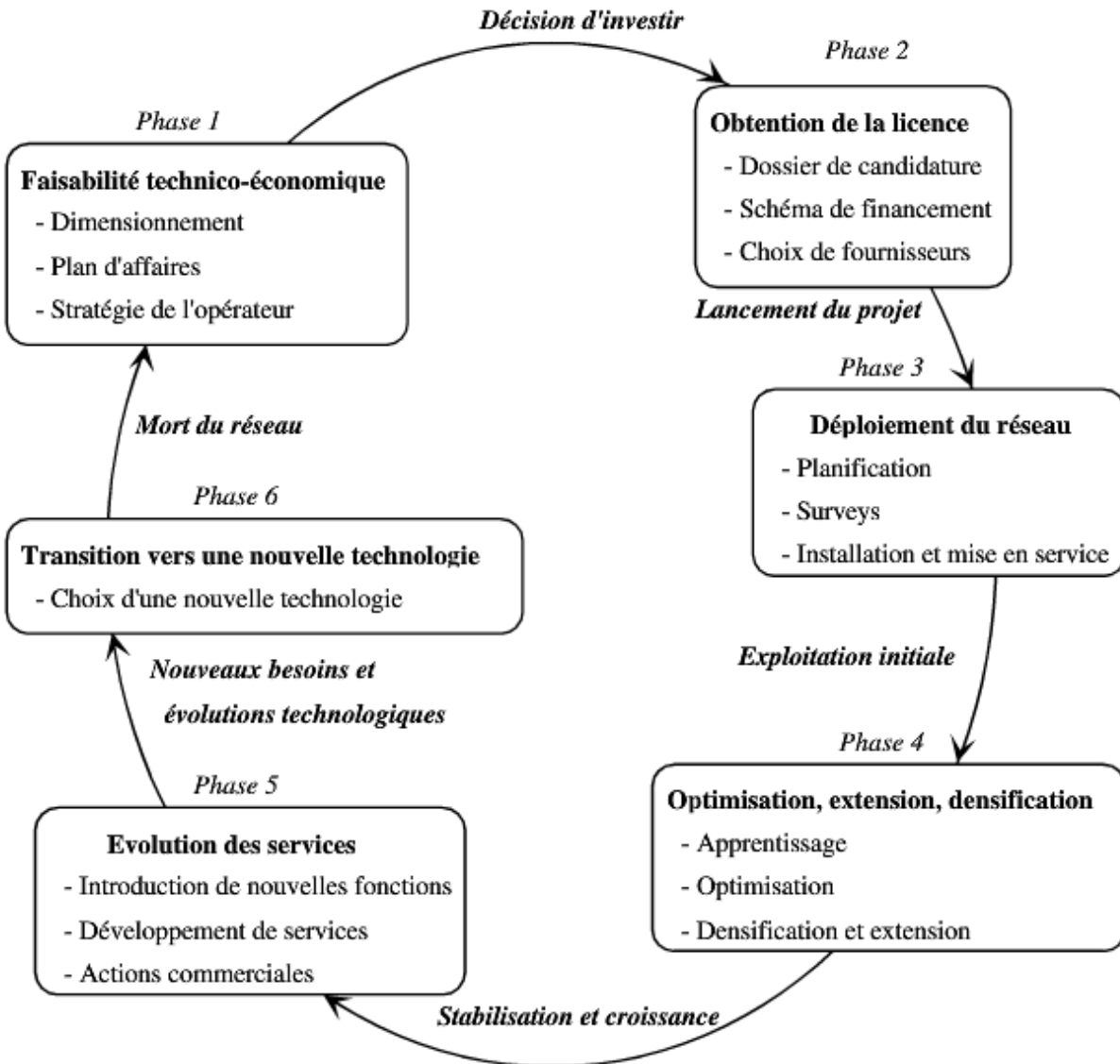


Figure 2.7 Cycle de vie d'un réseau cellulaire [4].

### 2.5.4 Optimisation, extension et densification

Quand le réseau est opérationnel, c'est-à-dire à la fin de la phase de naissance, l'opérateur va être confronté à deux types de problèmes : il doit tout d'abord contrôler le réseau pour améliorer sa qualité. Il s'agit à cette étape d'optimiser le réseau sans en accroître la capacité. L'opérateur doit ensuite assurer la croissance du réseau pendant la vie de celui-ci et y intégrer de nouvelles ressources, atteindre de nouveaux objectifs, etc. Cette étape de croissance du réseau commence donc par une phase d'apprentissage dont le but essentiel est d'améliorer la qualité sans ajouter de nouvelles ressources. La croissance du réseau au niveau couverture et capacité va nécessiter de la

part de l'opérateur d'étendre et de densifier son réseau. Ceci se fera conjointement avec une phase d'optimisation de réseau.

### **2.5.5 Evolution des services**

Les normes des systèmes cellulaires évoluant, de nouvelles fonctionnalités et de nouveaux services sont définies qui peuvent être intégrées dans le réseau et proposées aux usagers. Ces différentes phases vont nécessiter de la part de l'opérateur de faire évoluer de façon plus ou moins importante la structure de son réseau.

### **2.5.6 Transition vers une nouvelle technologie**

Le changement de technologie peut entraîner un changement radical au niveau des équipements du réseau. C'est le cas des transitions de la première génération (analogique) vers la deuxième génération (voix et données à débit limité), de la deuxième génération vers la troisième génération (services multimédias à haut débit) ou encore de la troisième vers la quatrième génération (très haut débit mobile).

## **2.6 Evolution des systèmes cellulaires**

Le terme génération sert à désigner les améliorations incrémentales survenues au cours de l'évolution des systèmes cellulaires. Dans cette section, nous présentons brièvement les différentes générations de systèmes cellulaires et leur architecture générale.

*La première génération (1G)*, apparue au début des années 1970, comprenait des systèmes et des plates-formes de communications analogiques essentiellement dédiés à la transmission de la voix. Même si ces systèmes étaient intrinsèquement analogiques, ils utilisaient la signalisation numérique dans de nombreux aspects de leur réseau, y compris l'interface air. Les concepts clés de cette génération sont la réutilisation de fréquences, la mobilité des abonnés et la relève.

*Le terme deuxième génération (2G)* décrit de façon générale les systèmes cellulaires mobiles numériques. L'usage de la technologie numérique a en effet permis de résoudre les problèmes de capacité de sécurité inhérent aux systèmes 1G, tout en augmentant le nombre de services avancés disponibles.

Des efforts sont déployés aussi bien au niveau international qu'au niveau régional/national pour concevoir et mettre en œuvre *des systèmes de communication mobiles de troisième génération*

(3G). En fait, cette génération est une génération de systèmes mobiles labellisé IMT 2000 par l'UIT. Ce système permet des services de communications plus rapides notamment pour la voix, la télécopie, l'Internet de n'importe quel endroit et à tout moment.

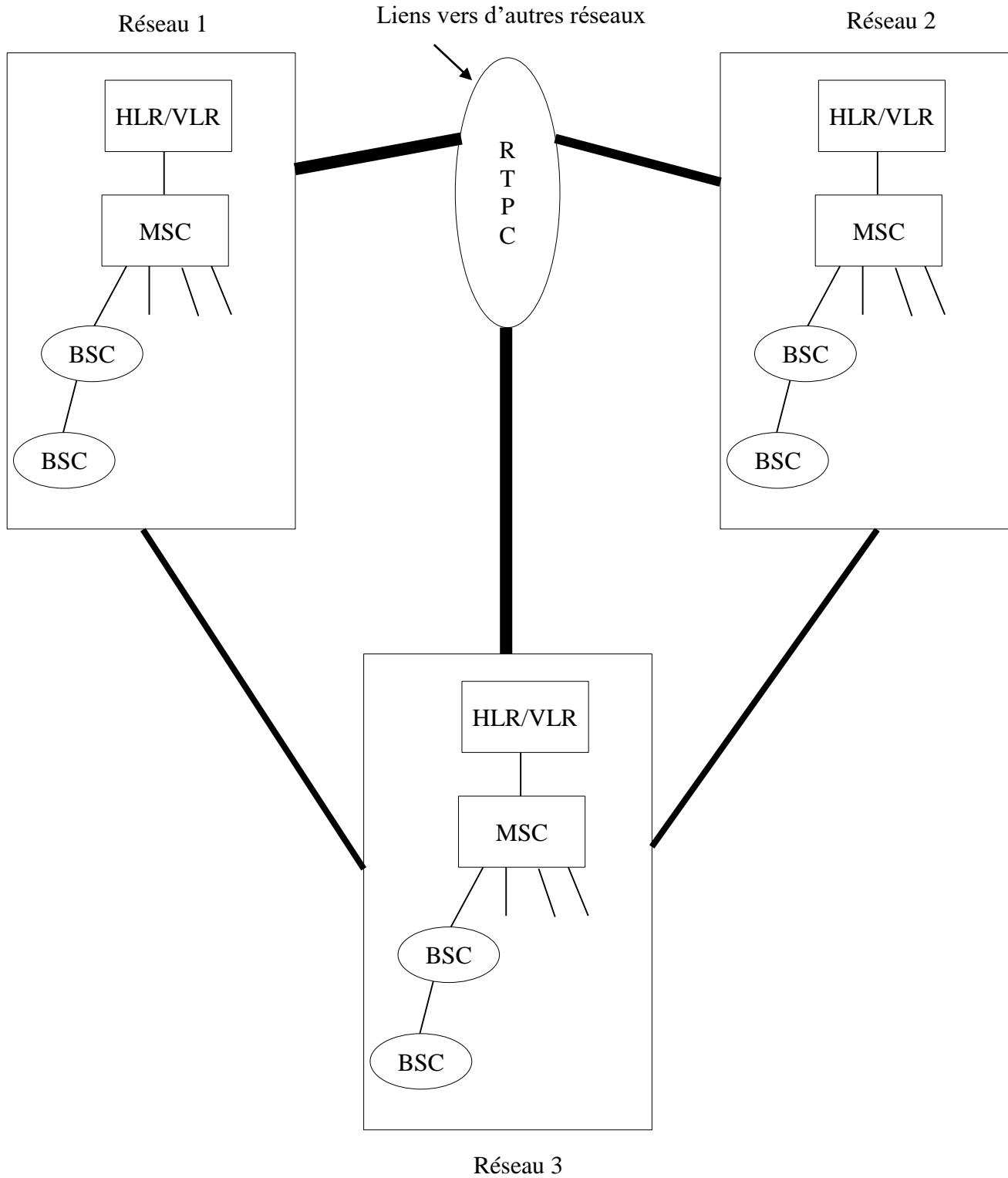
*La quatrième génération (4G)* est la génération des standards pour la téléphonie cellulaire. Succédant à la 2G et la 3G, elle permet le « très haut débit mobile », c'est-à-dire des transmissions de données à des débits théoriques supérieurs à 100 Mbit/s, voire supérieurs à 1 Gbit/s (débit minimum défini par l'UIT pour les spécifications IMT-Advanced). En pratique, les débits sont de l'ordre de quelques dizaines de Mbit/s selon le nombre d'utilisateurs, puisque la bande passante est partagée entre les terminaux actifs des utilisateurs présents dans une même cellule radio

## **2.7 Architecture générale d'un réseau de téléphonie cellulaire**

Les systèmes cellulaires de deuxième et de troisième génération ont des architectures très proches l'une de l'autre. Cependant, contrairement aux systèmes de deuxième génération, les systèmes de troisième génération fournissent des services de types variés et ayant des débits différents : la voix, les données numériques, le multimédia. Chaque utilisateur d'un tel système est identifié au travers d'une carte mémoire, la carte SIM (subscriber Identity Module) qui est lui permet de se connecter au réseau pour bénéficier des services auxquels il est abonné, et ce, quelle que soit sa localisation [5].

L'architecture générale des systèmes cellulaires de la deuxième génération s'étend à des infrastructures existantes comme les réseaux étendus et locaux sans fil de la première génération, les réseaux fixes traditionnels (LAN, MAN, WAN, Internet, etc.), ainsi que les architectures orientées vers des services spécialisés, y compris la radio et les services de satellites.

Une infrastructure de réseau cellulaire typique consiste en un certain nombre de composants (voir figure 2.8).



Légende



-  faisceau à haut débit
-  lien SS7

Figure 2.8 Infrastructure typique de réseaux cellulaires [5].

## 2.8 Interférences

L'affectation de fréquences dans un réseau de téléphonie mobile consiste à attribuer à chaque station de base un nombre suffisant de fréquences pour qu'il puisse répondre aux demandes d'accès des mobiles dans sa zone de couverture. Le nombre de fréquences allouées à chaque opérateur étant limité, les fréquences doivent être réutilisées. A cause de la réutilisation des fréquences et du recouvrement des cellules, il est susceptible d'engendrer des interférences radio. Ces interférences apparaissent entre deux canaux proches d'un point de vu spectral dans le domaine fréquentiel et émettant à partir d'émetteur géographiquement proches. Typiquement, on distingue trois types d'interférences résultant des incompatibilités électromagnétiques :

### *Interférences co-canal*

Elles surviennent entre les stations de base qui émettent sur un même canal radio alors qu'elles ne sont pas suffisamment éloignées les unes des autres. Typiquement, cette interférence décroît quand la distance géographique entre les stations de base croît. Les contraintes qui découlent de ces interférences seront appelées contraintes co-canal (CCC pour Co-Channel Constraint) ou encore contraintes d'espacement minimal entre cellules auxquelles on a alloué le même canal.

### *Interférences entre canaux adjacents*

C'est l'interférence entre deux cellules adjacentes auxquelles on a alloué des canaux proches l'un de l'autre dans le plan spectral. Ces interférences résultent de la difficulté des équipements radios à rejeter une onde utilisant un canal radio adjacent dans le plan des fréquences au canal radio de l'onde normalement destinée à ces équipements radios. Elles apparaissent généralement dans les zones de chevauchement des couvertures des cellules, zones à l'intérieur desquelles le "handoff" sera souvent exécuté. Les contraintes qui découlent de ces interférences seront appelées contraintes canaux adjacent (ACC pour Adjacent Channel Constraint) ou encore contraintes d'espacement minimal des canaux proches entre cellules adjacentes.

### *Interférences co-site*

Représente l'interférence entre deux canaux identiques alloués à la même station de base. Ces interférences dépendent généralement de la capacité des équipements (combinateurs et filtres) de la station de base à combiner des canaux proches les uns des autres dans le plan des

fréquences. Les contraintes qui découlent de ces interférences seront appelées contraintes co-site (CSC pour Co-Site Constraint) ou encore contraintes d'espacement minimal des canaux d'une même antenne.

Ces interférences peuvent être représentées par une matrice appelée matrice de compatibilités électromagnétiques  $C$  de taille  $n \times n$ , où  $n$  est le nombre de station de base dans le réseau cellulaire. Les éléments  $c_{ij}$  de la matrice indiquent la contrainte de séparation spectrale des canaux alloués aux cellules  $i$  et  $j$ . Les éléments diagonaux  $c_{ii}$  de la matrice de la compatibilité représentent les interférences co-sites et les éléments non diagonaux  $c_{ij}$  représentent soit les interférences co-canal soit les interférences entre canaux adjacents.

## 2.9 Réutilisation de fréquences

Le mécanisme de réutilisation de fréquences repose sur la propriété d'atténuation des ondes radioélectriques en fonction de la distance de propagation. Ainsi, une fréquence utilisée dans une cellule donnée peut être réutilisée dans une autre cellule si celle-ci est suffisamment éloignée de la première [6]. Les cellules utilisant les mêmes fréquences sont appelées *co-cellules*.

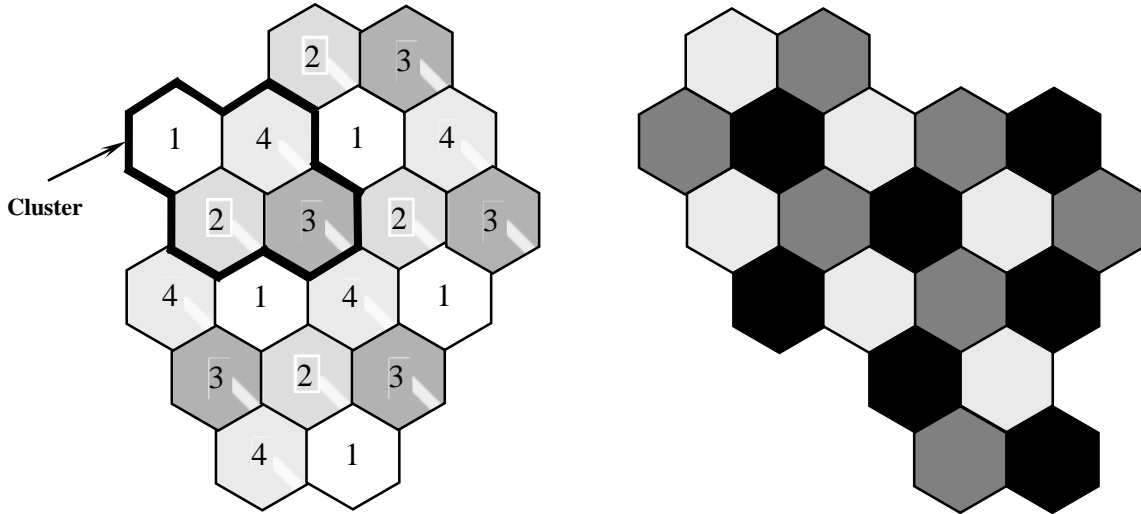
On affecte à chaque cellule un nombre de porteuses en fonction du trafic estimé dans cette cellule. Les porteuses associées à une cellule sont réutilisées dans les co-cellules correspondantes. Les co-cellules doivent être éloignées les unes des autres de façon à ce que le niveau d'interférence co-canal dans chacune d'elles soit suffisamment bas pour ne pas dégrader la qualité des communications. Ceci permet donc à un opérateur de couvrir une zone géographique d'étendue illimitée en ayant recours à une étroite bande de fréquences [6].

L'ensemble des canaux de la bande de fréquences du système sont utilisés dans un groupe de cellules, appelé *motif* ou *cluster*. Ces motifs ainsi juxtaposés les uns à côté des autres permettent de couvrir des zones géographiques. La distance minimale entre deux émetteurs utilisant la même fréquence est appelée «distance de réutilisation» (*co-channel reuse distance*). Cette distance est choisie de façon à ce que la qualité de réception soit suffisamment bonne.

En utilisant une structure hexagonale avec des cellules de même dimension, des considérations géométriques et arithmétiques permettent de démontrer que le nombre  $K$  de cellules par motif (*taille du motif*) vérifie la relation [7] :

$$k = i^2 + i.j + j^2 \tag{2.1}$$

avec  $i$  et  $j$ , entiers naturels positif ou nuls représentant les coordonnées des cellules.



**Figure 2.9** Exemple de motif cellulaire (K=4, K=3) [6].

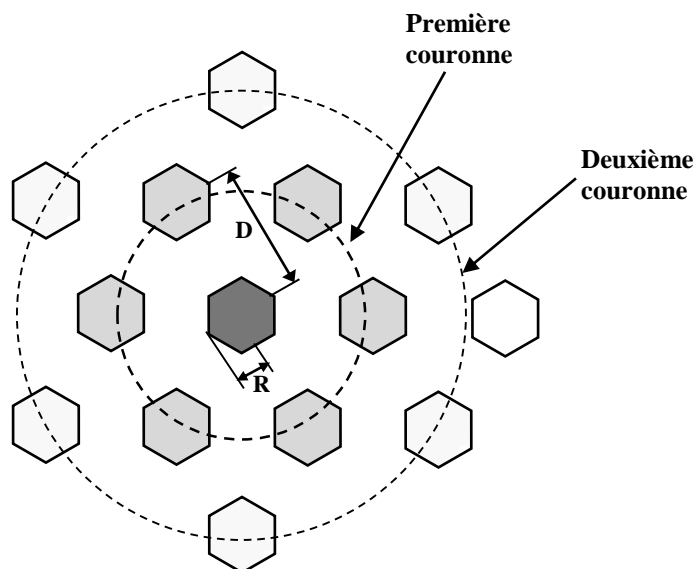
Les motifs peuvent donc être constitués de 1, 3, 4, 7, 9, 12, 13, 16, 19, 21..., cellules. En pratique, les motifs à 3, 4, 7, 12, ou 21 ou 27 cellules sont les plus couramment considérés. Ainsi, plus le motif est petit, plus la distance de réutilisation, exprimée en nombre de cellules, est petite.

Pour une cellule particulière, les centres des cellules utilisant la même fréquence sont situés sur un ensemble de cercles autour de cette cellule. Ces cercles sont appelés « couronnes ». Le rayon du plus petit cercle correspond à la distance de réutilisation  $D$ . Ce cercle comporte toujours six cellules, quelle que soit la taille du motif. La distance minimale de réutilisation dépend de plusieurs facteurs tel que la nature de l'entourage géographique, la hauteur de l'antenne et la puissance transmise par chaque station de base [8].

La relation reliant la distance de réutilisation  $D$  à la taille du motif  $K$  est donnée par la formule suivante [6]:

$$D = \sqrt{3k}R \tag{2.2}$$

où  $R$  est le rayon de la cellule.



**Figure 2.10** Distance de réutilisation [6].

Si toutes les stations de base transmettent avec la même puissance, l'augmentation de  $K$  entraîne une augmentation de la distance  $D$ . Cette augmentation de la distance de réutilisation diminue la probabilité d'avoir des interférences co-canal. Théoriquement, une grande valeur de  $K$  est souhaitée. Toutefois, le nombre total des canaux est fixe. Quand  $K$  est très grand, le nombre de canaux assignés pour chacune des  $K$  cellules devient petit. Il est évident que si  $K$  augmente, le nombre de canaux dans les  $K$  cellules est divisé, et des résultats inefficaces auront lieu. Ainsi, un défi se présente, qui consiste à obtenir le plus petit nombre  $K$  possible qui satisfait les besoins de performance du système [8].

## 2.10 Planification d'un système de téléphonie cellulaire

La planification d'un réseau de téléphonie cellulaire constitue l'une des tâches les plus complexes à la charge de l'opérateur du réseau. Elle est considérée comme un processus très délicat dont le résultat conditionne le succès des opérateurs. En effet, un réseau mal planifié se traduit par une qualité de service médiocre, en terme de zones de service ou en pourcentage de population desservie. Cela entraîne des dépenses supplémentaires donc un manque à gagner pour l'opérateur. La planification a pour objectif de minimiser le coût de l'infrastructure radio et réseau tout en tenant compte des caractéristiques de l'environnement ou de la région à servir (caractéristiques géographiques et de propagation radio) et de la bande de fréquences à utiliser. Le processus de planification doit être capable de fournir le meilleur emplacement des émetteurs et leurs caractéristiques en terme de puissance. Il doit aussi produire un meilleur plan de fréquences qui

permet de spécifier pour chaque émetteur la meilleure fréquence à lui assigner afin de maximiser sa zone de service. Enfin, il doit produire un plan d'équipements et de connexion réseau entre toutes ces entités. Le processus de planification d'un système de téléphonie cellulaire peut être décomposé en deux grandes étapes [9]:

- 1) La première étape, appelée dimensionnement du réseau, représente une étape très importante car elle consiste à déterminer le nombre, l'emplacement des émetteurs et la configuration de leurs paramètres (type d'antenne, puissance, etc.). Un réseau radioélectrique comprend donc un ensemble d'émetteurs fixes qui desservent chacun une zone géographique appelée zone de couverture. L'ensemble de ces zones vise à assurer une couverture optimale ou quasi-optimale d'une zone géographique à couvrir.
- 2) La deuxième étape du processus de planification des réseaux radioélectriques, appelée allocation de fréquences, a pour but d'allouer une ou plusieurs fréquences pour chaque point de service (émetteur) du réseau tout en minimisant les interférences dues aux fréquences des émetteurs brouilleurs. Il s'agit d'une application complexe dans le domaine des télécommunications. La résolution de ce problème nécessite la mise en place d'une modélisation spécifique qui permet de mieux prendre en compte les spécificités du réseau de chaque opérateur. Ces différentes modélisations donnent naissance à différents problèmes d'allocation de fréquences.

## 2.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une brève introduction à la téléphonie cellulaire, où nous allons présenter les caractéristiques du spectre de fréquences et les différentes techniques d'accès aux systèmes cellulaires. Ensuite, nous avons définie le cycle de vie, les différentes générations et l'architecture générale des réseaux cellulaires. Notre attention s'est portée par la suite sur les différents types d'interférences ainsi que le mécanisme de réutilisation de fréquences dans les réseaux cellulaires.

A la fin du chapitre, nous avons expliqué le processus de planification d'un système de téléphonie cellulaire qui peut être décomposé en deux grandes étapes : la première est l'étape de dimensionnement du réseau et la deuxième représente l'étape d'allocation de fréquences.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéresserons au problème d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires sur lequel repose cette thèse.

# CHAPITRE 3

ALLOCATION DE FREQUENCES

DANS LES RESEAUX

CELLULAIRES

# Chapitre 3 Allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires

Ce troisième chapitre représente une introduction au problème d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires. Nous allons présenter les différents schémas d'allocation de fréquences ainsi que les différentes sources et types d'interférence dans les systèmes cellulaires. Différentes représentations du problème d'allocation de fréquences et différents objectifs dont les problèmes d'allocation de fréquences peuvent être adoptés sont présentées par la suite. Puis, nous présentons un simple exemple illustratif d'un réseau de quatre cellules pour bien expliquer comment se fait l'étape d'allocation de fréquences. Une revue de la littérature sur les méthodes de résolution ayant été appliquées sur le problème d'allocation de fréquences avec deux différents objectifs de minimisation (nommés MI-FAP et MS-FAP) est présenté à la fin du chapitre.

## 3.1 Introduction

Comme nous venons de le voir dans le chapitre précédent, le processus de planification d'un réseau de téléphonie cellulaire peut être décomposé en deux grandes étapes. La première, dite de dimensionnement, consiste à déterminer le nombre optimum d'émetteurs à placer pour avoir une couverture optimale ou quasi-optimale de la zone géographique qu'un opérateur souhaite couvrir. Après avoir déterminé l'ensemble des émetteurs du réseau à planifier, il s'agit de calculer l'ensemble des contraintes d'interférence modélisant les écarts en canaux qui doivent exister entre chaque couple d'émetteurs afin d'éviter le phénomène de brouillage. La deuxième étape de la planification consiste à répartir, sur l'ensemble des émetteurs, les fréquences disponibles pour minimiser les phénomènes d'interférence entre les mobiles et optimiser la capacité d'écoulement du trafic. Cette étape est connue sous le nom de phase d'allocation de fréquences.

La qualité du réseau de téléphonie cellulaire dépend largement de la politique de gestion du spectre de fréquences qui est divisé en des fréquences disjointes, appelées aussi canaux fréquentiels. Pour écouler un appel, le système attribue une fréquence à la communication. Le problème d'allocation de fréquences se réfère au mécanisme et procédure mise en œuvre, afin de gérer l'attribution de canaux aux demandes de communication. Ce problème est classé dans la catégorie des problèmes NP-Difficiles [1]. Il peut être modélisé en problème d'optimisation ayant la forme suivante : étant donné une collection d'émetteurs auxquels on doit attribuer des fréquences,

trouver une allocation qui satisfait différentes contraintes et qui minimise la valeur d'une fonction "objectif". Ainsi la première approche du problème d'allocation est de minimiser ou d'éliminer l'interférence, c'est-à-dire que le potentiel d'interférence est la première fonction objectif.

La rareté de la ressource spectrale a conduit les gestionnaires du spectre à considérer différentes approches des problèmes d'allocation. Dans l'une de ces approches le spectre lié à l'allocation est la fonction objectif à minimiser. Au lieu d'éliminer complètement les interférences, des conditions qui précisent des niveaux d'interférences acceptables sont incluses dans les contraintes qu'une allocation doit satisfaire.

## **3.2 Schémas d'allocation de fréquences**

L'allocation de fréquences est certainement l'un des problèmes d'ingénierie des réseaux radio mobiles les plus étudiés dans la littérature. Ce problème a donné lieu à une multitude de modèles et d'algorithmes d'allocation, dont les différences sont principalement liées à la nature de l'ingénierie adoptée et aux objectifs modélisés. Plusieurs schémas d'allocation de fréquences ont été présentés pour améliorer la qualité des communications et augmenter le nombre d'utilisateurs. Nous distinguons principalement trois grandes familles de schémas d'allocation de fréquences [10] : allocation fixe (FCA : Fixed Channel Assignment), allocation dynamique (DCA : Dynamic Channel Assignment) et allocation hybride (HCA : Hybrid Channel Assignment).

### **3.2.1 Allocation fixe des fréquences**

Dans ce schéma FCA, un ensemble nominal de fréquences est alloué à chaque cellule de façon permanente. Les appels écoulés par la station sont exclusivement portés par les fréquences de cet ensemble. Le principal avantage du schéma FCA est sa simplicité d'implémentation. En effet, à l'arrivée d'un appel, le choix de la fréquence à allouer se fait au niveau local, vu que chaque cellule dispose de son propre pool de fréquences. Ce schéma manque cependant de souplesse et s'adapte mal aux variations brutales et instantanées du trafic, telles que les embouteillages et les grandes manifestations, ce qui rend l'utilisation de la bande passante peu efficace. C'est notamment le cas des cellules peu chargées mais qui occupent des fréquences sans les utiliser, alors que d'autres cellules sont saturées, faute de ressource radio.

Les principaux avantages de ce schéma sont : la simplicité et la rapidité. De plus elle permet une allocation des canaux avec une distance de réutilisation optimale. La technique FCA est

performante quand le motif de trafic est statiquement invariable, et fonctionne relativement bien dans les systèmes macro-cellulaires à charge de trafic élevé.

### 3.2.2 Allocation dynamique des fréquences

Afin de remédier aux conditions de charge et d'interférence très fluctuantes au cours de la journée, des mécanismes d'allocation dynamique des canaux sont étudiés comme alternative aux techniques actuelles. Cette technique concentre toutes les fréquences dans un groupe commun « *Commun Pool* » ; elle intervient à chaque établissement de communication. C'est à cet instant qu'un canal radio doit être choisi parmi les canaux disponibles dans le groupe commun pour l'allouer au mobile et à sa station de base.

Une telle technique augmente considérablement la capacité du système même en cas d'une distribution très variée du trafic, ceci au détriment d'une plus grande complexité en ce qui concerne l'importante charge de signalisation mise en œuvre et la forte puissance de calcul requise.

L'adoption de techniques d'allocation dynamique s'impose dans les contextes microcellules où les fluctuations du trafic dans chaque cellule sont beaucoup plus importantes que dans le cas macro-cellules. En revanche la stratégie DCA est moins efficace que la FCA dans des conditions de trafic très élevé.

### 3.2.3 Allocation hybride des fréquences

Pour pallier aux inconvénients des deux techniques FCA et DCA et afin de concilier les atouts qu'elles comportent, une technique hybride HCA a été proposée. Il s'agit d'un mixage des deux techniques FCA et DCA déjà décrites. La totalité des fréquences disponibles est divisée en une partie fixe et une autre dynamique. La partie fixe est allouée directement aux stations de base durant la phase d'implémentation (*comme dans la technique FCA*), la partie restante est rassemblée dans un groupe commun accessible par tous les clients du système.

Durant l'établissement d'un appel, une station de base peut utiliser un canal du groupe commun lorsque ses canaux fixes sont complètement alloués. L'affectation d'un canal dynamique est obtenue par l'application de n'importe quel mécanisme de DCA.

Dans un schéma HCA, la probabilité de blocage est définie comme étant la probabilité qu'un mobile demande le service alors que tous les canaux fixes et dynamiques sont utilisés. Dans ce cas,

la possibilité d'avoir quelques canaux dynamiques non utilisés alors que le mobile ne peut les utiliser afin de ne pas violer les contraintes d'interférence est non nulle. D'autre part, le rapport des canaux fixes/dynamiques est un paramètre important qui définit la performance du système. Il faut alors choisir un rapport optimal pour aboutir à une meilleure performance. En général, le rapport des canaux fixes/dynamiques est une fonction de la répartition du trafic et varie en fonction du temps suivant la distribution estimée de trafic.

### 3.3 Interférences

Les zones d'intersection entre les différentes cellules du réseau permettent au mobile de se déplacer d'une cellule vers une autre cellule. Cependant, ces zones sont sources d'interférence. Il y a interférence en un point donné si le mobile reçoit, en plus du signal utile (permettant la communication), un signal interférent sur une fréquence identique ou adjacente. Le nombre de fréquences étant limité, une même fréquence doit être réutilisée plusieurs fois (principe de réutilisation des fréquences) afin d'assurer un nombre important de communications. Il existe deux grands types d'interférences : celles qui sont dues à la réutilisation d'une même fréquence (*interférence Co-canal*) et celles qui sont dues à l'utilisation de fréquences adjacentes (*interférence canal adjacent*). Ensuite, les contraintes sont différentes si l'interférence se produit entre des fréquences assignées à une même cellule ou à des cellules adjacentes.

**Contraintes co-cell** : Sur une même cellule, plusieurs fréquences peuvent être affectées. Si ces fréquences sont trop proches, il y aura interférence. Une certaine distance entre les fréquences affectées pour une même cellule doit être respectée. Pour le réseau GSM, cette distance est en général de 3 canaux d'écart.

**Contraintes adjacent-cell** : Cette contrainte concerne les cellules adjacentes. En effet, deux cellules voisines ne peuvent utiliser les mêmes fréquences sans provoquer d'interférence. Une certaine distance entre ces fréquences doit être respectée. Les cellules étant regroupées en sites, on différencie les contraintes entre les cellules d'un même site (contraintes co-site) et les contraintes entre les cellules appartenant à des sites différents (contraintes inter-site).

Comme nous avons mentionné dans le chapitre précédent, ces interférences peuvent être représentées par une matrice appelée matrice de compatibilités électromagnétiques  $C$  de taille  $n \times n$ , où  $n$  est le nombre de station de base dans le réseau cellulaire. Les éléments  $c_{ij}$  de la matrice

indiquent la contrainte de séparation spectrale des canaux alloués aux cellules  $i$  et  $j$ . Les éléments diagonaux  $c_{ii}$  de la matrice de la compatibilité représentent les contraintes co-cell et les éléments non diagonaux  $c_{ij}$  représentent les Contraintes adjacent-cell. Les demandes en canaux sont généralement représentées par un vecteur de demandes  $D = (d_i)$  avec  $i = 1, \dots, n$ . Les éléments  $d_i$  représentent le nombre de canaux requis dans chaque cellule  $i$ .

### 3.4 Objectifs d'allocation de fréquences

Deux cas de figure se présentent pour le problème d'allocation de fréquences. Un premier cas, où la satisfaction des contraintes d'interférences est relativement simple. Il s'agit alors de chercher, parmi les solutions faisables, celle qui convient le mieux ou qui coute le moins, par exemple utilisant le moins de fréquences ou occupant un plus petit spectre. Le deuxième cas se présente quand la satisfaction des contraintes d'interférences est impossible. A l'heure actuelle, ce dernier cas est le plus fréquent dans les réseaux réels. Le problème d'allocation de fréquences peut être abordé selon différents objectifs comme suit [10] :

#### 3.4.1 Minimum Blocking FAP (MB-FAP)

Pour la minimisation de la probabilité moyenne de blocage. L'objectif ici est d'assurer un service minimum sans blocage d'appels.

#### 3.4.2 Minimum Order FAP (MO-FAP)

Pour la minimisation du nombre de fréquences utilisées. Cet objectif date des débuts des réseaux radio mobiles dans les années 70 [1], alors que les fréquences étaient vendues à l'unité. L'objectif alors était de concevoir des plans de fréquences utilisant le moins de fréquences possibles, tout en satisfaisant les contraintes d'interférences. Le problème de minimisation du nombre de fréquences utilisées s'écrit sous la forme d'un programme linéaire.

#### 3.4.3 Minimum Span FAP (MS-FAP)

Dans ce cas, l'opérateur est censé payer pour la totalité du spectre défini par la plus petite et la plus grande fréquence utilisée. Le but de cette approche est de minimiser la largeur de la bande passante utilisée (différence entre la fréquence Max et la fréquence Min utilisées). 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 de l'étendue du spectre des fréquences utilisées.

### 3.4.4 Minimum Interference FAP (MI-FAP)

Dans les réseaux à forte densité, il est souvent impossible de prévenir la totalité des interférences. De plus, la largeur du spectre disponible est une donnée fixe du problème. Les techniques de minimisation d'interférences se basent sur deux modèles de représentation des contraintes. La première consiste en la matrice de réutilisation. La deuxième basé sur le graphe d'interférence.

Dans le cas de la modélisation par matrice de réutilisation, deux approches sont possibles :

- *Minimiser le nombre de contraintes d'écart violées* : Dans ce cas, une pénalité est attribuée, suite à chaque violation d'une contrainte d'interférence.
- *Minimiser le nombre de demandes non satisfaites* : l'objectif dans ce cas est de répondre au mieux aux demandes des stations de fréquences. Le respecte des contraintes d'écart délimite l'ensemble des solutions réalisables.

Les approches basées sur le graphe d'interférence nécessitent une quantification des risques de brouillage.

## 3.5 Allocation de fréquences et coloration de graphe

Les contraintes d'interférence dans le problème d'allocation de fréquences sont souvent représentées par un graphe non orienté dont les sommets désignent les stations de base et les arcs reliant les sommets représentent les risques d'interférence. Cette représentation donna lieu à une multitude d'approches qui ramène le problème d'allocation de fréquences à un problème de coloration de graphe. Il s'agit alors d'assigner à chaque sommet une couleur (fréquence), de façon à satisfaire les contraintes d'écart. Cependant la modélisation du problème d'allocation de fréquences par un problème de coloriage a nécessité l'utilisation de variantes plus élaborées du modèle. Ces variantes visent à introduire de nouvelles contraintes ne pouvant être prises en compte par le modèle de base.

### *Coloration de graphe*

Sur un graphe  $G(V, E)$ , avec  $V$  l'ensemble des sommets et  $E$  l'ensemble des arêtes, le problème de coloriage de graphe consiste à affecter une couleur à chaque sommet. Pour cela, une seule contrainte doit être respectée : deux nœuds adjacents, i.e. reliés par une arête, doivent avoir

des couleurs différentes. Le nombre minimum de couleurs nécessaires pour colorier ce graphe en respectant cette contrainte est appelé le nombre chromatique.

Dans ce modèle, seules les contraintes d'interférences co-canal sont considérées. Deux stations de base,  $u$  et  $v$ , sont reliées par un arc si et seulement si elles sont susceptibles de générer des interférences co-canal. Le problème revient à colorier les sommets du graphe, de façon à ce que chaque paire de sommets adjacents ait de couleurs différentes

### *T-Coloration de graphe*

Pour modéliser les contraintes d'adjacence, les arcs du graphe sont munis de poids. Deux stations de base,  $u$  et  $v$ , sont reliés par un arc de poids  $d$  si et seulement si leurs couleurs doivent être séparées d'au moins  $d$ . Ceci sous-entend qu'un ordre doit être établi entre les couleurs. Cet ordre correspond à l'ordre des fréquences codées dans le spectre. Dans le cas où les poids des arcs seraient égaux à 1, le problème revient à un problème de coloriage classique. Dans nombreux travaux sur le problème d'allocation de fréquences, les espacements interfréquences entre les stations de base sont représentés sous forme d'une matrice carrée de séparation  $C$ . Les couleurs affectées à des nœuds adjacents doivent vérifier la relation suivante :

$$\forall e_{uv} \in E, u, v \in V, |couleur(u) - couleur(v)| \geq c_{uv} \quad (3.1)$$

### *Liste T-coloration*

Ce modèle introduit la contrainte de fréquences bloquées. En plus d'associer un poids à chaque arc du graphe, chaque sommet est désigné par un ensemble de couleurs inutilisables. Cet ensemble peut éventuellement être vide.

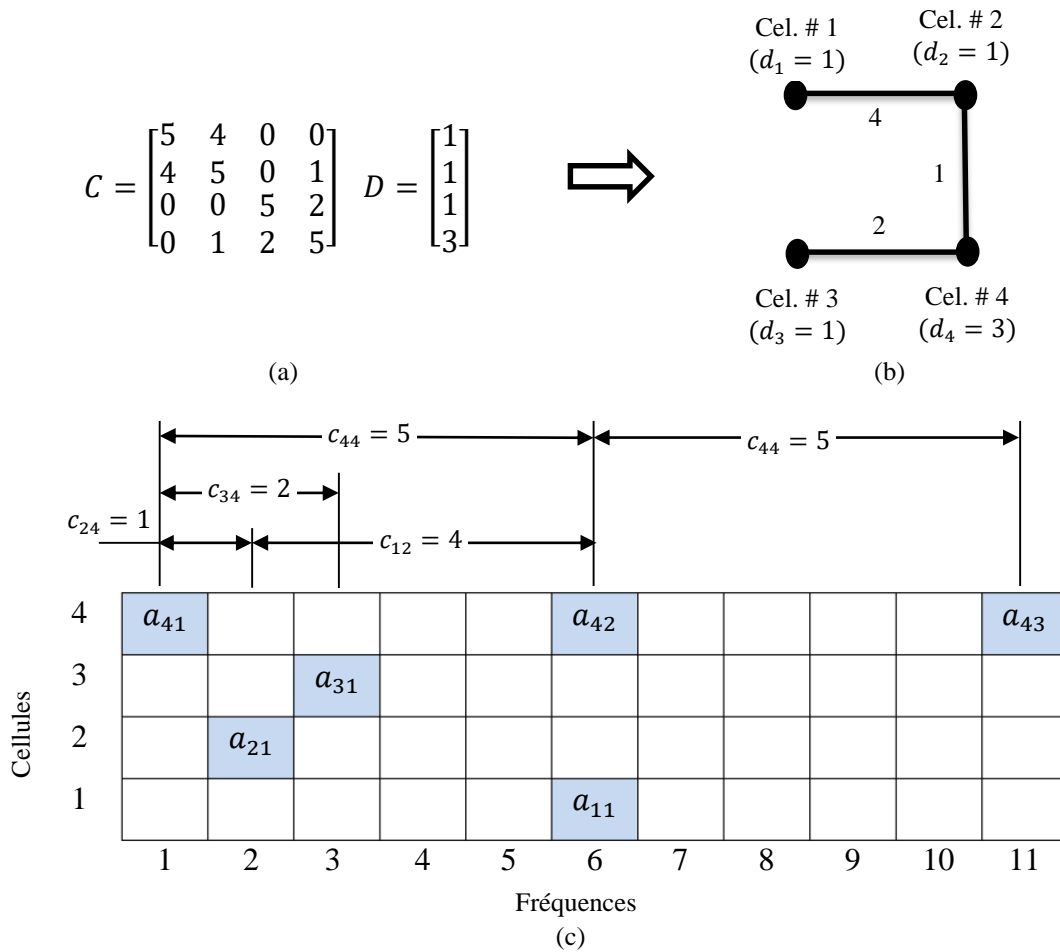
## **3.6 Exemple illustratif**

Dans ce qui suit, nous allons utiliser un simple exemple d'un réseau de quatre cellules pour bien expliquer comment se fait la résolution du problème MS-FAP en utilisant la coloration de graphe.

Pour un système de réseau cellulaire à quatre cellules (i.e.  $N = 4$ ) avec un vecteur de demandes d'appels  $D = (d_i) = (1, 1, 1, 3)$  et une matrice carrée de séparation en fréquences  $C$  (ou matrice de compatibilité électromagnétique) donnés comme le montre la figure 3.1.(a). Le problème d'allocation de fréquence MS-FAP consiste en l'attribution d'un ensemble de fréquences entières

positives à l'ensemble des appels (demandes),  $a_{ik}$  désigne le  $k^{\text{ème}}$  appel dans la cellule  $i$ , de sorte que la fréquence maximale utilisée dans le système est minimisée, tout en satisfaisant les contraintes de séparation en fréquences spécifiée par  $C$ .

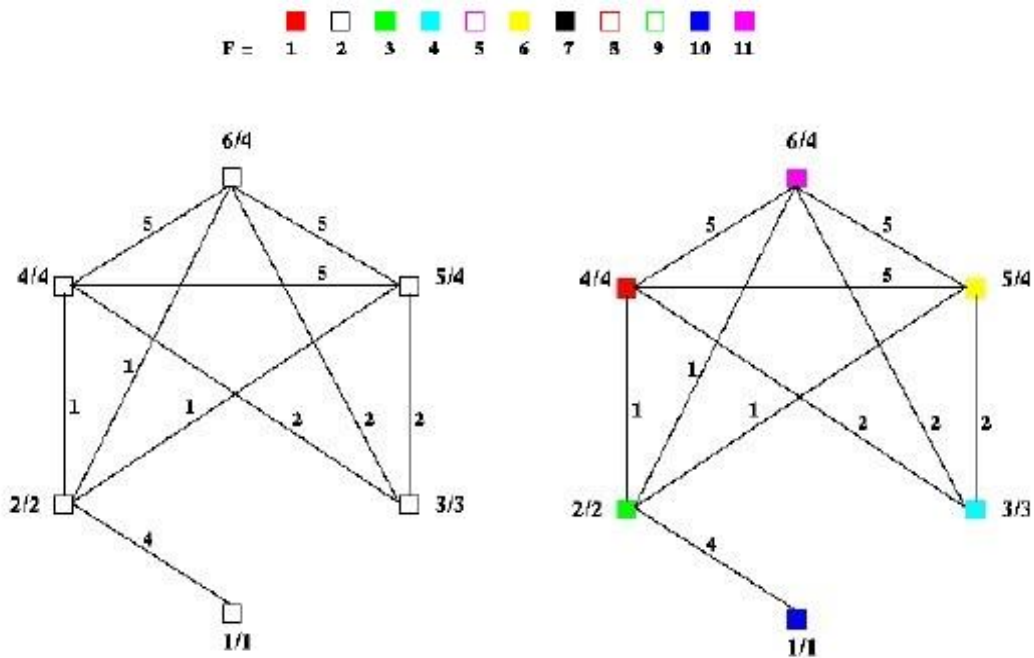
La figure 3.1 illustre ce simple exemple de problème d'allocation de fréquences ainsi qu'un exemple de solution optimale pour ce problème. Dans cette figure, (a) montre les caractéristiques du problème, (b) représente la topologie du réseau correspondant et (c) représente une solution du problème avec 11 fréquences utilisées.



**Figure 3.1** Un simple exemple de réseau de quatre cellules.

Le problème d'allocation de fréquences MS-FAP peut être représenté par un graphe de contraintes  $G(V, E, w)$ , également appelé graphe d'interférences. Les sommets sont les appels, une arête  $(u, v)$  de poids  $d$ , ( $d = c_{uv}$ ) existe entre les sommet  $u$  et  $v$  s'il y a une séparation en

fréquences à satisfaire entre ces sommets (i.e.  $d > 0$ ). La figure 3.2 représente le graphe d'interférences induit par les la matrice de réutilisation de fréquences présentée dans la figure 3.1.



**Figure 3.2** Graphe d'interférence et son graphe de coloration.

Le graphe d'interférence ainsi que la coloration correspondante du graphe sont représentés dans la figure 3.2. Les sommets sont étiquetés par deux nombres : le premier donne le numéro de l'appel et le seconde donne le numéro de la station de base concerné par l'appel. Les fréquences disponibles sont représentées par des couleurs.

### 3.7 Méthodes de résolution

Les premiers problèmes d'affectation de fréquences remontent au début du 20<sup>e</sup> siècle avec les succès de Marconi en 1897 à établir des communications à distance par des canaux d'ondes hertziennes. Cependant, les émetteurs (ou récepteurs) géographiquement proches qui opèrent sur des canaux non suffisamment espacés, peuvent mutuellement interférer. Les premières formulations mathématiques du problème ont apparu dans la littérature au début des années 1960 [11]. Depuis ce temps, les choses ont beaucoup évolué. Il existe aujourd'hui, un large éventail de publications scientifiques sur les problèmes d'affectation de fréquences avec différents objectifs d'optimisation se rapportant aux réseaux cellulaires.

Différentes problématiques peuvent être rencontrées dans la littérature telles que les problèmes FAP envisageant également la minimisation de la probabilité moyenne de blocages d'appels dans le réseau (MB-FAP), la minimisation du nombre de fréquences utilisées (MO-FAP), la minimisation de l'étendue de fréquences utilisées (MS-FAP) ou encore la minimisation d'interférences dans le réseau (MI-FAP). Dans cette partie, nous focalisons notre revue de la littérature sur les méthodes de résolution ayant été appliquées sur les deux derniers types de problèmes (MS-FAP et MI-FAP), puisqu'ils sont, exclusivement l'objet de notre travail.

### 3.7.1 Méthodes exactes

L'intérêt des méthodes exactes réside dans le fait qu'elles assurent l'obtention de la solution optimale du problème traité. En fait, elles permettent de parcourir la totalité de l'espace de recherche de manière à assurer l'obtention de toutes les solutions ayant le potentiel d'être meilleures que la meilleure solution trouvée au cours de la recherche. Cependant, les méthodes exactes sont très connues par le fait qu'elles nécessitent un coût de recherche souvent prohibitif en termes de ressources requises. En effet, le temps de recherche et/ou l'espace mémoire nécessaire pour l'obtention de la solution optimale par une méthode exacte sont souvent trop grands, notamment avec des problèmes de grande taille. De ce fait, la complexité de ce type d'algorithmes croît exponentiellement avec la taille de l'instance à traiter, elle devient très importante face à des problèmes comprenant plusieurs variables, fonctions objectifs et/ou critères.

La méthode par séparation et évaluation nommée *Branch and Bound* (B&B en anglais) est une des méthodes qui permettent la résolution exacte de problèmes d'optimisation. Elle propose un mécanisme de recherche intelligent, grâce auquel elle permet une bonne exploitation de l'espace de recherche et l'aboutissement à la solution optimale plus rapidement que d'autres méthodes exactes en combinant deux principes primordiaux [12] : la séparation et l'évaluation.

B&B consiste à dissocier le problème en sous problèmes de manière à représenter le problème sous forme d'une arborescence, où chaque nœud correspond à une solution partielle. Les solutions partielles se forment de manière incrémentale en s'enfonçant dans l'arbre. Chacune des solutions partielles potentielles possède une borne supérieure et une autre inférieure. Ces dernières sont utilisées pour couper quelques branches de l'arbre et ainsi éviter d'explorer tout l'arbre. En fait, si l'évaluation partielle d'un nœud  $x_i$  a montré que sa qualité est supérieure à la borne supérieure, le sous arbre en question sera élagué ; sinon, le nœud sera divisé en sous nœuds. Ce processus se

répète tant qu'il reste des branches non parcourues et la recherche continue jusqu'à trouver la solution optimale si elle existe.

L'utilisation de la méthode B&B nécessite [12] :

- Une solution initiale permettant d'entamer la recherche.
- Une stratégie permettant la division du problème  $P$  en sous problèmes  $P_i$ .
- Une fonction permettant le calcul des différentes bornes.
- Une stratégie de parcours de l'arbre : parcourir en profondeur, en largeur...etc.

Le point fort de cette méthode réside dans le fait qu'elle ne parcourt pas les sous branches dont on peut savoir a priori qu'elles ne permettent pas d'améliorer la solution rencontrée ce qui est établi grâce aux bornes des nœuds, cela permet de trouver de bonnes solution en un temps de recherche raisonnable.

Le travail présenté dans [13] propose une approche de décomposition du problème (MI-FAP) dans les réseaux cellulaires à grande échelle à travers le partitionnement du réseau cellulaire en plusieurs sous-réseaux de petite taille. Un algorithme séquentiel branch and bound est appliqué par la suite pour résoudre séquentiellement les problèmes MI-FAP dans ces sous-réseaux cellulaire de taille réduite. D'autres applications de l'algorithme branch and bound pour résoudre le problème d'affectation de fréquences MS-FAP sont proposées dans [14] et [15].

Les auteurs dans [14] utilisent un algorithme de satisfaction de contraintes pour résoudre le MS-FAP dans les réseaux cellulaires mobiles. Les techniques utilisées dans l'algorithme proposé sont les suivantes : 1) au lieu de représenter chaque appel dans une cellule comme une variable, la cellule (qui comporte plusieurs appels) est représenté comme une variable de très grandes domaine. Ainsi, les différentes valeurs de cette variable sont déterminées étape par étape, 2) une heuristique puissante d'ordonnancement de cellules est introduite et 3) une recherche B&B est appliqué en utilisant une technique qui limite les efforts de la recherche dans la partie de l'arbre où la solution est susceptible d'exister. Les évaluations expérimentales utilisant les instances de Philadelphie montrent que l'algorithme proposé peut trouver des solutions optimales ou semi-optimales pour ces instances, et la plupart des solutions obtenues sont supérieures ou équivalentes à celle des méthodes existantes utilisant le recuit simulé et la recherche tabou.

Dans [15], le problème MI-FAP dans les réseaux radio mobiles est formulé en se basant sur la programmation linéaire en nombre entiers. Pour résoudre ce problème, une méthode B&B contenant des procédures de séparation pour détecter les contraintes violées. La méthode ainsi que sa mise en œuvre sont testé sur une bibliothèque de 85 instances réelles fournie par CSELT, un laboratoire de recherche majeur fonctionnant avec TIM (un des gestionnaires du système radio mobile italien). Les solutions exacte sur les instances où le nombre de cellules ne dépasse pas 203 cellules sont trouvé avec un temps de calcul acceptable.

### 3.7.2 Méthodes constructives

Ce sont des méthodes itératives qui construisent pas à pas une solution. Partant d'une solution partielle initialement vide, elles cherchent à étendre à chaque étape la solution partielle de l'étape précédente, et ce processus se répète jusqu'à ce que l'on obtienne une solution complète. Les méthodes constructives sont généralement utilisables quand la qualité de la solution n'est pas un facteur primordial ou la taille de l'instance est raisonnable, en l'occurrence pour générer une solution initiale dans une métaheuristique, ces méthodes sont rapides et faciles d'implémentation. Comme exemple d'application de telles approches pour la résolution du problème d'affectation de fréquences, nous citons deux algorithmes récents proposés dans [16] et [17].

L'algorithme proposé dans [16], représente un nouvel algorithme polynomial pour résoudre le problème MS-FAP dans les réseaux cellulaires hexagonales avec une demande hétérogène en canaux. Le système cellulaire considéré est de 2-Bande tampon dans lequel l'interférence entre les canaux ne dépasse pas deux cellules. Au départ de l'algorithme, le MS-FAP avec une demande hétérogène en canaux est divisé en une séquence de sous-problèmes MS-FAP dont chacun possède une demande homogène en canaux. La solution à un tel sous-problème constitue une phase d'affectation, où les canaux affectées aux cellules correspondantes, répondant à toutes les contraintes de séparation en fréquences. Le processus d'affectation pour le réseau d'origine se compose d'une succession de plusieurs affectations homogènes de tous les sous-problèmes. L'évaluation expérimentale de l'algorithme sur des instances très connus dans la littérature telles que les instances de Philadelphie a montré que le taux d'optimalité des solutions obtenues ne dépasse pas 6 pourcent. De plus, le temps d'exécution requis pour l'obtention de ces solutions ne dépasse pas 5 millisecondes sur une station de travail HPxw8400.

Dans [17], un algorithme glouton probabiliste es proposé pour résoudre le MS-FAP dans les réseaux cellulaires. Les auteurs utilisent un graphe complet pour modéliser le problème dont les sommets représentent les appels et les arrêts reliant ces sommets représentent les contraintes de séparation nécessaires en fréquences afin d'éviter les interférences. L'objectif de cet article est d'attribuer des nombres entiers positifs représentant des couleurs ou des fréquences aux sommets du graphe de tel sort que l'étendue de fréquences utilisées (*fréquence maximale – fréquence minimale*) est réduit au minimum, tout en satisfaisant les contraintes de séparation en fréquences représentées par les poids des arrêts reliant les sommets du graphe. L'algorithme commence par une étape d'ordonnancement probabiliste des sommets du graphe et une application d'une stratégie de recherche exhaustive pour colorer ces sommets. Pendant la coloration, lorsque la couleur d'un sommet dépasse la couleur maximum des sommets alloués précédemment, une phase d'affectation forcée est appliquée afin de réduire la nouvelle étendue de fréquences. L'algorithme polynomial proposé est testé sur des instances des instances très connus de la littérature et les résultats obtenus montrent que cet algorithme est le meilleur par rapport aux stratégies d'affectation existantes en termes de taux d'optimalité des solutions obtenus et de temps d'exécution nécessaire pour l'obtention de ces derniers qui est inférieur à 1,77 secondes sur une station de travail HP Z400, même pour les instances les plus difficiles de la littérature.

### 3.7.3 Méthodes de recherche métaheuristiques

Dans la vie pratique, on se retrouve souvent confronté à des problèmes de différentes complexités, pour lesquelles on cherche des solutions qui satisfont deux notions antagonistes : la rapidité et la qualité. Devant le coût de recherche prohibitif des méthodes exactes (particulièrement avec des problèmes de grande taille) et la spécificité des heuristiques au problème donné, les métaheuristiques construisent une solution moins exigeante. En fait, elles sont applicables sur une grande variété de problèmes d'optimisation de différentes complexités. En outre, elles permettent de fournir des solutions de très bonne qualité (pas nécessairement optimales) en temps de calcul raisonnable.

La majorité des métaheuristiques sont inspirées des systèmes naturels, nous pouvons citer à titre d'exemple : le recuit simulé qui est inspiré d'un processus métallurgique, les algorithmes évolutionnaires et les algorithmes génétiques qui sont inspirés des principes de l'évolution Darwinienne et de la biologie, la recherche tabou qui s'inspire de la mémoire des êtres humains

ainsi que les algorithmes basés sur l'intelligence d'essaim comme l'algorithme d'optimisation par essaim de particules et l'algorithme de colonies de fourmis qui s'inspirent du comportement social de certaines espèces évoluant en groupe. Ces métaheuristiques sont partagées en deux classes : des métaheuristiques à base de solution unique et des métaheuristiques à base de population de solutions.

### ***3.7.3.1 Les métaheuristiques à base de solution unique***

Elles débutent la recherche avec une solution initiale. Elles se basent sur la notion du voisinage pour améliorer la qualité de la solution courante. En fait, la solution initiale subit une série de modifications en fonction de son voisinage. Le but de ces modifications locales est d'explorer le voisinage de la solution actuelle afin d'améliorer progressivement sa qualité au cours des différentes itérations. Le voisinage de la solution  $s$  englobe l'ensemble des modifications qui peuvent être effectuées sur la solution elle-même. La qualité de la solution finale dépend particulièrement des modifications effectuées par les opérateurs de voisinages. En effet, les mauvaises transformations de la solution initiale mènent la recherche vers la vallée de l'optimum local d'un voisinage donné (peut être un mauvais voisinage) ce qui bloque la recherche en fournissant une solution de qualité insuffisante.

#### ***3.7.3.1.1 Le recuit simulé***

L'algorithme du recuit simulé a été proposé par Kirkpatrick, Gelatt et Vecchi [18]. Son principe se base sur la procédure du recuit des métaux utilisée par les métallurgistes. Ces derniers chauffe à blanc le métal, puis ils laissent l'alliage se refroidir très lentement afin d'aboutir à un alliage sans défauts. En fait, les thermodynamiciens ont remarqué qu'une baisse brutale de la température d'un liquide entraîne une reproduction d'un optimum local, i.e. une structure amorphe. Alors qu'une baisse progressive de la température du liquide permet d'aboutir à un optimum global, i.e. une structure bien construite. C'est l'idée prise en considération par les métallurgistes qui savent que si le métal refroidit trop vite, il contiendra beaucoup de défauts microscopiques et s'il refroidit lentement ils obtiendront une structure bien ordonnée. La métaheuristique du recuit simulé s'inspire de l'algorithme de Métropolis [19], dont le principe (pour un problème de minimisation) peut être résumé comme suit :

- Entamer la recherche avec une solution initiale  $s$  ;
- Affecter une valeur initiale à la température  $T$  ;

- Calculer la fitness  $f(s)$  de la solution initiale  $s$ .
- Générer une solution  $s'$  voisine de  $s$  ;
- Calculer la fitness  $f(s')$  de  $s'$  ;
- Calculer l'écart de qualité (fitness) entre la solution  $s$  et la solution  $s'$  comme suit :

$$\Delta(f) = f(s') - f(s)$$

- Si  $\Delta(f) \leq 0$  alors  $s \rightarrow s'$
- Sinon générer un nombre aléatoire  $r \in [0,1]$  ;
- Si  $r < \exp\left(\frac{\Delta(f)}{T}\right)$  alors  $s \rightarrow s'$ .

Un schéma général de l'algorithme du recuit simulé (RS) est présenté dans l'algorithme 3.1. Le recuit simulé permet d'accepter une solution de piètre qualité que la solution courante afin de diversifier la recherche et échapper au piège de l'optimum local. Le fait d'accepter des solutions de mauvaises qualités peut mener la recherche vers la meilleure solution (l'optimum global) car cette dernière peut faire partie du voisinage d'une mauvaise solution et non pas d'une bonne solution (i.e. la solution courante qui est de meilleure qualité que sa voisine) qui peut représenter un optimum local. Cependant, l'acceptation de solutions de mauvaises qualités peut causer une perte de la meilleure solution rencontrée au cours de la recherche et entraîne une convergence vers une solution de mauvaise qualité qu'une autre déjà trouvée. Ce problème peut être facilement résolu en ajoutant une variable permettant la mémorisation de la meilleure solution trouvée [12].

---

### Le recuit simulé

---

- 1- **Début**
- 2- **Construire** une solution initiale  $s$  ;
- 3- **Calculer** la fitness  $f(s)$  de  $s$  ;
- 4- **Initialiser** une valeur de la température  $T$  ;
- 5-  $s_{best} = s$  ;
- 6- **Tant que** la condition d'arrêt n'est pas satisfaite **faire**
- 7-     **Générer** une solution  $s'$  voisine de  $s$  ;
- 8-     **Calculer**  $\Delta(f) = f(s') - f(s)$  ;
- 9-     **Si**  $\Delta(f) \leq 0$  **alors** // cas de minimisation
- 10-          $s_{best} = s'$  ;
- 11-          $s \rightarrow s'$  ;
- 12-     **Sinon Si**  $r < \exp\left(\frac{\Delta(f)}{T}\right)$  **alors**

- 13-  $s \rightarrow s'$  ;
  - 14- **Fin Si**
  - 15- **Décroître** la température  $T$  ;
  - 16- **Fin Tant que**
  - 17- **Retourner**  $s_{best}$  ;
  - 18- **Fin**
- 

**Algorithme 3.1** Schéma général de l'algorithme du recuit simulé.

L'acceptation d'une solution de mauvaise qualité est établie en fonction de deux facteurs : l'écart de qualité entre la solution courante et sa voisine d'un côté, et la température de l'autre côté. Plus la température est élevée, plus la probabilité d'accepter des solutions de mauvaises qualités est forte. La valeur initiale de la température  $T$  décroît au cours de la recherche pour tendre vers 0. Ce paramètre (i.e. la température) a un effet essentiel sur la performance de l'algorithme. Il doit être soigneusement ajusté tout au long de la recherche. En fait, un refroidissement rapide de la valeur de  $T$  peut entraîner une convergence prématurée de l'algorithme vers un optimum local de mauvaise qualité. Tandis qu'un refroidissement lent peut mener la recherche vers une solution de bonne qualité voir même optimale. Cependant, le refroidissement trop lent nécessite un temps de calcul élevé. En outre, le choix de la valeur initiale de  $T$  joue un rôle primordial dans le processus de recherche. Il dépend de la qualité de la solution initiale. Si cette dernière est choisie aléatoirement, il sera préférable d'affecter une valeur élevée à  $T$  pour donner plus de chance d'aboutissement à de bonnes solutions. Si le choix de la valeur initiale de la solution est expérimental ou empirique, la température initiale peut être basse.

Une combinaison de la métaheuristique de recuit simulé avec un algorithme séquentiel a été proposée dans [20] pour résoudre le problème MS-FAP. Cet algorithme séquentiel a l'avantage de produire une affectation de fréquences sans aucune violation de contraintes en un temps de calcul réduit. L'algorithme proposé a été testé et comparé avec la littérature sur les instances des problèmes de Philadelphie. D'autres exemples d'application du recuit simulé sont présentés dans [21] et [22].

### 3.7.3.1.2 La recherche tabou

La recherche tabou (RT) est une métaheuristique à base d'une solution unique. Elle a été proposée en 1986 par Glover [23]. RT est une méthode de recherche locale avancée, elle fait appel à un ensemble de règles et de mécanismes généraux pour guider la recherche de manière

intelligente [24]. L'optimisation de la solution avec la recherche tabou se base sur deux astuces : l'utilisation de la notion du voisinage et l'utilisation d'une mémoire permettant le guidage intelligent du processus de la recherche. En parcourant le voisinage de la solution courante  $s$ , la recherche tabou ne s'arrête pas au premier optimum local rencontré. Elle examine un échantillonnage de solution du voisinage de  $s$  et retient toujours la meilleure solution voisine  $s'$ , même si celle-ci est de piètre qualité que la solution courante  $s$ , afin d'échapper de la vallée de l'optimum local et donner au processus de la recherche d'autres possibilités d'exploration de l'espace de recherche afin de rencontrer l'optimum global. En fait, les solutions de mauvaise qualité peuvent avoir de bons voisinages et donc guider la recherche vers de meilleures solutions. Cependant, cette stratégie peut créer un phénomène de cyclage (i.e. on peut revisiter des solutions déjà parcourues plusieurs fois). Afin de pallier à ce problème, la recherche tabou propose l'utilisation d'une mémoire permettant le stockage des dernières solutions rencontrées pour ne pas les visiter dans les prochaines itérations et tomber dans le problème du cyclage répétitif. Cette mémoire est appelée « la liste tabou », d'où le nom de la métaheuristique tabou. La taille de la liste tabou est limitée, ce qui empêche l'enregistrement de toutes les solutions rencontrées. C'est la raison pour laquelle la liste tabou procède comme une pile FIFO, où la plus ancienne solution sera écartée pour laisser place à la dernière solution rencontrée. Le but de faciliter la gestion de la liste tabou en termes de temps de calcul ou d'espace mémoire nécessaires a poussé les chercheurs à proposer de ne conserver dans la liste que des attributs (i.e. caractéristiques) des solutions au lieu des solutions complètes. Particulièrement, dans le cas où le nombre de variables est très élevé. Toutefois, l'utilisation de la liste tabou peut mener à un blocage dans certains cas. En fait, les nouvelles solutions qui possèdent des attributs des solutions tabou, seront considérées tabou aussi même si elles n'ont pas encore été visitées. Pour remédier à ce problème, une technique appelée « critère d'aspiration » a été définie afin de sortir du blocage causé par la ressemblance des attributs des solutions tabou. Le critère d'aspiration permet d'omettre le statut tabou sur une solution lorsque certaines circonstances sont respectées. Un critère d'aspiration très classique consiste à autoriser une solution tabou si celle-ci est l'une des meilleures solutions rencontrées depuis le démarrage de la recherche.

---

### **La recherche tabou**

---

- 1- **Début**
  - 2- **Construire** une solution initiale  $s$  ;
  - 3- **Calculer** la fitness  $f(s)$  de  $s$  ;
  - 4- **Initialiser** une liste tabou vide ;
  - 5-  $s_{best} = s$  ;
  - 6- **Tant que** le critère d'arrêt n'est pas vérifié **faire**
  - 7-     **Trouver** la meilleure solution  $s'$  dans le voisinage de  $s$  qui ne soit pas tabou ou qui vérifie le critère d'aspiration ;
  - 8-     **Calculer**  $f(s')$  ;
  - 9-     **Si** fitness de ( $s'$ ) est meilleure que fitness de ( $s_{best}$ ) **alors**
  - 10-          $s_{best} \rightarrow s'$  ;
  - 11-     **Fin Si**
  - 12-     **Mettre à jour la liste tabou ;**
  - 13-      $s \rightarrow s'$  ;
  - 14- **Fin Tant que**
  - 15- **Retourner**  $s_{best}$  ;
  - 16- **Fin**
- 

**Algorithme 3.2** Schéma général de l'algorithme de la méthode de recherche tabou.

Roberto Montemani et al proposent dans [25] une adaptation de la méthode de recherche tabou avec une liste tabou dynamique afin de résoudre le problème MI-FAP. Pour les réseaux cellulaires, cette méthode est combinée avec une technique efficace de réoptimisation de cellules. L'idée principale est de fixer les fréquences affectées de toutes les cellules sauf celle sélectionnée afin d'optimiser leur affectation par une méthode exacte. L'efficacité de l'approche proposée est démontrée sur des instances difficiles des problèmes COST 259.

Les auteurs dans [26] ont appliqué une méthode de recherche tabou réactive pour résoudre le problème MI-FAP. Cette méthode est une amélioration de la recherche tabou classique, initialement proposée par Battiti et al en [27]. La recherche tabou réactive améliore la robustesse de la recherche classique en adaptant la taille de la liste tabou aux propriétés du problème d'optimisation étudié.

### ***3.7.3.2 Les métaheuristiques à base de population de solutions***

Les métaheuristiques à base de population de solutions débutent la recherche avec une panoplie de solutions. Elles s'appliquent sur un ensemble de solutions afin d'en extraire la meilleure (l'optimum global) qui représentera la solution du problème traité. L'idée d'utiliser un

ensemble de solutions au lieu d'une seule solution renforce la diversité de la recherche et augmente la possibilité d'émergence de solutions de bonne qualité. Une grande variété de méthodes basées sur une population de solutions a été proposée dans la littérature, telles que les algorithmes génétiques et les algorithmes à base d'intelligence par essaims (l'algorithme d'optimisation par essaim de particules, l'algorithme de colonies de fourmis, ...) qui ont connus une investigation remarquable ces deux dernières décennies.

### ***3.7.3.2.1 Les algorithmes génétique***

Cette approche [28] [29] dite évolutionnaire se base sur la théorie de l'évolution [30] qui permet d'expliquer les origines de la biodiversité ; les espèces évoluent dans le temps pour s'adapter à leur environnement, les individus les plus aptes ayant plus de chances de survivre et de transmettre leurs caractéristiques. Au fil des générations, les changements accumulés donnent naissance à de nouvelles formes de vie de plus en plus spécialisées.

Les algorithmes génétiques manipulent une population d'individus composée de solutions à un problème donné. Ils font évoluer cette population sur plusieurs générations jusqu'à converger vers une solution acceptable. Les opérations effectuées au cours de cette évolution sont directement calquées sur la terminologie biologique :

#### *1) Sélection*

Cette opération permet de choisir les individus qui serviront de base à la construction d'une nouvelle génération, l'idée étant de favoriser ceux qui s'en sortent le mieux. La sélection déterministe, la sélection par tournois, ou encore la sélection proportionnelle ne sont que quelques déclinaisons de cette opération.

- **Sélection déterministe** : consiste à choisir les  $N$  meilleurs individus.
- **Sélection par tournois** : consiste à tirer aléatoirement  $k$  individus et à choisir le meilleur d'entre eux.
- **Sélection proportionnelle** : le nombre de fois où un individu est choisi est proportionnel à son fitness.

#### *2) Reproduction*

Cet opérateur permet de répliquer directement les  $k$  meilleurs individus de la population actuelle à la population suivante. Il permet d'un côté de maintenir la présence des meilleurs individus tout au long des itérations, et d'un autre côté, il permet de centrer la recherche autour d'eux.

### 3) *Crossover*

Cet opérateur permet de combiner et de brasser le matériel génétique présent au sein de la population. Il peut être vu comme une recherche locale (intensification) étant donné qu'il ne crée pas de nouvelle information. Formellement, cela consiste à sélectionner aléatoirement différentes parties de  $p$  individus et à les combiner afin de créer un ou plusieurs nouveaux individus.

### 4) *Mutation*

Cette opération prend en paramètre un individu, y sélectionne aléatoirement une partie, et y opère une modification aléatoire. Il s'agit d'un élément perturbateur qui éloigne le risque d'une convergence prématurée et étend la capacité de l'algorithme à explorer l'espace de recherche.

### 5) *Fitness*

Le fitness d'un individu équivaut à sa capacité à résoudre un problème donné. Généralement, c'est une fonction définie dans  $R^+$  ; plus elle est élevée et plus l'individu est apte. La fonction fitness constitue la partie la plus importante d'un algorithme génétique ; elle conditionne à la fois la nature des solutions produites et le temps de convergence.

---

## **L'algorithme génétique**

---

- 1- Début**
  - 2- Générer une population aléatoire initiale.**
  - 3- Répéter**
  - 4- Évaluation du fitness ;
  - 5- Sélection ;
  - 6- Reproduction ;
  - 7- Crossover ;
  - 8- Mutation ;
-

9- **Jusqu'à** ce qu'un critère de terminaison soit atteint ;

10- **Fin.**

---

**Algorithme 3.3** Schéma général de l'algorithme génétique.

Une approche basée sur une définition résolument innovante des opérateurs de croisement et de mutation, testée sur des instances de MI-FAP, a été introduite par Kolen [31]. L'opérateur de croisement génère à partir de deux parents un enfant unique qui consiste en la meilleure combinaison de leurs gènes. Plus précisément, l'enfant héritera sa fréquence d'affectation soit de son père, soit de sa mère. L'ensemble des combinaisons possibles est calculé en appliquant une procédure de branch-and-cut basée sur une formulation partiellement contrainte du MI-FAP. L'opérateur de mutation définit quant à lui un voisinage de type 1-opt et le parcourt de façon exhaustive afin de générer une nouvelle solution 1-optimale. Il est appliqué à chaque individu nouvellement produit de la population.

Sasthi et al [32] présente un algorithme pour résoudre le problème MS-FAP en utilisant un modèle élitiste de l'algorithme génétique proposé dans [33]. Cet algorithme est commodément appliqué à un réseau cellulaire hexagonal avec deux bandes tampon, sur lequel la plupart des instances de la littérature sont définis. L'algorithme proposé fait partie de la catégorie d'algorithmes approximatifs qui ne dépendent pas d'une estimation préalable des bornes inférieures de l'étendue de fréquences utilisées. Toutefois, afin de juger l'algorithme proposé, les auteurs trouvent de nouvelles bornes inférieures pour un réseau cellulaire hexagonal avec une demande homogène de fréquences (où, le nombre demandé en canaux est identique pour toutes les cellules) et deux bandes tampon.

### 3.7. 3.2.2 *La colonie de fourmis*

L'algorithme de colonies de fourmis est un des algorithmes basés sur l'intelligence par essaim. Il a été introduit au début des années 90 par le trinôme Colorni, Dorigo et Maniezzo [34] [35]. L'idée de base du trinôme imite le comportement collectif des fourmis lors de leur déplacement entre la fourmilière et la source de nourriture. Dans l'objectif de rechercher la nourriture en parcourant le plus court chemin, les fourmis se communiquent indirectement entre elles en provoquant des changements dans leur environnement. Au début de la recherche, les fourmis se propagent aléatoirement en prenant des chemins de différentes tailles (court, long,..) dont elles déposent sur le sol une matière odorante appelée « phéromone » d'intensités égales. Afin d'attirer

l'attention de leurs congénères en retournant au nid, les fourmis déposent des phéromones un peu différents contenant un message concernant la qualité du site visité. Les fourmis ont tendance de suivre le chemin de plus forte intensité de phéromones. Plus le chemin est court, plus la quantité de phéromones y est déposée est élevée. Et plus l'intensité de phéromones est grande, plus le nombre de fourmis utilisant ce passage augmente. Par conséquent, le chemin le plus long sera abandonné car l'intensité de phéromones y compris est petite et s'évapore rapidement.

L'auto-organisation des fourmis basée sur l'utilisation des marqueurs chimiques (i.e. les phéromones) a construit le secret du succès de ces insectes dans la résolution de leurs problèmes. La fourmi informatique représente une solution au problème traité. Les phéromones informatiques sont des valeurs associées à des solutions trouvées. Ces valeurs dépendent des qualités des solutions. En fait, chaque fourmi (i.e. solution) dépose une certaine quantité de phéromones qui dépend de sa qualité.

L'algorithme de colonies de fourmis a été proposé pour la première fois pour résoudre le problème du voyageur de commerce [34], il se base sur trois phases essentielles :

- La construction du trajet de chaque fourmi.
- La distribution de phéromones sur le trajet de chaque fourmi.
- Evaporation des pistes de phéromones.

L'algorithme 3.4 représente le schéma général de l'algorithme de colonies de fourmis pour le problème du voyageur de commerce. L'algorithme de colonies de fourmis a été appliqué avec succès sur d'autres problèmes d'optimisation comme : les problèmes des tournées de véhicules, le problèmes d'affectation et de planification ... etc.

---

#### **L'algorithme de colonie de fourmis**

---

- 1- Début**
  - 2- Initialiser** une population de  $m$  fourmis ;
  - 3- Evaluer** les  $m$  fourmis ;
  - 4- Tant que** la condition d'arrêt n'est pas satisfaite **faire**
  - 5- Pour**  $i = 1$  à  $m$  **faire**
  - 6- Construire** le trajet de la fourmi  $i$  ;
-

- 7- **Déposer** des phéromones sur le trajet de la fourmi  $i$  ;
  - 8- **Fin pour**
  - 9- **Evaluer** les  $m$  fourmis;
  - 10- **Evaporer** les pistes de phéromones;
  - 11- **Fin Tant que**
  - 12- **Retourner** la ou les meilleures solutions ;
  - 13- **Fin.**
- 

**Algorithme 3.4** Schéma général de l'algorithme de colonie de fourmis

Pour la résolution de MI-FAP, Manezzio et Carbonaro [36] présentent la première application d'une procédure basée sur les colonies de fourmis, qu'ils nomment ANTS (Approximate Nondeterministic Tree-Search Procedure). Celle-ci incorpore à un processus d'optimisation classique par colonies de fourmis des fonctionnalités supplémentaires comme l'utilisation de bornes inférieures ou encore des mécanismes de non stagnation des solutions. Chaque fourmi bâtit une solution en étendant itérativement une affectation partielle par le choix d'un nouveau trajet à affecter et de sa fréquence d'assignation. Le choix du mouvement réalisé par la fourmi est facteur de la quantité de phéromone associé à celui-ci mais aussi d'informations heuristiques a priori. Cette procédure est couplée avec une technique d'optimisation locale qui est appliquée à chaque solution produite.

Pour la résolution de MS-FAP, Montemanni et al [37] proposent une adaptation de l'algorithme de colonie de fourmis dont l'objectif est de trouver un plan de fréquences sans interférence qui minimise l'étendue de fréquences utilisées. L'algorithme proposé utilise la même stratégie de recherche adopté par Hurley et al. [38] et Hao et al [39]. Tout d'abord, les auteurs commencent par fixer une valeur élevée de l'étendue de fréquences disponible et par la suite minimisent itérativement le nombre d'interférences des affectations proposées en exécutant l'algorithme de colonie de fourmis. Une fois une affectation sans interférence est trouvée, l'étendue disponible de fréquences est diminuée par 1 et l'algorithme s'exécutera à nouveau. Deux techniques de recherche locale ont été appliquées à chaque solution produite pour améliorer les performances de l'algorithme proposé.

### 3.7.3.2.3 *L'optimisation par essaim particulière*

C'est une métaheuristique populaire basée sur l'intelligence par essaim. Elle a été proposée en 1995 par Kennedy et Eberhart [40]. L'optimisation par essaim de particules s'inspire du comportement social des oiseaux évoluant en groupe et des bancs de poissons. L'algorithme d'optimisation par essaim de particules lance la recherche avec une population de solutions, où chacune est appelée « particule ». Cette dernière est caractérisée par une vitesse de déplacement et une position dans l'espace de recherche. Au cours du processus de la recherche, chaque particule se déplace pour modifier sa position dans l'espace de recherche en fonction de sa vitesse actuelle, sa position actuelle, sa meilleure position trouvée au cours des itérations passées et la meilleure position trouvée par l'essaim. Son déplacement lui permet de mettre à jour sa position et sa vitesse de déplacement à chaque itération. Plus de détail sur l'algorithme d'optimisation par essaim de particules, voir chapitre suivant.

Dans ce contexte, les auteurs dans [41] présentent une adaptation de l'optimisation par essaim particulière PSO, à l'optimisation du problème discret d'affectation de fréquences à spectre fixe (MI-FAP) et proposent un algorithme discret, nommé DPSO (Discret Particle Swarm Optimization). Afin d'améliorer les performances de DPSO, une procédure de recherche locale déterministe a été appliquée à chaque itération. L'idée de base est de ramener chaque solution à son minimum local utilisant une heuristique d'optimisation locale déterministe proposée dans [42]. Cette heuristique consiste en le choix, pour chaque cellule violant les contraintes électromagnétiques, d'un canal qui valide les différentes contraintes. Les nouvelles solutions constituent les particules de la génération courante. L'étude expérimentale de DPSO est faite sur les huit problèmes connus de Philadelphie.

Une métaheuristique a été proposée dans [43] pour résoudre le MI-FAP dans laquelle les auteurs ont accordé plus d'attention à la satisfaction des contraintes de compatibilité co-site. Cette approche utilise une combinaison d'une heuristique spécifique et un algorithme modifié d'optimisation par essaim particulière PSO. Les résultats d'expérimentation de l'approche proposée sont obtenus sur quelques instances des problèmes Philadelphie.

Dans [44], les auteurs ont proposé une nouvelle modélisation bi-objective du problème MI-FAP nommé BOOP (Bi-Objectif Optimisation Problem) et un algorithme d'optimisation multi-essaim particulière (MS-PSO) pour la résolution de ce dernier. Afin d'éviter la convergence vers

un optimum local, une condition qui définit les caractéristiques de la solution optimale globale a été proposée et employée pour déterminer la direction de la recherche. Les résultats d'expérimentation de cette approche émanent de l'utilisation des instances réelles nommés Philippine.

Une autre application de l'algorithme PSO avec différentes variantes a été proposée dans [45] pour résoudre le problème MI-FAP. L'algorithme proposé a été testé sur quatre instances des problèmes COST 259, nommés siemens 1, siemens 2, siemens 3 et siemens 4. Pour chaque instance, 12 variantes différentes de l'algorithme proposé ont été appliquées dont chacune utilise différentes fonctions de vitesse, différents schéma de sélection de la meilleure position de l'essaim et différentes tailles de population.

### **3.8 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté une introduction au problème d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires où nous avons défini les différents schémas d'allocations de fréquences, les différentes sources et types d'interférence, les différents objectifs et les différentes représentations dont le problème d'allocation de fréquences peut être adopté. Un simple exemple illustratif d'un réseau de quatre cellules est présenté pour bien expliquer comment se fait l'étape d'allocation de fréquences dans les réseaux cellulaires.

A la fin de ce chapitre, nous avons exposé les différentes les méthodes de résolution ayant été appliquées sur le problème d'allocation de fréquences avec deux différents objectifs de minimisation (nommée MI-FAP et MS-FAP). Ces méthodes peuvent être classées en Trois grandes classes telles que :

- les méthodes exactes qui permettent de parcourir la totalité de l'espace de recherche de manière à assurer l'obtention de la solution optimale. Ces méthodes sont très connues par le fait qu'elles nécessitent un coût de recherche souvent prohibitif en termes de ressources requises, notamment avec des problèmes NP-Difficiles tel que le problème d'allocation de fréquences ;
- les méthodes constructives qui construisent pas à pas une solution partant d'une solution partielle initialement vide. Ces méthodes sont rapides et généralement utilisées quand la qualité de la solution n'est pas un facteur primordial ou la taille de

l'instance est raisonnable, en l'occurrence pour générer une solution initiale dans une métaheuristique ;

- les méthodes de recherche métaheuristicques qui sont applicables sur une grande variété de problèmes d'optimisation de différentes complexités. Ces méthodes permettent de fournir des solutions de très bonnes qualités (pas nécessairement optimales) en temps de calcul raisonnable.

Dans la suite de cette thèse, une attention particulière est portée sur une intégration de la méthode de recherche tabou dans l'optimisation par essaim particulaire pour la résolution du problème MI-FAP (voir chapitre suivant). Le but principal de cette intégration est de tirer profit des avantages cumulés de l'algorithme PSO dans l'optimisation globale et de la recherche tabou dans l'amélioration des performances de PSO et la limitation des risques de la convergence prématurée vers des solutions sous optimales.

Dans un deuxième temps, nous sommes intéressés au développement d'une nouvelle méthode constructive efficace et très rapide permettant la résolution du problème MS-FAP en se basant sur une nouvelle modélisation du problème et des nouvelles bornes inférieures proposées de l'étendue minimale de fréquences utilisées (voir chapitre 5).



**PARTIE 2 :**

**CONTRIBUTIONS**

# CHAPITRE 4

## INTEGRATION DE LA METHODE DE RECHERCHE TABOU DANS L'ALGORITHME D'OPTIMISATION PAR ESSAIM PARTICULAIRE POUR LA RESOLUTION DU PROBLEME D'AFFECTATION DE FREQUENCES (MI-FAP)

# Chapitre 4 Intégration de la méthode de recherche tabou dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire pour la résolution du problème d'affectation de fréquences (MI-FAP)

## 4.1 Introduction

Le problème d'affectation de fréquences regroupe les mécanismes et procédures mis en œuvre afin de gérer l'attribution des canaux de fréquences aux demandes de communication. Ce problème est classé dans la catégorie des problèmes NP-difficiles [46]. Sa version de base peut être formulée comme un problème de coloration de graphe (Hale [46]). Au début, ce problème est formulé comme un problème d'optimisation avec comme objectif la minimisation du nombre de canaux distincts utilisés (i.e. Minimum Order FAP) ou la minimisation de la largeur de bande (i.e. Minimum Span FAP). Ces objectifs étaient appropriés parce qu'il était encore possible de construire pour ces réseaux, des affectations de fréquences sans interférence. Aujourd'hui, il s'agit de trouver des solutions acceptables en minimisant le niveau global d'interférence (par exemple le nombre total de violations des contraintes de compatibilité électromagnétique) des affectations de fréquences proposées. Dans ce cas, nous parlons de problèmes d'affectation de fréquences à spectre fixe dont l'objectif principal est de minimiser les interférences dans le réseau (Minimum Interference Frequency Assignment Problem MI-FAP).

Le problème d'affectation de fréquences (MI-FAP) que nous considérons ici consiste à affecter un nombre suffisant de canaux à chaque cellule sous les contraintes de compatibilité Co-canal, de compatibilité entre canaux adjacents, et de compatibilité entre canaux identiques alloués à la même cellule. La résolution satisfaisante d'un tel problème d'optimisation NP-difficile, qui comporte un grand nombre de contraintes et de solutions sous optimales, justifie souvent le recours à une métaheuristique puissante. Parmi celles-ci, nous nous intéressons à l'Optimisation par Essaim Particulaire (OEP, ou PSO en anglais) du fait son efficacité dans l'optimisation globale. Cependant, le problème majeur de PSO est la convergence prématurée qui peut conduire à une stagnation dans une solution sous optimale. En effet, dans le cadre d'amélioration des performances de PSO et de

la limitation des risques de la convergence prématurée, une intégration de la méthode de Recherche Tabou (RT, ou TS en anglais) dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire est proposée, formant un algorithme hybride nommé PSO-TS. L'idée de base de cette intégration est de bien explorer et exploiter l'espace de solutions de chaque particule de l'essaim afin d'avoir davantage de chance pour trouver la solution optimale. Aussi, dans le cadre d'optimisation de la complexité en temps et en espace mémoire de l'algorithme proposé PSO-TS, nous proposons un nouveau modèle simple efficace et peu coûteux pour la représentation et l'évaluation des positions de particules (i.e. solutions du problème étudié). Le but principal de ce modèle est non seulement de réduire l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules, mais aussi de réduire le temps de calcul nécessaire à l'évaluation de ces positions par rapport au modèle classique.

## 4.2 Problématique

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au problème d'affectation de fréquences MI-FAP dans les réseaux cellulaires dont l'objectif principal est d'attribuer un nombre suffisant de fréquences à chaque station de base (dite cellule) tout en minimisant le niveau global d'interférences. Ces interférences apparaissent entre deux canaux proches d'un point de vu spectral dans le domaine fréquentiel et émettant à partir d'émetteurs géographiquement proches. Les types d'interférences considérées dans le problème d'affectation de fréquences MI-FAP sont les suivantes :

- ❖ Interférence Co-canal : représente l'interférence entre deux cellules auxquelles on a alloué le même canal. Typiquement, cette interférence décroît quand la distance géographique entre les deux cellules croît. Les contraintes qui découlent de ces interférences seront appelées contraintes Co-canal (CCC pour Co-Channel Constraint) ou encore contraintes d'espacement minimal entre cellules auxquelles on a alloué le même canal ;
- ❖ Interférence entre canaux adjacents : C'est l'interférence entre deux cellules adjacentes auxquelles on a alloué des canaux proches l'un de l'autre dans le plan spectral. Les contraintes qui découlent de ces interférences seront appelées contraintes entre canaux adjacents (ACC pour Adjacent Channel Constraint) ou encore contraintes d'espacement minimal des canaux proches entre cellules adjacentes.

- ❖ Interférence Co-site : représente l'interférence entre deux canaux identiques alloués à la même cellule. Les contraintes qui découlent de ces interférences seront appelées contraintes Co-site (CSC pour Co-Site Constraint) ou encore contraintes d'espacement minimal entre canaux d'une même cellule.

Ces interférences peuvent être représentées par une matrice appelée matrice de compatibilités électromagnétiques  $C$  de taille  $n \times n$ , où  $n$  est le nombre de cellules dans le réseau cellulaire. Les éléments  $c_{ij}$  de la matrice indiquent la contrainte de séparation spectrale des canaux alloués aux cellules  $i$  et  $j$ . Les éléments diagonaux  $c_{ii}$  de la matrice de compatibilité représentent les interférences Co-sites et les éléments non diagonaux  $c_{ij}$  représentent soit les interférences Co-canal, soit les interférences entre canaux adjacents.

### 4.3 Formulation du problème

Dans cette section, nous présentons la formulation mathématique du MI-FAP dans les réseaux cellulaires mobiles. Cette formulation est utilisée par l'algorithme décrit dans le présent chapitre pour évaluer le niveau global d'interférences générés par les affectations de fréquences proposées.

Les notations suivantes seront utilisées tout au long du présent chapitre.

- $X = (x_i, i = 1, \dots, n)$  : l'ensemble des cellules (ou stations de base) dans le système ;
- $C = (c_{ij}) ; i, j = 1, \dots, n$  : la matrice de compatibilité électromagnétique où  $c_{ij}$  représente l'écart minimal qui doit exister entre tout canal affecté à la cellule  $x_i$  et tout autre canal affecté à la cellule  $x_j$ . Si  $i = j$ , cet écart permet d'éviter les interférences Co-site et si  $i \neq j$  il permet d'éviter les interférences Co-canal et les interférences entre canaux adjacents ;
- $D = (d_i) ; i = 1, \dots, n$  : le vecteur des demandes dont les éléments représentent le nombre de canaux requis dans chaque cellule. Ainsi  $d_i$  représente le nombre de canaux à affecter à la cellule  $x_i$  pour satisfaire sa demande ;
- $B = (1, \dots, m)$  : est l'ensemble des canaux disponibles dans le système. Le nombre total de canaux étant égal à  $m$  ;
- $D_{tot} = \sum_{i=0}^n d_i$  : Le nombre total de canaux à attribuer au réseau cellulaire qui est égal à la somme des demandes en canaux  $d_i$  pour  $i$  allant de 1 à  $n$  ;

- $S$  : une affectation de canaux au réseau cellulaire entier.

Le problème MI-FAP est décrit par le triplet  $(X, D, C)$  où  $X$  est le réseau de cellules,  $D$  le vecteur des demandes en canaux des cellules et  $C$  la matrice de compatibilité électromagnétique. Le problème considéré dans ce chapitre peut être défini de la façon suivante : étant donné l'ensemble  $B$  des canaux disponibles, l'objectif principal est de trouver une solution réalisable  $S$  qui satisfait l'ensemble des contraintes de demande décrit par le vecteur  $D = (d_i)$  ainsi l'ensemble des contraintes de compatibilité électromagnétique décrites par la matrice  $C = (c_{ij})$ . Le format classique et proposé pour le stockage et l'évaluation des solutions  $S$  est décrit dans les sections suivantes.

#### 4.3.1 Format Classique de Stockage de solution et d'Evaluation de solution (FCSE)

Dans ce format classique de stockage, une affectation de canaux  $S$  est représentée à l'aide d'une matrice binaire bidimensionnel  $F$  de taille  $(n \times m)$ , où  $n$  représente le nombre de cellules et  $m$  définit le nombre total de canaux disponibles. Notons par  $f_{ij}$ , l'élément correspondant à la cellule  $i$  et à la fréquence  $j$ .

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & f_{13} & \cdots & f_{1m} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} & \cdots & f_{2m} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} & \cdots & f_{3m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & f_{n3} & f_n & f_{nm} \end{bmatrix}$$

Où :

$$f_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si la fréquence } j \text{ est affecté à la cellule } i; \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$$

Et :

$$\sum_{j=1}^m f_{ij} = d_i, 1 \leq i \leq n$$

Afin de comparer les solutions entre elles, une fonction de fitness est nécessaire pour identifier la meilleure combinaison qui minimise le nombre total de violations des contraintes électromagnétiques, comme il est fait dans Cheng et al [47]. Dans [47], la

fonction fitness est une formulation d'énergie définie pour garder une trace de la somme des contraintes non respectées au cours du processus de simulation. Cette énergie est à son minimum (i.e. tombe à zéro) lorsque toutes les contraintes les contraintes de compatibilité électromagnétique sont satisfaites et le nombre de fréquences attribué au système cellulaire est égal à  $D_{tot}$ . Cette formulation standard d'énergie  $E_{stand}$  est définie comme suit :

$$E_{stand} = \sum_{i=1}^n \sum_{a=1}^m \sum_{j=1, j \neq i}^n \sum_{b=1}^m p(i, a) Obj(i, a, j, b) p(j, b) + \sum_{i=1}^n \sum_{a=1}^m \sum_{b=1, b \neq a}^m p(i, a) Obj(i, a, i, b) p(i, b) \quad (4.1)$$

Où :

$$Obj(i, a, j, b) = \begin{cases} 0, & \text{si } |a - b| \geq C_{ij} \\ 1, & \text{autrement} \end{cases}$$

Et :

$$p(i, a) = \begin{cases} 1, & \text{si la fréquence } a \text{ est affectée à la cellule } i; \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$$

$Obj(i, a, j, b)$  est égal à 1 si l'attribution du canal  $a$  à la  $i^{\text{ème}}$  cellule et le canal  $b$  à la  $j^{\text{ème}}$  cellule viole les contraintes de compatibilité électromagnétique.

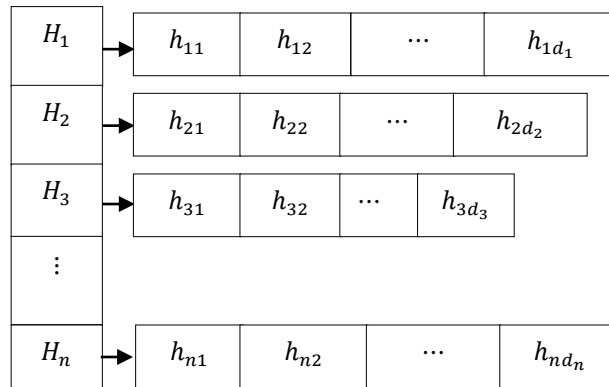
L'inconvénient principal de cette modélisation du problème MI-FAP est l'utilisation de matrice creuse  $F$  avec beaucoup d'éléments égaux à zéro du fait que le nombre total de fréquences à attribuer au système cellulaire  $D_{tot}$  est nettement inférieur à la taille de la matrice  $n \times m$ . De même, le nombre d'opérations élémentaires nécessaires pour le calcul du nombre total de violations des contraintes dans chaque nouvelle solution est relativement grand et consomme de grandes quantités de mémoire. Il faut environ  $O(n^2 m^2)$  d'opérations élémentaires sous l'utilisation de la formulation standard d'énergie  $E_{stand}$ .

Par conséquent, pour les grands problèmes avec un grand nombre de cellules, il est utile et souvent nécessaire d'utiliser une nouvelle structure de données pour la compression de la matrice creuse  $F$  ainsi qu'une nouvelle formulation d'énergie pour éviter les opérations

inutiles avec les éléments nuls. Cela nous mène à réduire à la fois le volume de stockage de solutions et le temps de calcul requis pour l'évaluation des solutions du problème.

### 4.3.2 Format Proposée de Stockage et d'Evaluation de solution (FPSE)

Dans cette section, nous proposons un nouveau modèle efficace, simple et peu couteux pour la représentation et l'évaluation de la solution classique définie par la matrice creuse  $F$ . L'idée de base consiste à éviter les opérations inutiles avec les éléments nuls de  $F$  (qui correspondent aux fréquences non affectées) et surtout d'éviter d'être obligé de les conserver en mémoire. Parmi les différents formats de représentation de matrice creuse qui se trouvent dans la littérature, nous citons le stockage par lignes compressées (CRS pour Compressed Rows Storage). Cette représentation est commune aux matrices creuses, et elle est utilisée par les grandes bibliothèques de calcul scientifique. Une variante de ce format nous permet de ne représenter que les indices  $j$  des éléments non nulles  $f_{ij}$  dans  $F$  (i.e. les fréquences affectées) d'une manière continue en utilisant des vecteurs  $H_i = (h_{ia})$ , où  $h_{ia}$  désigne la  $a^{\text{ème}}$  fréquence affectée à la cellule  $i$  (voir figure 4.1).



**Figure 4.1** Format proposé de stockage de solution.

Ce format de stockage creux entraîne de grandes économies dans la taille utilisée en mémoire par rapport au format classique de stockage. En effet, le nombre d'éléments représentés en mémoire est nettement réduit de  $(n \times m)$  éléments binaires du format classique de solution aux  $D_{tot}$  éléments entiers du format proposé. Ainsi, le temps d'évaluation d'une solution peut également être réduit quand nous employons une nouvelle formulation d'énergie qui profite de ce nombre réduit d'éléments représentés pour calculer le nombre de violations des contraintes électromagnétiques des affectations de fréquences proposées. Pour cette raison, une nouvelle

formulation d'énergie  $E$  est alors définie pour remplacer la formulation classique  $E_{stand}$  (formule 4.1).

$$E = Viol_{co} + Viol_{adj} \quad (4.2)$$

Où :

$Viol_{co}$  ( $Viol_{adj}$ ) représente le nombre de violations de contraintes électromagnétiques Co-site, (respectivement Co-canal et entre canaux adjacents) dans le système cellulaire.

$$Viol_{co} = \sum_{i=1}^n \sum_{a=1}^{d_i} \sum_{b=a+1}^{d_i} v(h_{i,a}, h_{i,b}) \quad (4.3)$$

$$Viol_{adj} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n \sum_{a=1}^{d_i} \sum_{b=1}^{d_j} v(h_{i,a}, h_{j,b}) \quad (4.4)$$

Et :

$$v(h_{i,a}, h_{j,b}) = \begin{cases} 0 & \text{if } |h_{i,a} - h_{j,b}| \geq C_{ij} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$v(h_{i,a}, h_{j,b})$  égal à 1 si l'attribution des fréquences  $h_{i,a}$  et  $h_{j,b}$  viole les contraintes de compatibilité électromagnétique.

#### 4.4 Affectation de fréquences par un Algorithme à base d'essaim particulaire

L'Optimisation par essaim particulaire (OEP), ou Particle Swarm Optimization (PSO) en anglais, est un algorithme d'optimisation qui s'inspire de la dynamique d'animaux se déplaçant en groupes compacts (essaims d'abeilles, vols groupés d'oiseaux, bancs de poissons). Les particules d'un même essaim communiquent entre elles tout au long de la recherche pour construire une solution au problème posé, et ce en s'appuyant sur leur expérience collective. Cet algorithme a été conçu à l'origine pour résoudre les problèmes d'optimisation continus et sans contraintes. Dans cette section, nous exposons d'abord une description générale de l'algorithme de base, puis nous en proposons une adaptation pour résoudre le problème discret d'affectation de fréquences MI-FAP.

#### 4.4.1 Description générale

L'optimisation par essaim particulaire est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio-psychologue) en 1995 [40]. Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim. En effet, nous pouvons observer chez ces animaux des dynamiques de déplacements relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une «intelligence» limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim. L'information locale et la mémoire de chaque individu sont utilisées pour décider de son déplacement. Des règles simples, telles que « rester proche des autres individus », « aller dans une même direction » ou « aller à la même vitesse », suffisent pour maintenir la cohésion de l'essaim, et permettent la mise en œuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs.

L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules. Chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position (la solution) et une vitesse. De plus, chaque particule possède une mémoire lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance (en position et en valeur) et de la meilleure performance atteinte par les particules voisines (informatrices) : chaque particule dispose en effet d'un groupe d'informatrices, historiquement appelé son voisinage.

Un essaim de particules, qui sont des solutions potentielles au problème d'optimisation, « survole » l'espace de recherche, à la recherche de l'optimum global. Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes :

- Une composante d'inertie : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement ;
- Une composante cognitive : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée ;
- Une composante sociale : la particule tend à se fier à l'expérience de ses congénères et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

A chaque génération  $t$ , la particule  $i$  de l'essaim est modélisée par sa position  $P_i(t)$  et par sa vitesse  $V_i(t)$ . La qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l'on note  $pbest_i(t)$ . La meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est notée  $gbest_i(t)$ .

Au départ de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de manière aléatoire/régulière dans l'espace de recherche du problème. Ensuite, à chaque itération, chaque particule se déplace, en combinant linéairement les trois composantes citées ci-dessus d'inertie, cognitive et sociale. En effet, à l'itération  $t + 1$ , la vitesse et la position sont calculés à partir de l'équation (4.5) et de l'équation (4.6), respectivement.

$$V_i(t + 1) = \omega \times V_i(t) + c_1 \times Rand_1 \times (pbest_i(t) - P_i(t)) + c_2 \times Rand_2 \times (gbest(t) - P_i(t)) \quad (4.5)$$

$$P_i(t + 1) = P_i(t) + V_i(t + 1) \quad (4.6)$$

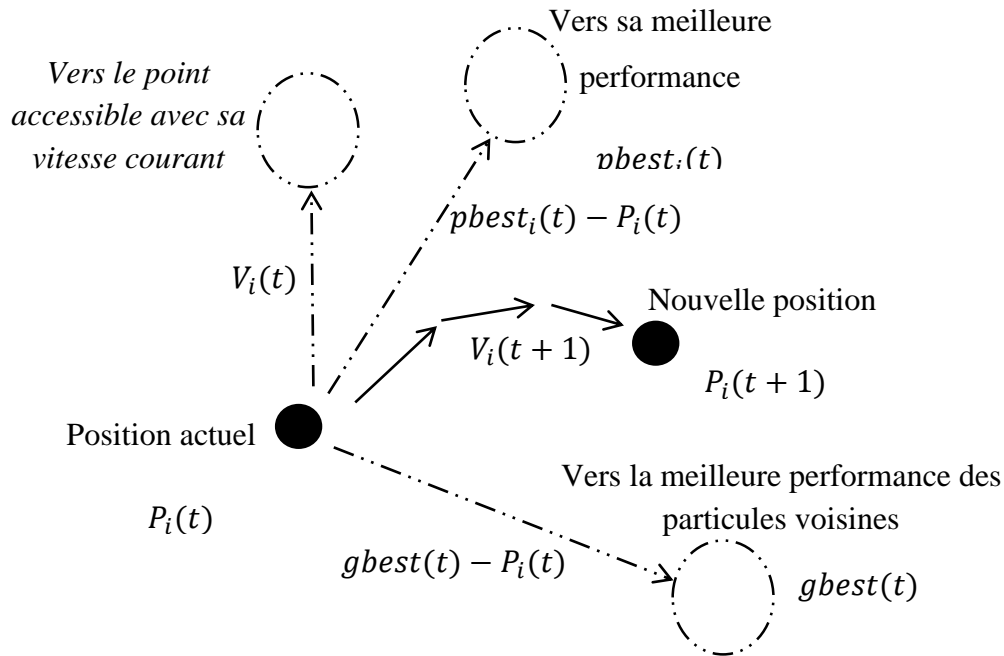
Où  $\omega$  est une constante, appelée coefficient d'inertie ;  $c_1$  et  $c_2$  sont deux constantes, appelées coefficients d'accélération ;  $Rand_1$  et  $Rand_2$  sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans  $[0,1]$ , à chaque itération. Les trois composantes mentionnées ci-dessus (i.e. d'inertie, cognitive et sociale) sont représentées dans l'équation (4.5) par les termes suivants :

1.  $\omega \times V_i(t)$  correspond à la composante d'inertie du déplacement, où le paramètre  $w$  contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;
2.  $c_1 \times Rand_1 \times (pbest_i(t) - P_i(t))$  correspond à la composante cognitive du déplacement, où le paramètre  $c_1$  contrôle le comportement cognitif de la particule ;
3.  $c_2 \times Rand_2 \times (gbest(t) - P_i(t))$  correspond à la composante sociale du déplacement, où le paramètre  $c_2$  contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs  $pbest_i$  et  $gbest$  sont mis à jour, à l'itération  $t + 1$ , suivant les deux équations (4.7) et (4.8) respectivement, où  $N$  est le nombre de particules de l'essaim. La stratégie de déplacement d'une particule ainsi que l'algorithme général sont illustrés dans la figure 4.4 et l'algorithme 4.1, respectivement.

$$pbest_i(t+1) = \begin{cases} pbest_i(t) & \text{if } f(P_i(t+1)) > f(pbest_i(t)) \\ P_i(t+1) & \text{if } f(P_i(t+1)) \leq f(pbest_i(t)) \end{cases} \quad (4.7)$$

$$gbest(t+1) = \arg_{pbest_i} \min \{f(pbest_i(t))\}, 1 \leq i \leq N \quad (4.8)$$



**Figure 4.2** Déplacement d'une particule.

---

## PSO

---

- 1- **Initialiser** aléatoirement N particules : position et vitesse.
- 2- **Evaluer** les positions des particules
- 3- **Pour** chaque particule  $i$ ,  $pbest_i = P_i$
- 4- **Calculer**  $gbest$  selon (4.8)
- 5- **tant que** le critère d'arrêt n'est pas satisfait faire
- 6- **Déplacer** les particules selon (4.5) et (4.6)
- 7- **Evaluer** les positions des particules
- 8- **Mettre à jour**  $pbest_i$  et  $gbest$  selon (4.7) et (4.8)

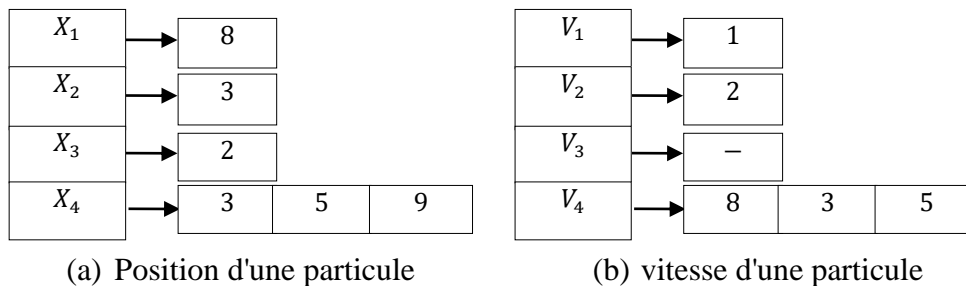
**Algorithme 4.1** Algorithme de base d'optimisation par essaim particulaire.

#### 4.4.2 Adaptation de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire à l'affectation de fréquences

L'optimisation par essaim particulaire a été à l'origine conçue pour traiter des problèmes d'optimisation à variables continues. Pour pouvoir l'appliquer à des problèmes d'optimisation discrète telle que le problème d'affectation de fréquences (MI-FAP), une phase d'adaptation de l'algorithme est nécessaire. Le principal problème du passage du continu au discret réside dans la redéfinition des éléments (position et vitesse) et des opérations (multiplication externe d'un coefficient par une vitesse, la somme de vitesses ainsi que la somme d'une vitesse et une position) des équations (4.5) et (4.6).

##### *Position d'une particule*

Une position se compose d'une solution qui représente une affectation de fréquence. Dans notre format proposé de stockage, ces affectations sont représentées d'une manière continue en utilisant des vecteurs (voir figure 4.1). A titre d'exemple, la figure 4.3.(a) montre une position d'une particule qui représente les fréquences attribuées à un système cellulaire de quatre cellules dont le nombre totale de demandes en fréquences  $D_{tot}$  est égal à 6.

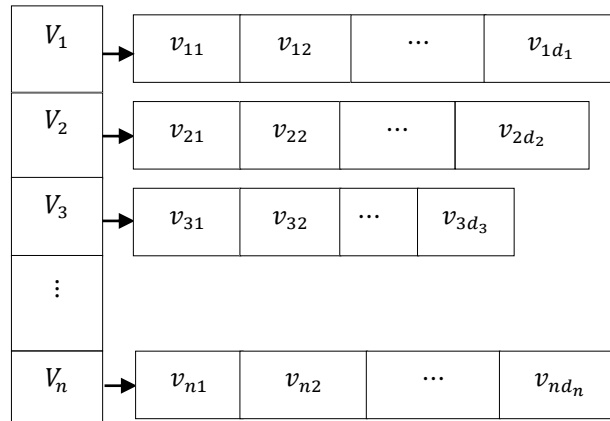


**Figure 4.3** Un exemple de position et de vitesse d'une particule.

##### *Vitesse d'une particule*

Une vitesse se compose d'un ensemble de transformations (appelées mouvements) qui doivent être appliqués séquentiellement à la particule pour passer d'une position en une autre. Ces mouvements sont représentés à l'aide des vecteurs  $V_i = (v_{ij})$ , où  $v_{ij}$  représente la

transformation qu'il faut appliquer à la  $j^{\text{ème}}$  fréquence affecté à la cellule  $i$  (voir figure 4.4). Le symbole « - » est affecté à la vitesse  $v_{ij}$  s'il n'y a pas un mouvement à appliquer. La figure 4.3.(b) montre un exemple de vitesse représentant l'ensemble des mouvements à appliquer à une position pour se déplacer d'une position à une autre.



**Figure 4.4** Vitesse d'une particule.

#### *Voisinage d'une particule*

L'algorithme PSO auquel nous sommes amenés à concevoir, définit une topologie de voisinage entièrement connectée (i.e. chaque particule est reliée à toutes les autres). Cette version de PSO est appelée version globale (Gbest), car la particule est informée par la totalité des autres, et l'information effectivement utilisée est incarnée par le terme *gbest*.

#### *Soustraction de positions*

L'expression  $X'' - X'$  où  $X'$  et  $X''$  sont deux positions, représente la différence entre deux positions et la vitesse demandée pour aller de  $X'$  à  $X''$ . Cette vitesse est un ensemble de mouvements qui doivent être appliqués séquentiellement à la particule pour passer de sa position courante  $X'$  en une autre  $X''$ . La figure 4.5 montre le résultat de soustraction  $V$  entre deux positions  $X'$  et  $X''$ .

#### *Multiplication externe d'un coefficient par une vitesse*

Les valeurs des coefficients  $\omega$ ,  $c_1$  et  $c_2$  utilisés dans l'équation (5.5) de la mise à jour du vecteur vitesse sont entre 0 et 1. Lorsqu'un coefficient est multiplié par une vitesse  $V$ , cela définit la probabilité d'application de chaque mouvement  $v_{ij}$  de  $V$ . Par exemple, si on multiplie le coefficient 0.5 par la vitesse  $V$  (voir figure 4.6), cinq nombres aléatoires entre 0 et 1 sont générés pour la comparaison avec la valeur 0.5. Si le nombre aléatoire est inférieur à 0.5, le mouvement est appliqué. Par conséquent, si les valeurs des nombres aléatoires sont 0.2, 0.7, 0.3, 0.9 et 0.4, les mouvements 1, 8 et 5 sont appliqués, tandis que les mouvements 2 et 3 ne sont pas appliqués. La vitesse résultante de la multiplication est comme précédemment indiqué, représente une liste de mouvements qu'on va appliquer à un point.

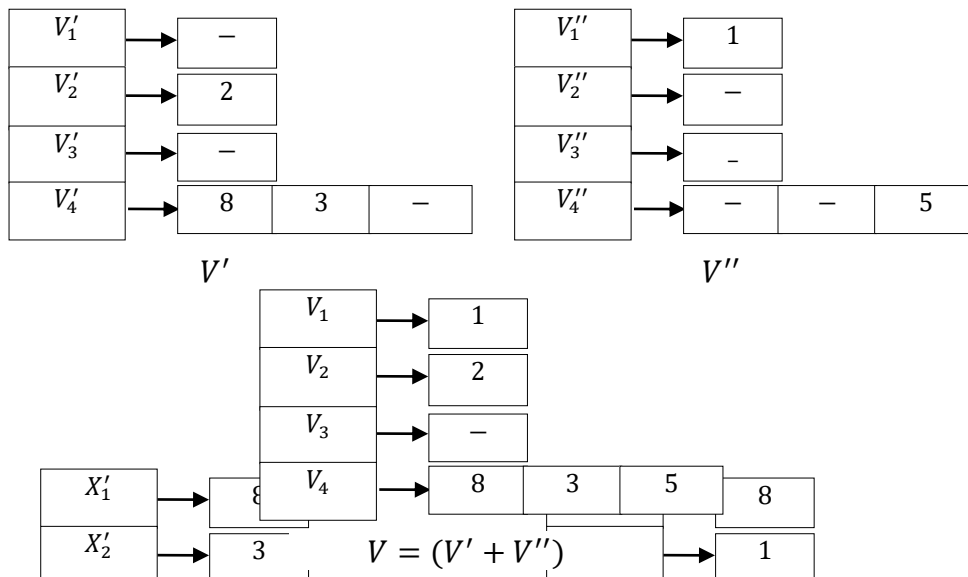


Figure 4.7 Un exemple de somme de vitesses.

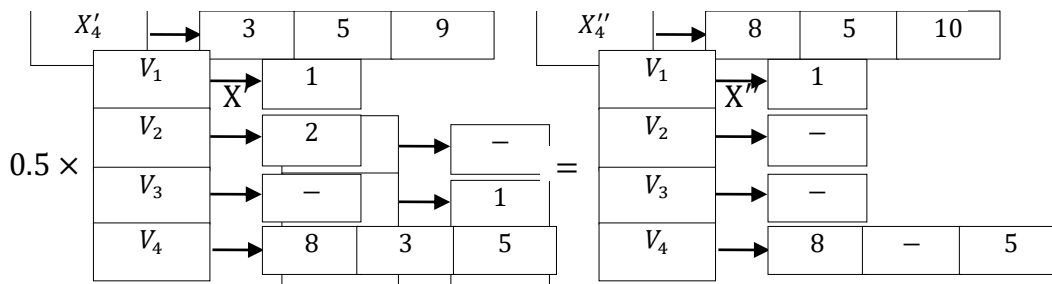


Figure 4.6 Exemple de multiplication externe d'un coefficient par une vitesse.

$$V = (X'' - X')$$

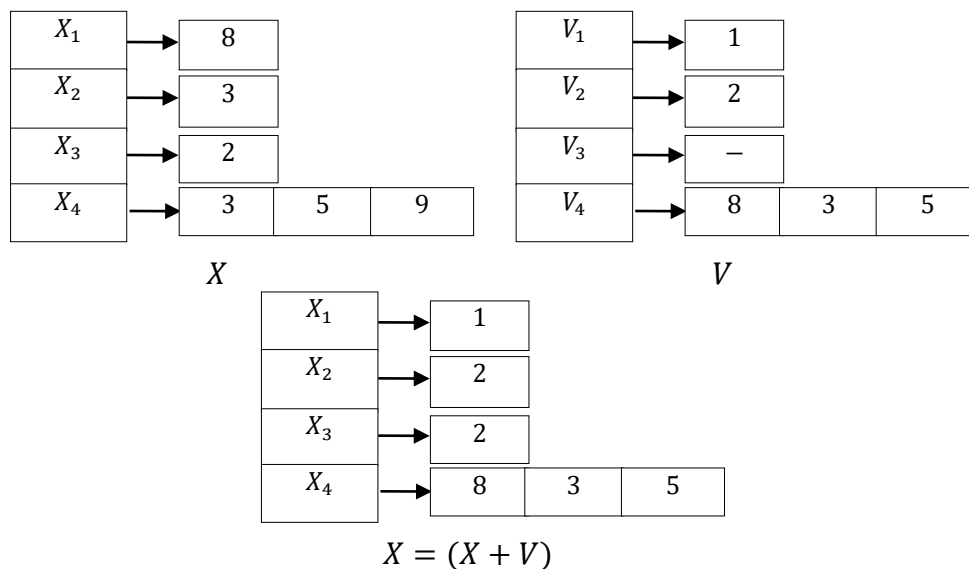
Figure 4.5 Un exemple de soustraction de positions.

### Somme de vitesses

La somme ( $V' + V''$ ) où  $V'$  et  $V''$  sont deux vitesses, est simplement la concaténation de leur propre liste de mouvements  $v_{ij}$  (voir figure 4.7).

### Somme d'une vitesse et d'une position

La somme ( $X + V$ ) où  $X$  est une position et  $V$  une vitesse, donne le résultat d'appliquer séquentiellement chaque mouvement  $v_{ij}$  de la vitesse à la position  $X$  (voir figure 4.8).



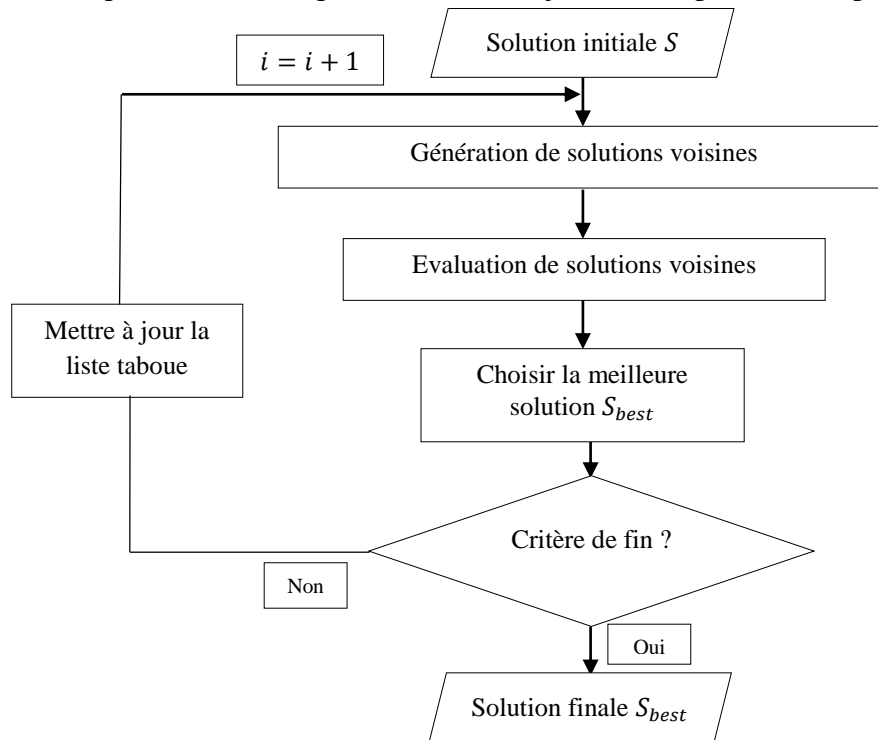
**Figure 4.8** Un exemple d'une somme de vitesse et d'une position.

## 4.5 Affectation de fréquences par la recherche tabou

La Recherche Tabou (RT), (ou Tabu Search (TS) en anglais), est une heuristique qui permet d'échapper aux optimaux locaux. L'idée principale est de garder la trace du cheminement passé dans une mémoire et de s'y référer pour améliorer la recherche. La méthode consiste à se déplacer d'une solution vers une autre par observation du voisinage de la solution de départ et à définir des mouvements tabous que l'on garde en mémoire. Un mouvement tabou est un mouvement que l'on s'interdit d'appliquer à la solution courante. Dans cette section, nous exposons d'abord une description générale de la méthode, puis nous en proposons une adaptation pour résoudre le problème d'affectation de fréquences.

### 4.5.1 Description générale

La méthode de recherche tabou a été développée par Glover [48]. Cette méthode fait appel à un ensemble de règles et de mécanismes généraux pour guider la recherche de manière intelligente au travers de l'espace des solutions. Pour éviter le piège des optimaux locaux, elle accepte de temps à autre des solutions qui n'améliorent pas la fonction objectif, en espérant ainsi parvenir plus tard



**Figure 4.9** Schéma général de la méthode de recherche tabou.

à de meilleures solutions. Cependant, le fait d'accepter des solutions pas forcément meilleures entraîne un risque de cycle, c'est-à-dire le retour vers des solutions déjà explorées. D'où l'idée de conserver une liste tabou  $T$  des solutions déjà visitées. Ainsi lors de la génération de l'ensemble  $V$  des solutions voisines candidates, on enlève toutes les solutions appartenant à la liste tabou. La figure 4.9 expose le schéma général de la méthode.

Cette méthode est composée de plusieurs étapes. Tout d'abord, l'étape d'initialisation permet de créer une première solution  $S$ . C'est à partir de cette solution que l'algorithme Tabou génère d'autres solutions. Ensuite, la génération des voisins de  $S$  et leur évaluation permettent de faire évoluer l'algorithme. Ainsi, à la prochaine étape, la meilleure solution voisine  $S_{best}$  sera conservée. La notion de meilleure solution est définie par la valeur de la fonction objectif. Ensuite, on ajoute

le mouvement qui a permis l'obtention de  $S_{best}$  à partir de  $S$  dans la liste tabou. On boucle avec  $S := S_{best}$  et ainsi de suite, jusqu'à ce que le critère de fin soit vérifié.

#### 4.5.2 Adaptation de la méthode de recherche tabou à l'affectation de fréquences

La recherche tabou est une méthode itérative qui procède par une amélioration successive de solutions à partir d'une solution initiale. Elle essaie d'explorer intelligemment l'espace de solutions possibles (ou espace de recherche), en mettant en œuvre des mécanismes tels que la liste tabou, le critère d'aspiration et le critère de fin. Cependant, une phase préliminaire d'adaptation au problème étudié est nécessaire, notamment, pour le problème d'affectation de fréquences. Cela se fait par la redéfinition de la structure de représentation et d'évaluation des solutions, de la structure de voisinage d'une solution et de la liste tabou.

##### *Représentation et évaluation des solutions*

Pour pouvoir appliquer la méthode RT à la résolution de MI-FAP, le modèle utilisé doit être adapté à notre modèle de représentation et d'évaluation de solution. D'où, la solution est maintenant représentée par des vecteurs  $H_i$  (voir figure 4.1) et la fonction objectif est représentée par la formule d'énergie  $E$  (voir équation 4.2).

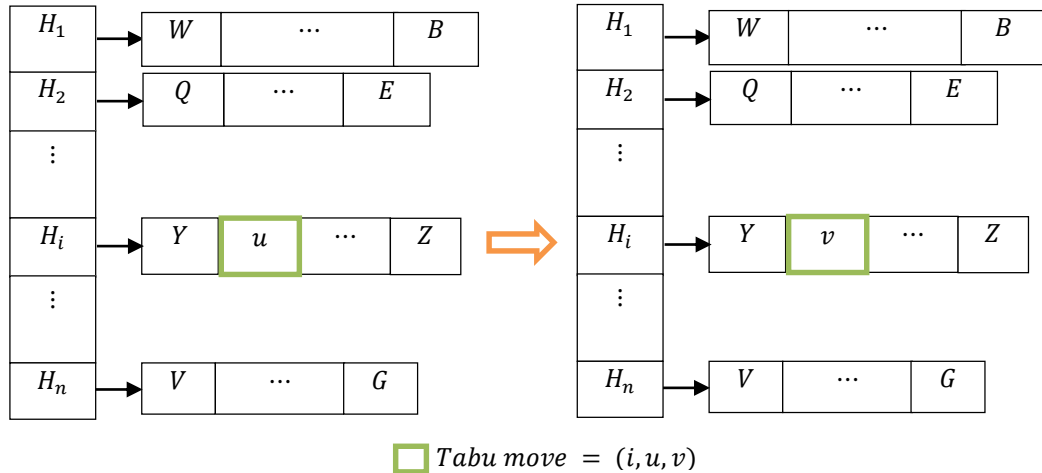
##### *Structure de voisinage*

Un point commun entre toutes les publications utilisant la recherche tabou est le voisinage des solutions. L'ensemble des voisins de la solution  $S$  regroupe toutes les solutions telles qu'une seule valeur (aussi appelée mouvement) des deux solutions soit différente. De plus, cette valeur différente correspond à une valeur conflictuelle de  $S$ . Les solutions tabous n'appartiennent pas à l'ensemble des voisins d'une solution. Ces solutions tabous doivent être retirées de cet ensemble avant le choix de la meilleure solution voisine  $S_{best}$ .

L'ensemble des mouvements possibles qui peuvent être obtenus à partir d'une solution  $S$  en modifiant l'affectation d'une seule fréquence dans la cellule  $i$ , sont représentées par des triplets  $(i, f_{old}, f_{new})$ , où l'élément  $f_{old}$  correspond à l'ancienne affectation alors que l'élément  $f_{new}$  correspond à la nouvelle affectation. La figure 4.10 montre les effets d'un mouvement  $(i, u, v)$  qui fait le changement d'affectation de  $u$  (ancienne valeur) vers  $v$  (nouvelle valeur) pour la cellule  $i$ .

*Liste Tabou*

À chaque itération, la RT définit un ensemble de voisins de la solution courante engendré par tous les mouvements  $(i, u, v)$ . Elle choisit ensuite le mouvement qui améliore le plus le coût de la solution, c'est-à-dire celui ayant un nombre minimal de contraintes insatisfaites. Si aucun mouvement n'améliore le coût actuel, elle sélectionne la solution engendrant une dégradation minimale. La méthode garde dans une liste tabou  $T$  l'ensemble des mouvements effectués pour diriger l'exploration vers des régions non visitées. Ainsi, le stockage de tous les mouvements déjà



**Figure 4.10** Un exemple de mouvement tabou.

visités peut nécessiter beaucoup de mémoire. Par ailleurs, il peut s'avérer utile de revenir à une

**Tableau 4.1** La liste Tabou T.

	CELLULE	FREQUENCES	
		ANCIENNE	NOUVELLE
$k$ mouvements	$j$	$V$	$W$
	$i$	$u$	$v$
	$e$	$U$	$Z$
	.	.	.
	.	.	.

solution déjà visitée pour continuer la recherche dans une autre direction. Un compromis consiste à garder dans la liste tabou seulement les  $k$  dernières solutions. Ainsi, quand une nouvelle solution devient tabou, elle remplace la plus ancienne dans la liste, ce qui permet d'éviter des cycles pour une longueur inférieure ou égale à  $k$ . Toutefois, il est parfois avantageux de revenir à une solution tabou pour pousser la recherche dans une autre direction. Le critère tabou sera donc annulé si ce dernier conduit à une solution dont le nombre de violations de contraintes est inférieur à celle de la meilleure solution actuellement connue.

#### *Critère d'arrêt*

La recherche sera terminée au bout de  $max$  itérations quelle que soit la qualité des résultats obtenus. Toutefois, si une solution optimale est trouvée (i.e. aucune violation de contraintes n'a été produite) avant les  $max$  itérations, la recherche s'arrête avant.

## **4.6 Intégration de la méthode de recherche tabou dans l'optimisation par essaim particulaire**

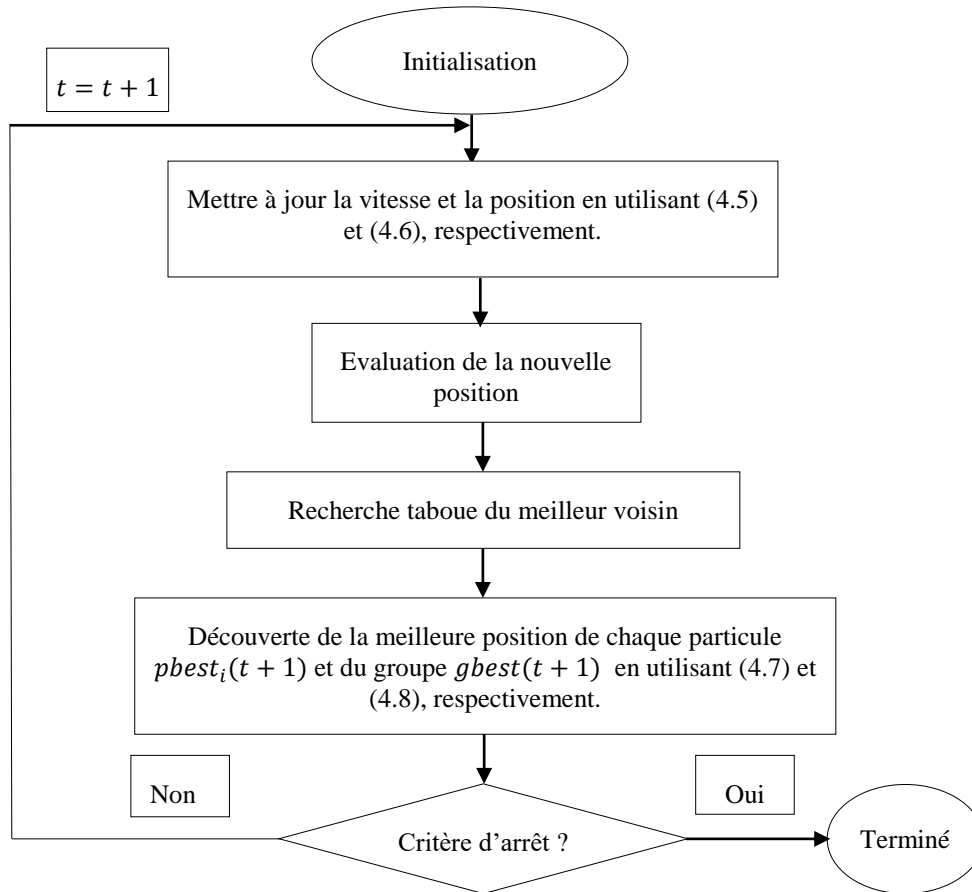
L'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) est caractérisé par sa convergence rapide, ce qui peut le conduire à stagner dans un optimum local. Nous parlons dans ce cas de convergence prématurée, qui revient à lancer une recherche locale autour d'un optimum local qui n'est pas forcément l'optimum global. Pour remédier à ce problème et améliorer les performances et l'efficacité de PSO standard, nous proposons un algorithme, nommé PSO-TS, qui est basé sur l'hybridation de l'algorithme PSO et la recherche taboue dont l'objectif est de combiner les caractéristiques des deux algorithmes pour tirer profit de leurs avantages. L'idée de base est d'aider PSO à bien explorer l'espace de recherche pour empêcher les particules d'être prises au piège dans des optima locaux ce qui donne davantage de chance de trouver l'optimal global. Le principe de l'algorithme proposé PSO-TS peut être plus facilement visualisé grâce à la figure 4.11.

#### *Initialisation*

Dans PSO-TS, la position d'une particule représente une solution unique dans l'espace de recherche. Les positions des particules sont comparées entre elles à l'aide de la fonction objectif  $E$  (voir équation 4.2). L'initialisation de chaque particule  $i$  de l'essaim,  $i \in [1, \dots, N]$  et  $N$  le nombre de particules dans l'essaim, se fait comme suit :

- Le vecteur de vitesse  $V_i(0)$  est nul (i.e. ne contient aucun mouvement).

- La position  $P_i(0)$  est initialisée de manière aléatoire en satisfaisant les contraintes de compatibilité Co-site afin d'assurer un bon départ de l'algorithme. Cependant, toute paire de canaux attribués à la même cellule  $i$  doit avoir la distance de séparation  $c_{ii}$  définie dans la matrice de compatibilité électromagnétique  $C$ .



**Figure 4.11** Principe générale de l'algorithme proposé PSO-TS.

- la meilleure position  $pbest_i(0)$  est initialisée en attribuant les mêmes canaux affectés au position  $P_i(0)$ .

Finalement, la meilleure position de l'essaim  $gbest(0)$  est définie comme étant la meilleure position personnelle  $pbest_i(0), i \in [1, \dots, N]$  satisfaisant le grand nombre de contraintes de compatibilité électromagnétique (i.e. celle qui minimise le plus la fonction objectif  $E$ ).

*Mettre à jour la vitesse et la position*

Pour chaque particule  $i$  de l'essaim :

- Générer selon le domaine de définition le coefficient d'inertie  $\omega$ , le paramètre cognitif  $c_1$ , le paramètre social  $c_2$  et les nombres aléatoire  $Rand_1$  et  $Rand_2$ .
- Mise à jour du vecteur vitesse  $V_i(t + 1)$  et du vecteur position  $P_i(t + 1)$  selon les équations (4.5) et (4.6), respectivement.

#### *Evaluation de la nouvelle position*

Une fois le déplacement des particules effectué, la nouvelle position  $P_i(t + 1)$  est évaluée pour mesurer les violations de contraintes des compatibilité électromagnétique à l'aide de la fonction objectif  $E$ . Ainsi, une solution optimale est trouvée lorsque la valeur fitness de l'évaluation est égale à zéro (i.e. toutes les contraintes de compatibilité sont satisfaites).

#### *Recherche tabou du meilleur voisin*

Comme nous l'avons mentionné ci-dessus, le problème de la convergence prématurée qui conduit les algorithmes à stagner dans un optimum local est un inconvénient de l'optimisation par essaim particulaire. Ainsi, pour remédier à cet inconvénient et améliorer les performances et l'efficacité de PSO, une recherche taboue est appliquée après chaque génération  $t$  autour de chaque nouvelle position  $P_i(t + 1)$ . L'idée de base est d'aider PSO à bien explorer l'espace de recherche pour empêcher les particules d'être prises au piège dans des optima locaux, ce qui donne davantage de chance de trouver l'optimal global. Toutefois, la RT accepte de temps à autre des positions qui n'améliorent pas la fonction objectif, en espérant ainsi parvenir plus tard à de meilleures positions.

#### *Découverte de la meilleure position de chaque particule et du groupe*

Une fois la RT est terminée, les deux vecteurs  $pbest_i$  et  $gbest$  sont mis à jour, à l'itération  $t + 1$ , suivant les deux équations (4.9) et (4.10) respectivement, où  $N$  est le nombre de particules de l'essaim.

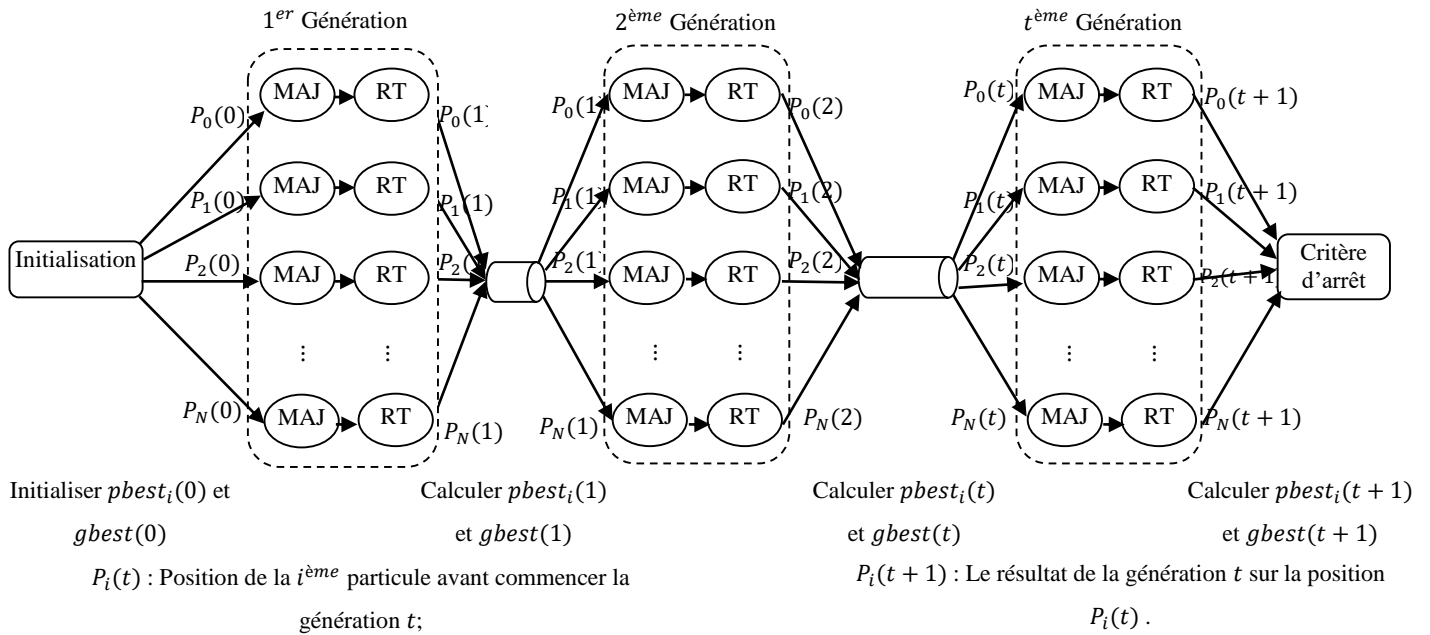
$$pbest_i(t + 1) = \begin{cases} pbest_i(t) & \text{if } E(P_i(t + 1)) > E(pbest_i(t)) \\ P_i(t + 1) & \text{if } E(P_i(t + 1)) \leq E(pbest_i(t)) \end{cases} \quad (4.9)$$

$$gbest(t + 1) = \arg_{pbest_i} \min \{E(pbest_i(t))\}, 1 \leq i \leq N \quad (4.10)$$

#### *Critères de fin*

La convergence vers la solution optimale globale n'est pas assurée dans tous les scénarios. Donc, il est fortement recommandé de définir un nombre maximum de générations (max) pour la fin de la recherche. Ainsi, au bout de max générations, la recherche sera terminée, quelle que soit la qualité des résultats obtenus. Toutefois, si une solution optimale est trouvée avant les max générations, la recherche s'arrête avant.

La figure 4.12 montre le progrès de la recherche d'une solution optimale globale à travers les générations ; reflétant ainsi la façon selon laquelle chaque particule joue son rôle et comment



**Figure 4.12** L'évolution des particules au cours des générations.

l'algorithme vole à travers l'espace de recherche en fusionnant l'intelligence produite par les particules après chaque génération  $t$ .

#### 4.7 Evaluation expérimentale de l'algorithme proposé PSO-TS

Afin d'illustrer les performances et l'efficacité de l'algorithme proposé PSO-TS, nous devons montrer sa grande précision dans la résolution du problème MI-FAP. Nous devons aussi montrer la haute performance de l'intégration de la recherche tabou dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire ainsi que l'efficacité du modèle proposé de représentation et d'évaluation des solutions dans l'accélération de la convergence vers la solution optimale. Pour atteindre ces objectifs, une étude comparative de nos résultats par rapport à ceux obtenus dans la littérature est faite en utilisant différents critères de performance tels que le nombre d'itérations et le temps

d'exécution nécessaire à la convergence, le taux de convergence ainsi que la complexité en temps et en espace mémoire du modèle proposé.

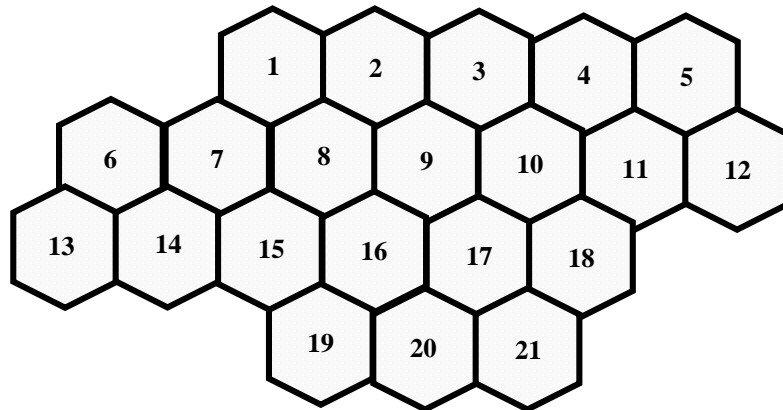
Toutes les expérimentations décrites dans cette thèse ont été réalisées sur un ordinateur personnel équipé : d'un processeur Intel Dual-Core 2.2 Ghz, de 4 Giga-octets de mémoire vive, d'un disque dur de 500 Giga-octets, et de Microsoft Windows 7 édition familiale premium 64 bits.

L'algorithme PSO-TS est implémenté en utilisant le langage de programmation C++. Le C++ est particulièrement apprécié pour sa vitesse (idéale pour les applications en temps réel), sa portabilité (un même code peut s'exécuter sur une large variété de plateformes : Windows, Mac OS, Linux) ainsi que sa souplesse (les possibilités qu'il offre sont bien plus nombreuses que la plupart des autres langages).

Les environnements de développement permettant de coder avec le C++ sont nombreux : Eclipse, Microsoft Visual Studio, NetBeans, Embarcadero Rad Studio, Code::Blocks, DevC++, etc. Dans ce travail nous avons choisi d'utiliser un environnement gratuit désigné sous le nom de Code ::Blocks (version 12.0). À noter que le compilateur C++ utilisé par Code ::Blocks est le MinGW.

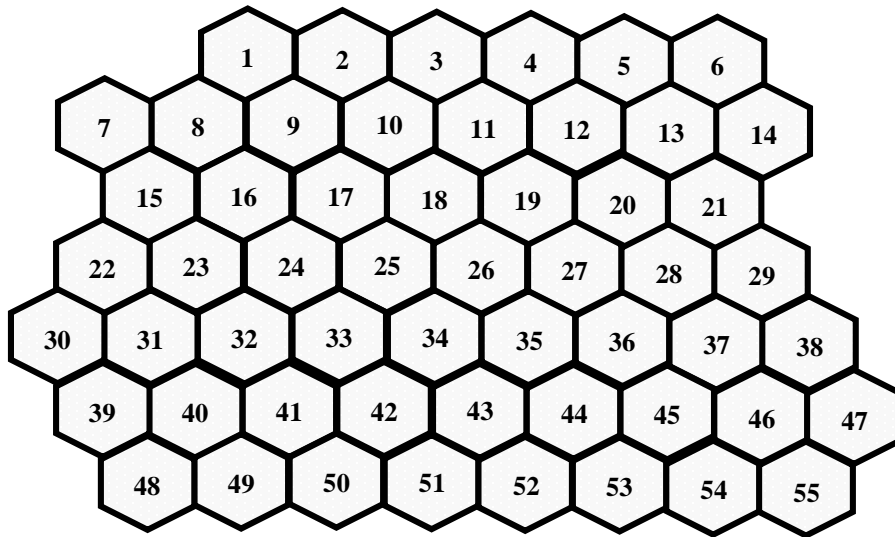
#### 4.7.1 Instances de test

Dans le but de valider l'algorithme proposé PSO-TS, des tests ont été effectués sur différentes instances publics de diverses tailles du problème MI-FAP. Ces derniers vont nous permettre de comparer les performances et l'efficacité de l'algorithme proposé à celles de la littérature. Dans nos expériences, nous avons considéré les Benchmarks de Philadelphie [49], que nous nommons  $P_3$ ,  $P_4$  jusqu'à  $P_{10}$ . Ces instances sont largement utilisées pour comparer les performances et



**Figure 4.13** Structure du réseau des instances Philadelphie.

l'efficacité des algorithmes dans la résolution des problèmes MI-FAP. Ils se caractérisent par des patrons standards de 21 cellules hexagonales (voir figure 4.13) désignant les cellules d'un réseau de téléphonie mobile autour de la ville de Philadelphie. En dehors des benchmarks Philadelphie, nous considérons aussi un problème réel d'affectation de fréquences de la ville de Helsinki, Finlande [17], définie sur un réseau de 25 cellules que nous nommons  $P_2$ . Deux autres benchmarks définies sur un réseau de 55 cellules [17] sont aussi considéré dans nos expériences (voir figure 4.14). Ces benchmarks sont nommés par  $P_{11}$  et  $P_{12}$ .



**Figure 4.14** Structure du réseau cellulaire avec 55 cellules.

Le tableau 4.2 résume les différentes caractéristiques des problèmes étudiés. Ces caractéristiques incluent le vecteur de demande en canaux ( $D$ ), la matrice de contraintes électromagnétiques ( $C$ ), le nombre de cellules et le nombre de fréquences disponibles. Le vecteur de demande spécifie le nombre de canaux requis par chaque cellule. Ces différents vecteurs caractéristiques sont illustrés par la figure 4.15 et la figure 4.16.

**Tableau 4.2** Caractéristiques des problèmes étudiés.

Problèmes	No. De cellules	No. De canaux valables	Matrice de compatibilité (C)	Vecteur de demande (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>
P9	21	427	C <sub>6</sub>	D <sub>3</sub>
P10	21	253	C <sub>6</sub>	D <sub>4</sub>
P11	55	309	C <sub>7</sub>	D <sub>5</sub>
P12	55	71	C <sub>7</sub>	D <sub>6</sub>

C1	D1	C2	D2	C3	D3
5400	1	211010111101111000000000	10	511001111000011100000	8
4501	1	121010110101111000000000	11	151100111100001110000	25
0052	1	112111111111100000000000	9	115110011110000111000	8
0125	3	0012001111111000000000111	5	011510001111000011000	8
		1110200001111111000000000	9	001150000111000001000	8
		0010021111000000000000000	4	100005110000111000000	15
		1111012111111000000000000	5	110001511000111100100	18
		1111011211111000000000010	7	111001151100011110110	52
		1011011121110000000000011	4	111100115110001111111	77
		1111111112111110000001010	8	011110011511000111011	28
		0011101111201111011111111	8	001110001151000011001	13
		1111101111021100000000000	9	000110000115000001000	15
		1111101101112111111100000	10	000001100000511000000	31
		1110100001111211111100000	7	100001110000151100100	15
		1100100001101121111111000	7	110001111000115110110	36
		0000100001101112111100000	6	111000111100011511111	57
		0000000000011112110000000	4	011100011110001151111	28
		0000000000101111121100000	5	001110001111000115011	8
		0000000000101111112111100	5	000000111000011110511	10
		0000000000101111011211100	7	000000011100001111151	13
		0000000000100010001121100	6	000000001110000111115	8
		00000000001100010001112111	4		
		0001000000100000001111211	5		
		000100011110000000001121	7		
		000100001010000000001112	5		

C4	D4	C5	C6
711001111000011100000	5	721001221000011100000	521001221000011100000



0000000000000000000011100001111000011711000011110000011100000	30	5
000000000000000000001110000111100001171100001111000001110000	25	7
000000000000000000001110000111100001171100001111000001110000	30	4
00000000000000000000111000011110000117110000111100000111000	40	8
000000000000000000001110000111100001171100001111000001110	40	8
00000000000000000000110000011100000117100000111100000111	45	9
0000000000000000000010000001100000011700000011100000011	20	10
000000000000000000001100000011100000071100000011000000	30	7
0000000000000000000001110000011110000017110000011100000	25	7
000000000000000000000111000001111000011711000011110000	15	6
000000000000000000000111000001111000011711000011110000	15	4
000000000000000000000001110000011110000117110000111100	30	5
00000000000000000000000111000001111000011711000011110	20	5
0000000000000000000000011100000111100001171100001111	20	7
000000000000000000000001100000011100000117100000111	25	6
0000000000000000000000000100000001100000011700000011	8	4
000000000000000000000000011100000011100000071100000	5	5
00000000000000000000000001110000011110000017110000	5	7
00000000000000000000000000000111000001111000011711000	5	5
0000000000000000000000000000011100000111100001171100	25	6
00000000000000000000000001110000011110000117110	8	4
0000000000000000000000000111000001111000011711	5	5
0000000000000000000000000000011100000111100001171	5	7
000000000000000000000000000001100000011100000117	5	5

**4.7.2 Paramétrage de PSO-TS** **Paramétrage**

**Figure 4.16** Vecteurs caractérisant les problèmes P11 et P12.

A première vue, il semblerait que de nombreux paramètres sont à prendre en compte pour l’application de PSO-TS. Toutefois, la plupart d’entre eux peuvent être fixés, d’autres au contraire ne peuvent être définis qu’empiriquement.

**4.7.2.1 Taille de la population**

Le nombre de particules utilisées pour la résolution du problème dépend essentiellement de deux facteurs, la taille de l’espace de recherche et le rapport entre les capacités de calcul de la machine et le temps maximum de recherche. Il n’y a pas de règle pour déterminer ce paramètre, faire de nombreux essais permet de se doter de l’expérience nécessaire à l’appréhension de ce paramètre. En général le choix se fait aléatoirement.

**4.7.2.2 Coefficient d’inertie**

Le coefficient d’inertie  $\omega$ , contrôle l’influence de la direction de la particule sur le déplacement futur. Le but de l’introduction de ce paramètre est de réaliser un équilibre entre la recherche locale (exploitation) et la recherche globale (exploration). L’intensité de l’exploration de l’espace de

recherche dépend de la valeur du poids d'inertie, une grande valeur de  $\omega$  facilite l'exploration globale, alors qu'une petite valeur facilite l'exploration locale. Dans le but d'assurer un équilibre entre l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche, nous utilisons un coefficient d'inertie dynamique proposé dans [50] qui varie au cours du temps, un peu à la manière de la température dans un algorithme de recuit simulé. Il commence par une valeur proche de 0,9 et descend linéairement pour arriver à 0,4. Cette stratégie a beaucoup amélioré les performances du PSO dans plusieurs problèmes d'optimisation. Le coefficient d'inertie  $\omega$  varie linéairement avec le temps selon la formule suivante :

$$\omega = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \cdot \frac{géné}{max_{géné}} \quad (4.11)$$

Où *géné* est la génération courante et *max<sub>géné</sub>* est le nombre maximal de générations.  $\omega_{max}$  et  $\omega_{min}$  désignent respectivement les valeurs maximum et minimum du coefficient  $\omega$  (ici,  $\omega_{min} = 0,4$  et  $\omega_{max} = 0,9$  ).

#### 4.7.2.3 Coefficients d'accélération

Les coefficients d'accélération  $c_1$  et  $c_2$  utilisés dans l'équation de la mise à jour du vecteur vitesse (voir équation 4.5), contrôlant le comportement cognitif et l'aptitude sociale de la particule, sont générés à chaque itération suivant une loi uniforme sur l'intervalle]0,1[.

#### 4.7.2.4 Critères d'arrêt

La convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas de figures même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. De ce fait, il est fortement conseillé de doter l'algorithme d'une porte de sortie en définissant un nombre maximum de générations pour les particules de l'essaim (que nous noterons *max<sub>géné</sub>*), ainsi qu'un nombre maximum d'itérations pour la recherche tabou (que nous noterons *max<sub>iter</sub>*).

#### 4.7.2.5 La durée tabou

La durée tabou (notée DT) est fixée au début de l'exécution de manière identique et statique pour toutes les particules de l'essaim suivant l'équation suivante :

$$DT = \sqrt{max_{iter}} \quad (4.12)$$

Où  $max_{iter}$  définie le nombre maximum d'itérations pour la recherche tabou.

#### 4.7.2 Résultats

Les résultats de simulation obtenus pour quelques instances des problèmes spécifiés ci-dessus sont présentés. Nous donnons ci-dessous, à titre indicatif, les paramètres de PSO-TS utilisés pour l'obtention de nos résultats (voir tableau 4.3). Ce tableau indique le nombre de particules  $N$ , le nombre maximum d'itération  $max_{iter}$  avant la fin de la recherche tabou ainsi que le nombre maximum de générations  $max_{génér}$  avant l'arrêt de l'algorithme. Il faut noter que le nombre maximum  $max_{génér}$  est fixé à dix générations pour tous les problèmes étudiés.

**Tableau 4.3** Paramétrage de l'algorithme PSO-TS.

Problème Paramètre	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12
$N$	5	5	10	15	20	25	20	25	27	30	15	20
$max_{itér}$	0	5	10	10	11	11	13	13	14	16	5	11
$max_{génér}$	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10

##### Problème P1

Le tableau 4.4 présente les différentes affectations de fréquences associées à chaque cellule du problème P1. Ce problème est relativement simple à résoudre, se caractérise par 4 cellules dont le nombre total de demande en fréquences  $D_{tot}$  est de 6, alors que le nombre de fréquences disponibles est 11.

**Tableau 4.4** Fréquences affectées aux différentes cellules du problème P1.

Cel. #	Canaux affectés		
0	5		
1	2		
2	1		
3	0	5	10

##### Problème P2

Le tableau 4.5 représente la solution associée au problème P2. Ce problème se caractérise par 25 cellules dont le nombre total de demande en fréquences  $D_{tot}$  est de 167, alors que le nombre de fréquences disponibles est 73.

**Tableau 4.5** Canaux affectés aux différentes cellules du problème P2.

Cel. #	Canaux affectés										
0	0	2	4	6	8	10	12	14	17	19	
1	11	13	15	49	51	53	55	57	59	61	63
2	66	68	70	72	1	3	5	7	9		
3	11	13	15	17	19						
4	21	23	25	27	29	65	67	69	71		
5	0	2	4	6							
6	21	23	25	27	29						
7	52	54	56	58	60	62	64				
8	32	34	36	38							
9	16	18	20	22	24	26	28	30			
10	0	2	4	6	8	10	12	14			
11	31	33	35	37	39	41	43	45	47		
12	32	34	36	38	40	42	44	46	48	50	
13	52	54	56	58	60	62	64				
14	66	68	70	72	1	3	5				
15	7	9	11	13	15	17					
16	0	2	4	6							
17	25	27	29	31	35						
18	16	18	20	22	24						
19	26	28	30	19	21	23	33				
20	50	52	54	56	58	60					
21	32	34	36	38							
22	40	42	44	46	48						
23	50	66	68	70	72	1	3				
24	16	18	20	22	24						

#### Problème P4

Ce problème est plus compliqué que les autres instances en termes du nombre total de demandes en fréquences (= 481 canaux requis). En plus, les contraintes co-site, données par les éléments diagonaux de la matrice  $C$ , sont peu élevées (=7). Le tableau 4.6 présente les canaux affectés à chacune des 21 cellules. Les fréquences allouées à chaque cellule valident toutes les contraintes de compatibilités électromagnétiques.

**Tableau 4.6** Fréquences affectées aux différentes cellules du problème P4.

Cel. #	Canaux affectés
--------	-----------------

0	24	31	38	45	52	59	66	73												
1	150	157	164	171	178	185	192	199	206	213	220	227	234	241	248	255	262	269	276	283
	290	297	304	311	318															
2	94	101	108	115	122	129	136	143												
3	1	8	15	22	29	36	43	50												
4	0	7	14	21	28	35	42	49												
5	105	112	119	126	133	140	147	154	161	168	175	182	189	196	203					
6	429	436	443	450	457	464	471	478	485	492	499	506	513	520	527	3	10	17		
	2	9	16	23	30	37	44	51	58	65	72	79	86	93	100	107	114	121	128	135
7	142	149	156	163	170	177	184	191	198	205	212	219	226	400	407	414	421	428	435	442
	449	456	463	470	477	484	491	498	505	512	519	526								
8	0	7	14	21	28	35	42	49	56	63	70	77	84	91	98	105	112	119	126	133
	140	147	154	161	168	175	182	189	196	203	210	217	224	231	238	245	252	259	266	273
	280	287	294	301	308	315	322	329	336	343	350	357	364	371	378	385	392	399	406	413
	420	427	434	441	448	455	462	469	476	483	490	497	504	511	518	525	532			
9	233	240	247	254	261	268	275	282	289	296	303	310	317	324	331	338	345	352	359	366
	373	380	387	394	401	408	415	422												
10	57	64	71	78	85	92	99	106	113	120	127	134	141							
11	56	63	70	77	84	91	98	105	112	119	126	133	140	147	154					
12	210	217	224	231	238	245	252	259	266	273	280	287	294	301	308	315	322	329	336	343
	350	357	364	371	378	385	392	399	406	413	420									
13	0	7	14	21	28	35	42	49	56	63	70	77	84	91	98					
14	233	240	247	254	261	268	275	282	289	296	303	310	317	324	331	338	345	352	359	366
	373	380	387	394	401	408	415	422	94	101	108	115	122	129	136	143				
15	1	8	15	22	29	36	43	50	57	64	71	78	85	92	99	106	113	120	127	134
	141	148	155	162	169	176	183	190	197	204	211	218	225	232	239	246	253	260	267	274
	281	288	295	302	309	316	323	330	337	344	351	358	365	372	379	386	393			
16	3	10	17	24	31	38	45	52	59	66	73	80	87	429	436	443	450	457	464	471
	478	485	492	499	506	513	520	527												
17	400	407	414	421	428	435	442	449												
18	150	157	164	171	178	185	192	199	206	213										
19	220	227	234	241	248	255	262	269	276	283	290	297	304							
20	456	463	470	477	484	491	498	505												

*Problème P7*

Pour ce système cellulaire de 21 cellules, le nombre total de fréquences disponibles  $D_{tot}$  est 309, le nombre total de demandes en canaux est 470. Le nombre des contraintes Co-site est égal à 7. Le tableau 4.7 présente la solution obtenue pour ce problème.

**Tableau 4.7** Canaux affectés aux différentes cellules du problème P7.

Cel. #	Canaux affectés																			
	17	24	31	38	45															
0																				
1	289	296	303	3	10															
2	254	261	268	275	282															
3	17	24	31	38	45	52	59	66												
4	149	156	163	170	177	184	191	198	205	212	219	226								

5	3 280	10 287	52 294	59 301	66 308	73	80	87	94	101	210	217	224	231	238	245	252	259	266	273
6	44 184	51 191	58 198	65 205	72 212	79 219	86 226	93 233	100 240	107 247	114	121	128	135	142	149	156	163	170	177
7	1 141	8 148	15 155	22 162	29 169	36	43	50	57	64	71	78	85	92	99	106	113	120	127	134
8	0 140	7 147	14 154	21 161	28 168	35 175	42 182	49 189	56 196	63 203	70	77	84	91	98	105	112	119	126	133
9	2 142	9 176	16 183	23 190	30 197	37 204	44 211	51 218	58 225	65 232	72 239	79 246	86 253	93 260	100 267	107 274	114 281	121 288	128 295	135 302
10	3 157	10 164	18 171	25 192	32 199	39 206	46 213	53 220	73 227	80 234	87 241	94 248	101 255	108 262	115 269	122 276	129 283	136 290	143 297	150 304
11	0 140 280	7 147 287	14 154 294	21 161 301	28 168 308	35	42	49	56	63	70	77	84	91	98	105	112	119	126	133
12	1	8	15	22	29	36	43	50	57	64	71	78	85	92	99	106	113	120	127	134
13	0 140	7 147	14 154	21 161	28 168	35 175	42 182	49 189	56 196	63 203	70	77	84	91	98	105	112	119	126	133
14	2 274	9 281	16 288	23 295	30 302	37	44	51	58	65	72	79	86	93	100	107	114	121	128	135
15	210	217	224	231	238	245	252	259	266	273	280	287	294	301	308					
16	149	156	163	170	177	184	191	198	205	212	219	226	233	240	247					
17	1 141	8 148	15 155	22 162	29 169	36 289	43 296	50 303	57 178	64 185	71	78	85	92	99	106	113	120	127	134
18	3	10	17	24	31	38	45	52	59	66	73	80	254	261	268	275	282	289	296	303
19	87	94	101	108	115	122	129	136	143	150	157	164	171	192	199	206	213	220	227	234
20	4 186	11 193	60 200	67 207	74 214	81	88	95	102	109	116	123	130	137	144	151	158	165	172	179

**Problème P9**

Pour ce problème, Le nombre de cellules est 21, le spectre disponible est [1, ..., 427], le nombre total de demande en canaux  $D_{tot}$  est 481. La solution finale obtenue à la convergence de PSO-TS est présentée dans le tableau 4.8.

**Tableau 4.8** Fréquences affectées aux différentes cellules du problème P9.

Cel. #	Canaux affectés																			
	94	99	104	109	114	119	124	124												
0	94	99	104	109	114	119	124	124												
1	2 102	7 107	12 112	17 117	22 122	27	32	37	42	47	52	57	62	67	72	77	82	87	92	97
2	372	379	386	393	402	410	418	423												
3	1	6	11	16	21	26	31	36												
4	40	45	50	55	60	65	70	75												

5	0	7	12	17	22	27	32	37	42	47	52	57	62	67	72					
6	4	9	14	19	24	29	34	39	44	49	54	59	64	69	74	79	84	89		
7	128	133	138	143	148	153	158	163	168	173	178	183	188	193	198	203	208	213	218	223
	229	235	241	247	253	259	265	271	277	283	289	295	301	307	313	319	325	331	337	343
	349	355	361	367	373	380	387	394	399	407	415	420								
8	0	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95
	100	105	110	115	120	125	130	135	140	145	150	155	160	165	170	175	180	185	190	195
	200	205	210	215	220	225	231	237	243	249	255	261	267	273	279	285	291	297	303	309
	315	321	327	333	339	345	351	357	363	369	376	383	390	397	405	413	426			
9	228	234	240	246	252	258	264	270	276	282	288	294	300	306	312	318	324	330	336	342
	348	354	360	366	400	408	416	421												
10	3	8	13	18	23	28	33	38	43	48	53	58	63							
11	0	5	10	15	20	25	30	35	67	72	77	82	87	92	97					
12	2	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	70	75	80	85	90	95	100
	105	110	115	120	125	132	137	142	147	152	157									
13	129	134	139	144	149	154	159	164	169	174	179	184	189	194	199					
14	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				
15	3	8	13	18	23	28	33	38	43	48	53	58	63	68	73	78	83	88	93	98
	103	108	113	118	123	227	233	239	245	251	257	263	269	275	281	287	293	299	305	311
	317	323	329	335	341	347	353	359	365	371	378	385	392	401	409	417	422			
16	127	132	137	142	147	152	157	162	167	172	177	182	187	192	197	202	207	212	217	222
	374	381	388	395	403	411	419	424												
17	41	46	51	56	61	66	71	76												
18	181	186	191	196	201	206	211	216	221	230										
19	129	134	139	144	149	154	159	164	169	174	179	184	189							
20	1	6	11	16	21	26	31	36												

### 4.7.3 Comparaison avec d'autres approches

Les principales idées utilisées dans la conception de l'algorithme PSO-TS visent à la minimisation du nombre de violations de contraintes électromagnétiques tout en respectant l'étendue du spectre de fréquences disponible (i.e. objectif de MI-FAP). Les tableaux 4.9, 4.10 et 4.11 résument les résultats de divers algorithmes souvent cités dans la littérature sur les différents problèmes étudiés. Nous y présentons les résultats moyens de PSO-TS obtenus à la suite de 100 exécutions de l'algorithme. Ces résultats incluent le taux de convergence, le nombre d'itérations et le temps d'exécution nécessaire à la convergence de PSO-TS vers la solution optimale.

**Tableau 4.9** Résultats de comparaison entre PSO-TS et différentes techniques reposant sur le même objectif MI-FAP

Méthodes	Problème #	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12
PSO-TS	# d'itérations Taux de convergence (%)	1 100	1,82 100	1,7 100	1,46 100	2,05 100	2,67 100	2,16 100	3,26 100	3,74 100	4,98 100	1,24 100	2,73 100
[51]	# d'itérations Taux de convergence (%)	1 100	2 100	2 100	2 100	2,25 100	2,75 100	3,52 100	4 100	- -	- -	- -	- -
[47]	# d'itérations Taux de convergence (%)	1 100	5 100	3 100	1 100	5 100	8,6 100	4 100	5 100	- -	- -	- -	- -
[52]	# d'itérations Taux de convergence (%)	1 100	5 100	30 100	40 100	55 100	60 100	50 100	60 100	- -	- -	- -	- -
[53]	# d'itérations Taux de convergence (%)	21,2 100	294 9	147,8 93	117,5 100	100,3 100	234,8 79	85,6 10	305,6 24	- -	- -	- -	- -

Le tableau 4.9 présente la comparaison entre les résultats obtenus par PSO-TS et différentes techniques reportées dans la littérature reposant sur le même objectif MI-FAP et évalués sur les problèmes P1, P2 jusqu'à P8, Cheng et al, 2005 [47], Alami et ElImrani, 2008 [51], Funabikiet Takefuji, 1992 [53], Benameur et al, 2010 [52]. Pour pouvoir comparer les performances des techniques employées, deux critères de performances sont utilisés incluant le nombre d'itérations nécessaires à la convergence ainsi que le taux de convergence à la solution optimale. Dans nos expérimentations, le nombre d'itérations nécessaires à la convergence représente le nombre de générations que les particules de l'essaim ont exécutés avant la fin de la recherche.

Le tableau 4.9 montre que notre algorithme atteint un taux de convergence de 100 % vers la solution optimale pour tous les problèmes étudiés (i.e. problème P1, P2, jusqu'à P12). De plus, le nombre d'itérations nécessaires avant de trouver la solution optimale est inférieur à celui de toutes les autres techniques, sauf pour le problème P4, où le nombre moyen d'itérations nécessaire à la convergence de PSO-TS est de 1,46 ce qui est légèrement plus que ce qui a été rapporté dans cheng et al, 2005 [47] car il ne nécessite qu'une seule itération pour converger vers la solution optimale.

Comme nous avons mentionné ci-dessus, l'objectif principal de MI-FAP est la minimisation du nombre de violations de contraintes électromagnétiques sous la limitation de l'étendue du spectre de fréquences disponibles (différence entre la fréquence Max et la fréquence Min utilisées). Par ailleurs, cet objectif est souvent utilisé comme sous-procédure pour minimiser l'étendue du

spectre de fréquences utilisé (i.e. objectif de MS-FAP). Nous y présentons dans le tableau 4.10 une comparaison entre l'étendue fixe du spectre de fréquences prédéfinie dans le modèle MI-FAP et les résultats de minimisation de ce dernier sur les instances des problèmes étudiés. Nous avons considéré différentes techniques basées sur le modèle MS-FAP pour la comparaison telles que [17], [16], [54], [55], ... etc. L'objectif de ces techniques est de trouver une affectation admissible de fréquences qui respecte toutes les contraintes de compatibilité électromagnétique, tous en minimisant l'étendue du spectre de fréquences utilisé. Cependant, le spectre de fréquences peut ne pas être suffisant pour assurer une affectation de fréquences sans interférences, ce qui rend la contribution de MI-FAP plus réaliste que celle de MS-FAP.

Dans le tableau 4.10, la ligne *étendue minimale du spectre* correspond à la largeur minimale du spectre pour chacun des problèmes étudiés comme l'indique [17]. La ligne *étendue du spectre* représente l'étendue du spectre fixe utilisé par notre algorithme pour résoudre chacune des instances des problèmes étudiés qui est égale à la différence entre la fréquence Max et la fréquence Min utilisées (i.e.  $m - 1$ ). La ligne *taux d'optimalité* indique l'écart en pourcentage de l'étendue du spectre utilisé par notre algorithme en fonction de l'étendue minimale pour chacun des problèmes étudiés.

Comme le montre le tableau 4.10, l'étendue du spectre utilisé par notre algorithme pour l'affectation de fréquences n'a aucune déviation marginal de l'étendue minimale pour tous les problèmes P1, P2, jusqu'à P12. Toutefois, les autres travaux cités dans ce tableau ont des déviations marginales pour au moins une des instances des problèmes étudiés, en particulier pour les problèmes P9 et P10, où les déviations sont les plus importantes car ces derniers problèmes sont considérés comme les problèmes les plus difficiles dans la littérature. Une exception est faite dans [54], [32] et [56], où aucune déviation n'avait abouti comme il est le cas pour notre algorithme.

**Tableau 4.10** Résultats de comparaison entre PSO-TS et différentes techniques qui reposent sur l'objectif MS-FAP

Problème #	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12
Etendue minimale du spectre	72	380	532	532	220	308	308	426	252	308	70
Etendue du spectre ( $m - 1$ )	72	380	532	532	220	308	308	426	252	308	70
Taux d'optimalité (%)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
(2014) [17]	72	380	532	532	220	308	308	427	259	308	70

(2013) [16]	72	381	533	534	221	308	311	448	267	309	73
(2006) [54]	72	380	532	532	220	308	308	426	252	308	70
(2006) [55]	—	380	532	532	—	—	308	431	252	—	—
(2003) [32]	—	380	532	532	220	308	308	426	252	—	—
(2001) [57]	72	380	532	532	220	308	308	462	272	308	78
(2001) [58]	72	380	532	532	220	308	308	426	253	—	—
(1999) [56]	—	380	532	532	220	308	308	426	252	—	—
(1998) [59]	—	—	—	—	220	—	308	—	267	—	—
(1996) [60]	72	380	532	532	220	308	308	432	262	—	—

**Tableau 4.11** Temps d'exécution nécessaire à la convergence de différentes techniques.

Problème	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	Testé sur
PSO-TS	0.2 s	3.7 s	3.3 s	4.3 s	3.3 s	2.3 s	4.1 s	5.1 s	6.4 s	7.8 s	2.4 s	Ordinateur personnel
(2014) [17]	0.02 s	0.95 s	1.28 s	1.35 s	0.19 s	0.27 s	0.29 s	1.71 s	0.53 s	1.01 s	1.77s	HP Z400 Workstation
(2013) [16]	4 ms	4 ms	4 ms	3 ms	4 ms	4 ms	4 ms	4 ms	5 ms	4 ms	4 ms	HPxw8400 workstation
(2006) [54]	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	3-4 s	<1 s	3-4 s	10-20 s	10-20 s	<1 s	3-4 s	DEC Alpha station
(2006) [55]	-	few s	few s	few s	-	-	few s	10 h	10 h	-	-	Pentium IV 1500
(2003) [32]	-	2-5 s	0.5-1.8 s	6-12 s	2-7 s	0.5-1.0 s	6-17 s	12-80 h	12-80 h	-	-	DEC Alpha station
(2001) [57]	1.9 s	7.5 s	8.2 s	11.1 s	6.9 s	6.0 s	10.2 s	9.5 s	7.7 s	24.5 s	16.7 s	DEC Alpha station
(2001) [58]	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	110-170 s	110-170 s	-	-	DEC AlphaServer 2100
(1999) [56]	-	few s	few s	few s	few s	few s	few s	8 m	10 m	-	-	HP Apollo 9000/700 Workstation
(1998) [59]	-	-	-	-	-	19365 s (±16782)	98196 s (±64846)	-	596790 s	-	-	HP Apollo 9000/700 Workstation
(1996) [60]	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	<1 s	200-300 s	200-300 s	-	-	SUN SPARC workstation

Dans la littérature, les auteurs ne rapportent que le nombre de violations de contraintes et de l'étendue du spectre de fréquences, laissant souvent de côté le temps d'exécution nécessaire à la minimisation de ces derniers. Toutefois, il est fortement recommandé dans des situations réelles d'affectation de fréquences d'attribuer très rapidement de fréquences à l'ensemble des utilisateurs mobiles. Afin de rendre la comparaison plus complète, les résultats obtenus se comparent avec les résultats obtenus par les autres chercheurs en fonction du temps d'exécution nécessaire à la convergence (voir tableau 4.11). Cependant, le temps d'exécution n'a pas été mentionné dans la plupart des travaux connexes. Certains travaux ne mentionnent que l'ordre du temps d'exécution [56], certains autres mentionnent le temps d'exécution nécessaire à la convergence vers des solutions non optimales [55], [57], [58], [59] et [60] ou quasi-optimales comme dans [16] et [17].

Comme nous le voyons dans le tableau 4.11, notre algorithme nous permet d'avoir des résultats optimales d'affectation de fréquences en un temps faible en utilisant une simple machine, même pour les problèmes les plus difficiles de la littérature (P9 et P10) qui sont résolus en seulement 5,1 et 6,4 secondes, respectivement. De l'autre côté, les autres travaux prennent un temps d'exécution plus élevé bien qu'ils utilisent des stations de travail de haute performance pour un résultat qui est le même ou pire que le nôtre. Par exemple, les auteurs de [59] ont produit une solution non-optimale pour le problème P10 avec un temps d'exécution qui est supérieur à 165 heures sur une station de travail Apollo 9000/700.

L'algorithme rapporté dans [32] fournit la solution optimale pour les deux problèmes P9 et P10 avec un temps d'exécution qui varie entre 12-80 heures sur une station de travail DEC Alpha Workstation. L'algorithme proposé dans [56] obtient la solution optimale pour P9 et P10 avec un temps de calcul de 8 et 10 minutes, respectivement, sur la même station de travail que celle utilisée dans [32]. L'heuristique proposée dans [57] produit une solution non-optimale pour chacun des problèmes P9 et P10 avec un temps de calcul de 9,5 et 7,7 secondes, respectivement, sur une station de travail DEC ALPHA Station. Dans [58], [60] et [55], les auteurs ont produit des solutions non-optimales dans au moins l'un des problèmes P9 et P10 avec un temps d'exécution de 110-170, 200-300 secondes et 10 heures, respectivement, sur différentes stations de travail. Certains travaux récents ont un bon temps d'exécution de 5 millisecondes dans [22] sur une station de travail HPxw8400 Workstation et moins de 1,77 seconde dans [25] sur une station de travail HP Z400 Workstation, à l'exception qu'ils fournissent des solutions quasi-optimale pour les problèmes P9 et P10.

En dehors des problèmes P9 et P10, notre algorithme permet d'obtenir les résultats optimaux pour les problèmes P2, P3 jusqu'à P8 avec un temps d'exécution qui ne dépasse pas 4,3 secondes alors que les travaux cités dans [32], [57] et [59] ont obtenu les résultats optimaux pour ces derniers problèmes, avec un temps d'exécution allant jusqu'à 17, 11.1, 9816 secondes, respectivement, sur différentes stations de travail. En ce qui concerne les problèmes P11 et P12, notre algorithme prend moins de 7,8 secondes pour les résoudre de façon optimale tandis que l'algorithme proposé dans [57] fournit une solution optimale pour le problème P11 avec un temps d'exécution de 24,5 secondes et une solution non-optimale pour le problème P12 avec un temps d'exécution de 16,5 secondes sur une stations de travail DEC Alpha Station.

A partir du tableau 6.10, nous pouvons noter que certains travaux prennent moins de temps de calcul pour résoudre les problèmes étudiés sauf pour les problèmes P9 et P10 dans lesquels notre algorithme les surpasse. De plus, le temps d'exécution nécessaire à la convergence de notre algorithme pourrait encore être réduit s'il a été testé sur des machines similaires à celles utilisées dans les autres travaux.

#### **4.7.4 Analyse des résultats**

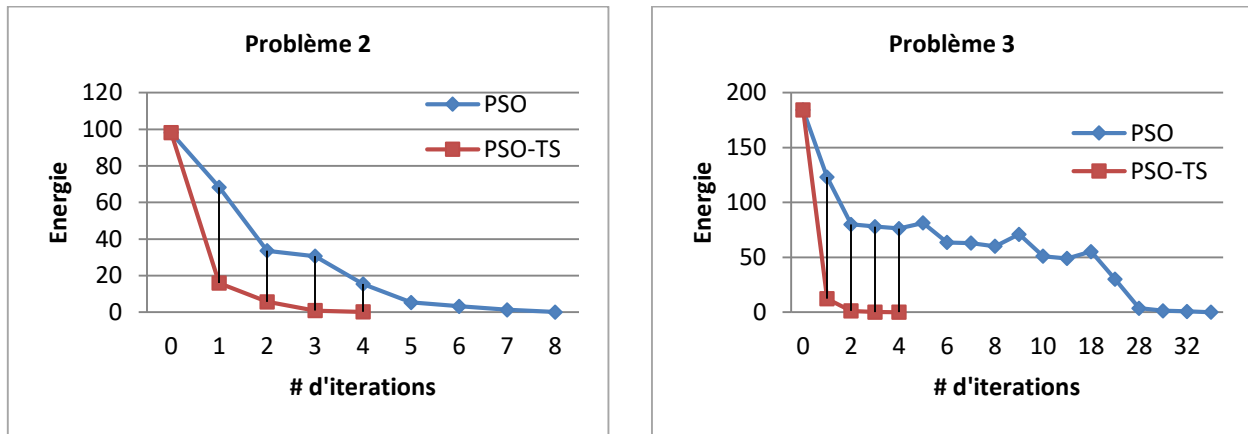
Les résultats obtenus peuvent être expliqués par le fait que PSO-TS utilise deux stratégies principales pour atteindre les meilleurs résultats. En premier lieu, il utilise la méthode de recherche tabou non seulement pour réduire le nombre de générations nécessaires à la convergence, mais aussi pour éviter le problème de la convergence prématurée qui conduit PSO à stagner dans un optimum local. En second lieu, il utilise un format de représentation et d'évaluation des plans de fréquences pour non seulement réduire l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions des particules mais aussi réduire le temps de calcul requis pour l'évaluation de ces derniers. Trois analyses comparatives sont effectuées pour montrer les performances et l'efficacité des stratégies précédentes qui sont sur le nombre d'itérations, l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions et le temps d'exécution de l'algorithme proposé pour chacun des problèmes étudiés.

##### **4.7.4.1 Nombre d'itération nécessaire à la convergence**

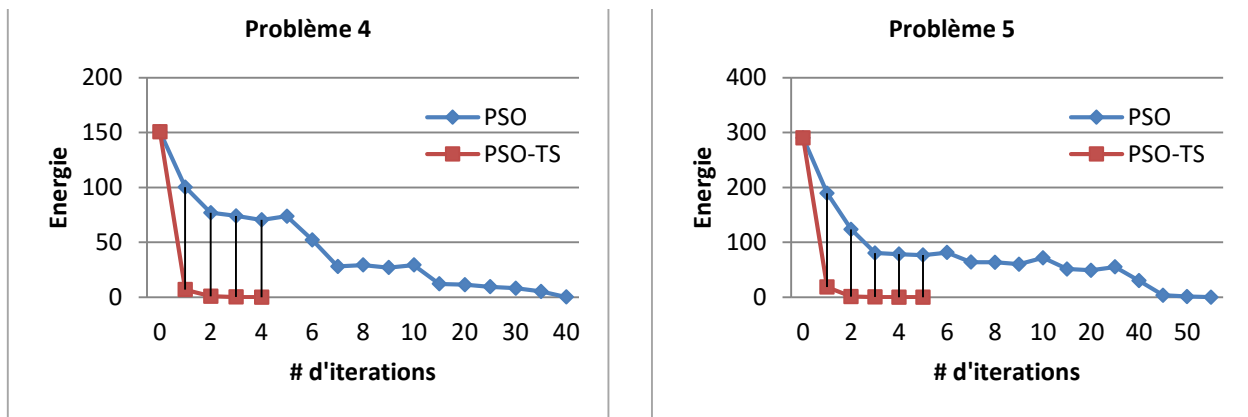
Afin de prouver la haute performance de l'intégration de la méthode tabou dans l'optimisation par essaim particulaire, nous avons gardé la trace de la variation de l'énergie  $E$  qui mesure le nombre de violations de contraintes électromagnétiques tout au long du processus d'attribution de canaux avec ou sans l'intégration de la méthode de recherche tabou. La figure 4.17 représente le nombre moyen d'itérations que notre algorithme nécessite pour la convergence vers la solution optimale avec ou sans l'intégration de la recherche tabou pour tous les problèmes P2, P3 jusqu'à P12. Les résultats pour le problème P1 sont omis parce qu'il est résolu dans la première itération avec ou sans l'application de la recherche tabou.

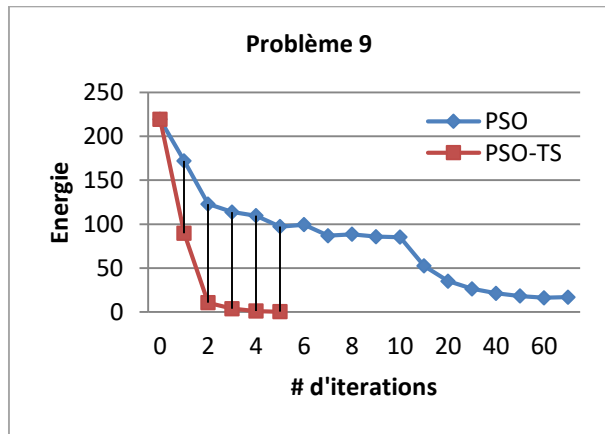
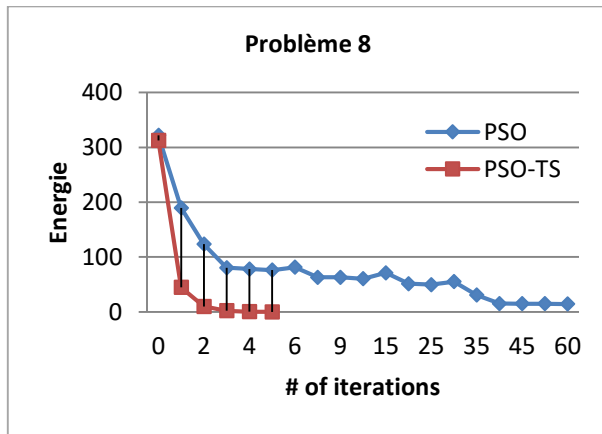
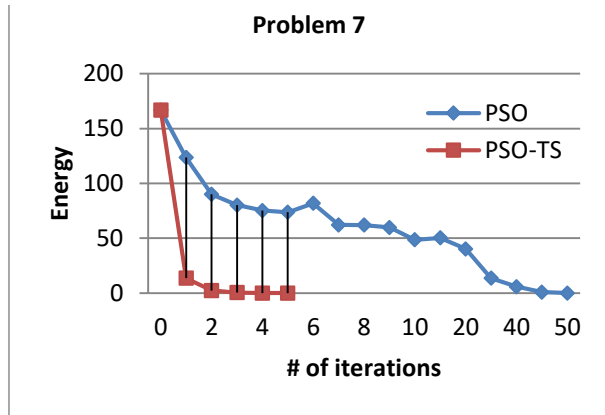
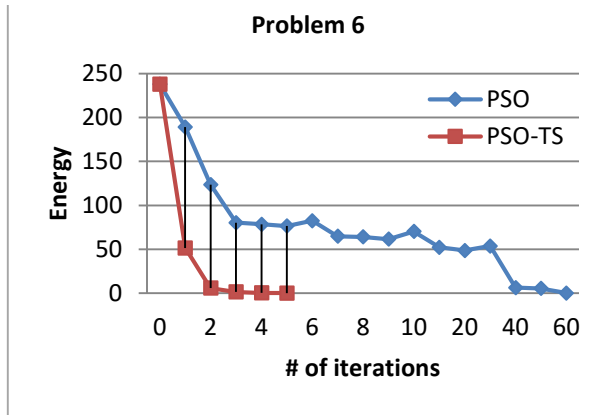
Comme nous le voyons sur la figure 4.17, le nombre d'itérations nécessaire à la convergence est largement réduit avec l'intégration de la recherche tabou. Ainsi, l'algorithme proposé PSO-TS surpasse l'algorithme de base PSO en terme du nombre d'itérations dans les onze problèmes étudiés P2, P3, jusqu'à P12. De plus, sans l'intégration de la recherche tabou, l'optimisation de la qualité

de la solution a été arrêté dans la dernière période de l'évolution pour quelques problèmes étudiés en atteignant une solution quasi-optimale. Cela signifie que l'algorithme a convergé prématurément vers des optima locaux. A titre d'exemple, nous pouvons voir que sans l'application de la recherche tabou, notre algorithme arrête l'optimisation dans la dernière période de l'évolution pour les problèmes P8, P9 et P10 lorsqu'il était piégé dans un optimum local.

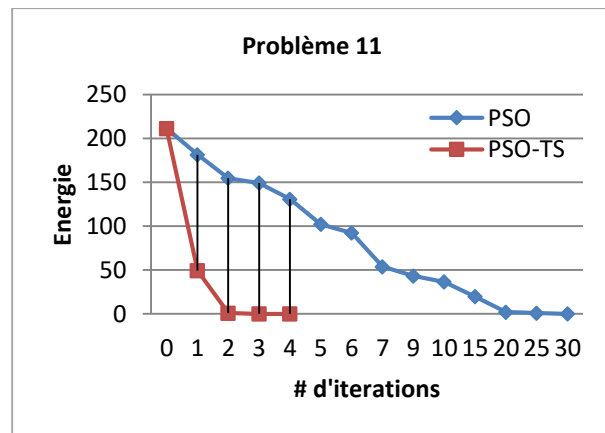
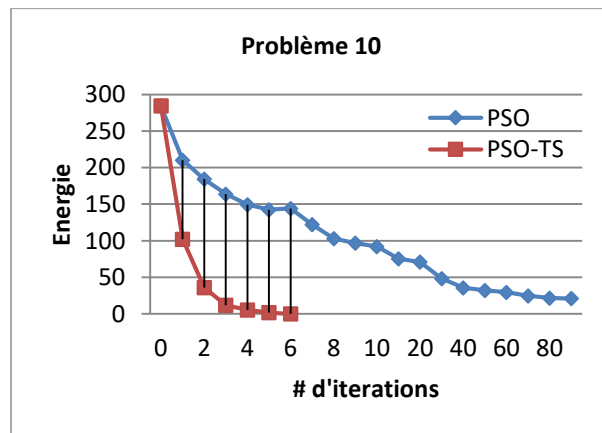


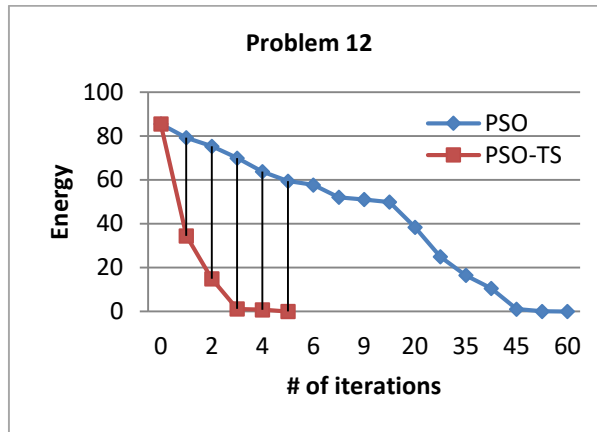
**Figure 4.17** Nombre d'itérations nécessaires à la convergence de PSO et PSO-TS.





**Figure 4.17** Nombre d'itérations nécessaires à la convergence de PSO et PSO-TS (suite).





**Figure 4.17** Nombre d'itérations nécessaires à la convergence de PSO et PSO-TS (suite).

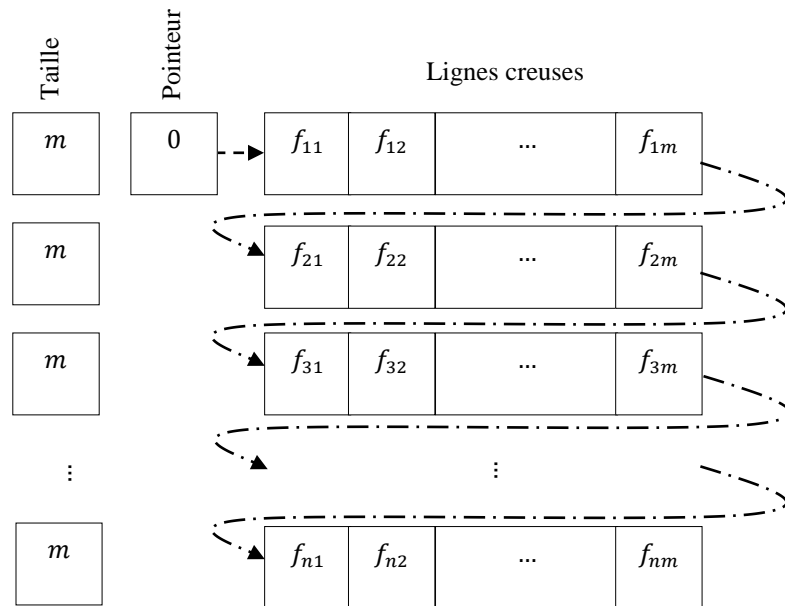
#### 4.7.4.2 Espace mémoire requis pour la représentation des positions de particules

Pour monter le gain considérable dans l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules entre l'utilisation du format classique et celui proposé de stockage des solutions présentés dans la section 4.3, nous avons effectué une étude comparative sur la quantité de mémoire réservée pour le stockage des positions de particules pour chacun de ces deux formats.

##### *Format classique de stockage*

Dans ce format de stockage, la position des particules est modélisée sous forme d'une matrice binaire bidimensionnel  $F$  de taille  $(n \times m)$ , où  $n$  représente le nombre de cellules et  $m$  le nombre totale des canaux. Le langage C++ stocke cette solution en mémoire d'une façon continue ligne par ligne dans un seul vecteur en utilisant le format standard Row-Major. En effet, un pointeur indiquant l'emplacement du premier élément du vecteur  $f_{11}$  est aussi mémorisé afin de trouver

l'emplacement mémoire de tous les autres éléments  $f_{ij}$ . La figure 4.18 explique comment les éléments  $f_{ij}$  de la matrice  $F$  sont représentés en mémoire.



**Figure 4.18** Représentation mémoire de la position en utilisant le format classique de stockage.

L'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions des particules en utilisant le format classique de stockage est calculé à l'aide de l'équation suivante :

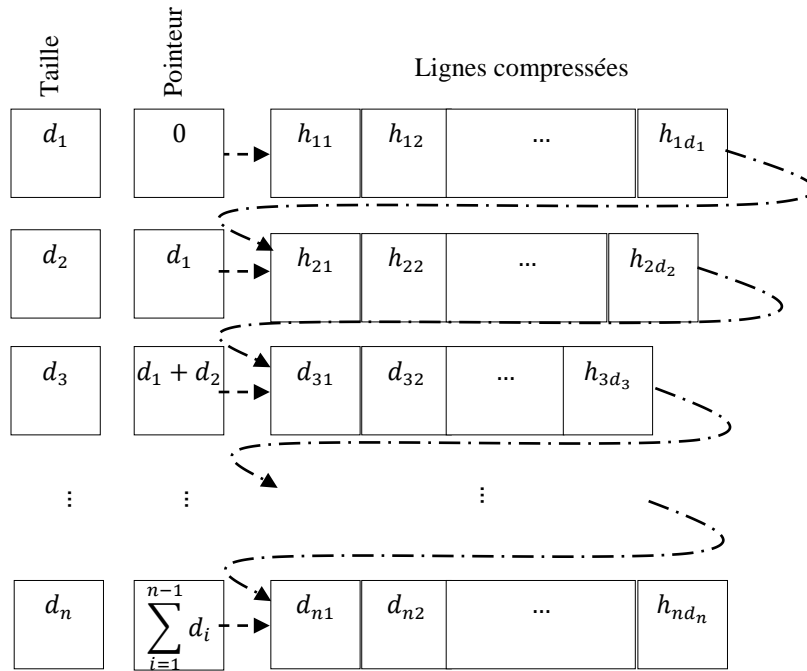
$$Storage_{CSF} = (n \times m)(BinMemSize) + PointMemSize \quad (4.13)$$

Où *BinMemSize* se réfère aux unités de mémoire requises pour le stockage d'un seul élément binaire et *PointMemSize* aux unités de mémoire requises pour le stockage d'un seul pointeur.

Théoriquement, nous avons besoin d'un seul bit pour représenter une valeur binaire dans la mémoire, mais la plupart des ordinateurs ne peuvent adresser des bits individuels parce que la plus petite unité adressable dans la mémoire est un octet. En plus, le travail avec moins d'un seul octet de données sera salissant car nous avons besoin d'effectuer plus d'instructions pour atteindre chaque élément. Typiquement, la taille de l'espace mémoire nécessaire à la représentation d'une valeur binaire ainsi d'un pointeur est un seul octet.

### Format proposé de stockage

Dans ce format de stockage, la matrice binaire creuse  $F$  est compressé en utilisant une variante d'un schéma de stockage par lignes compressés (CRS pour Compressed Rows Storage). Cette variante nous permet de ne représenter que les indices  $j$  des éléments non nulles  $f_{ij}$  dans  $F$  (i.e. les fréquences affectées) d'une manière continue en utilisant des vecteurs de valeurs entières  $H_i = (h_{ia})$ , où  $h_{ia}$  désigne la  $a^{\text{ème}}$  fréquence affecté à la cellule  $i$ . Par conséquent, chaque vecteur  $H_i$  nécessite un pointeur vers le premier élément  $h_{i1}$  pour connaître l'emplacement mémoire des autres éléments  $h_{ia}$ . La figure 4.19 explique comment les vecteurs  $H_i$  sont représentés en mémoire.



**Figure 4.19** Représentation mémoire de la position en utilisant le format proposé de stockage.

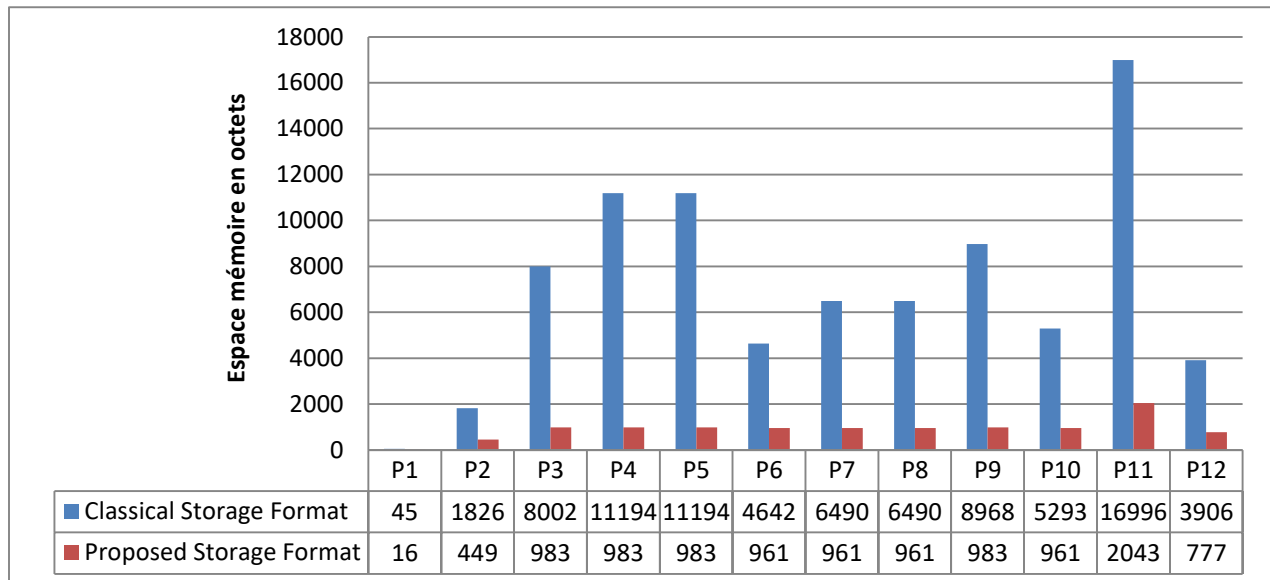
Le nombre d'emplacements mémoire nécessaires à la représentation de chaque vecteur entier  $H_i$  peut être déterminé en calculant la différence entre l'adresse mémoire du pointeur de vecteur  $H_{i+1}$  et l'adresse mémoire du pointeur de vecteur  $H_i$ . Ce qui est égale à l'espace mémoire nécessaire pour la représentation de  $d_i$  valeurs entières, où  $d_i$  représente le nombre total de demandes en canaux de la cellule  $i$ . L'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions des particules en utilisant le format proposé de stockage est calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$Storage_{PSF} = D_{tot}(IntMemSize) + n(PointMemSize) \quad (4.14)$$

Où *IntMemSize* se réfère aux unités de mémoire requises pour le stockage d'un seul élément entier et *PointMemSize* aux unités de mémoire requises pour le stockage d'un seul pointeur.

Etant donné la limitation de l'étendue du spectre de fréquences, les éléments entiers représentant les fréquences affectées  $h_{ia}$  dans les vecteurs  $H_i$  sont représentés en utilisant des entiers courts non signés occupant 2 octets en espace mémoire au lieu des entiers standards occupant 4 octets de l'espace mémoire. Ce court entier peut représenter les canaux attribué d'un spectre de fréquence compris entre 0 et  $2^{16} - 1$  qui est suffisant pour représenter un large spectre de fréquences.

Même si notre format de stockage proposé mémorise chacune des fréquences affectées en utilisant des entiers occupant chacun 2 octets d'espace mémoire, alors que le format classique les stocke en utilisant des binaires occupant chacun un seul octet d'espace mémoire, le format proposé est plus performant que le format classique en ayant très peu d'éléments à représenter en mémoire. Ceci est confirmé par les résultats de la figure 4.20 qui montre la différence entre l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules en utilisant les deux formats de stockage. La figure 4.20 montre que le format proposé de stockage prévoit une économie considérable dans l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules par rapport au format classique dans tous les problèmes étudiés.



**Figure 4.20** Espace mémoire requis pour la représentation d'une position de particule.

### 4.7.4.3 Temps d'exécution

Afin de montrer le gain considérable dans le temps d'exécution lors de l'utilisation de la formulation proposée de l'énergie  $E$  par rapport à l'utilisation de la formulation classique  $E_{stand}$  présentées dans la section 4.3, nous avons mesuré le nombre d'éléments élémentaires nécessaires en utilisant les deux formules pour le calcul du nombre de violations de contraintes de compatibilité électromagnétiques dans chaque nouvelle position.

La complexité de calcul de chaque formule est analysée comme suit :

#### *Ordre de complexité de la formulation d'énergie $E_{stand}$*

Le calcul de variation du nombre de violations de contraintes au cours de la simulation en utilisant la formule d'énergie  $E_{stand}$  est relativement lent et consomme de grandes quantités de mémoire. L'ordre de sa complexité en temps ou le nombre d'opérations élémentaires nécessaire pour son évaluation de chaque nouvelle position est donné par l'équation suivante :

$$O(E_{stand}) = O(n^2 \times m^2) \quad (4.15)$$

La complexité précédente dépend linéairement du produit du nombre carré de cellules et du nombre carré de canaux disponible dans le système cellulaire. Ainsi, plus le nombre de cellules est grand, plus la formule  $E_{stand}$  va passer plus de temps dans le calcul de variation du nombre de violations de contraintes pour chaque nouvelle solution dans l'espace de recherche.

#### *Ordre de complexité de la formulation d'énergie $E$*

La complexité de calcul de la variation du nombre de violations de contraintes au cours de la simulation en utilisant la formule d'énergie  $E$  est égale à la somme des opérations élémentaires nécessaires au calcul de violations de contraintes Co-site et de violations de contraintes entre cellules adjacentes comme le montre l'équation suivante :

$$O(E) = O(Viol_{co}) + O(Viol_{adj}) \quad (4.16)$$

Où :

$$O(Viol_{co}) = \sum_{i=1}^n O(Viol_{co}(i)) \quad (4.17)$$

Et :

$$O(Viol_{adj}) = \sum_{i=1}^{n-1} O(Viol_{adj}(i)) \quad (4.18)$$

$O(Viol_{co})$ , respectivement,  $O(Viol_{adj})$ , est égale au nombre d'opérations élémentaires pour le calcul du nombre de violations de contraintes co-site, respectivement, entre cellules adjacentes de chaque cellule  $i$ . Selon la formule d'énergie  $E$ , l'ordre de complexité  $O(Viol_{co})$  et  $O(Viol_{adj})$  de chaque cellule  $i$  est calculé de la façon suivante :

$$O(Viol_{co}(i)) = \frac{d_i(d_i - 1)}{2} \quad (4.19)$$

$$O(Viol_{adj}(i)) = d_i(d_{i+1} + d_{i+2} + \dots + d_n) \quad (4.20)$$

Le tableau 4.12 montre le nombre d'opérations élémentaires nécessaires pour le calcul du nombre de violations de contraintes en utilisant les deux formules d'énergies  $E$  et  $E_{stand}$  pour tous les problèmes étudiés. De ce tableau, nous remarquons que la formule d'énergie  $E$  profite du nombre réduit d'éléments représentés en utilisant le format proposé de stockage pour réduire la complexité de calcul par rapport à la formule classique  $E_{stand}$  pour tous les problèmes étudiés de P1 jusqu'à P12. A titre d'exemple, nous prenons le problème P1 qui se caractérise par un nombre de cellules  $n = 4$ , un nombre de fréquences disponible  $m = 11$  et un vecteur de demande en fréquences  $D_1$ . L'ordre de complexité de la formule  $E_{stand}$  et  $E$  est calculé en utilisant les équations (4.15) et (4.16), respectivement, comme suit :

$$O(E_{stand}) = O(4^2 \times 11^2) = 1936$$

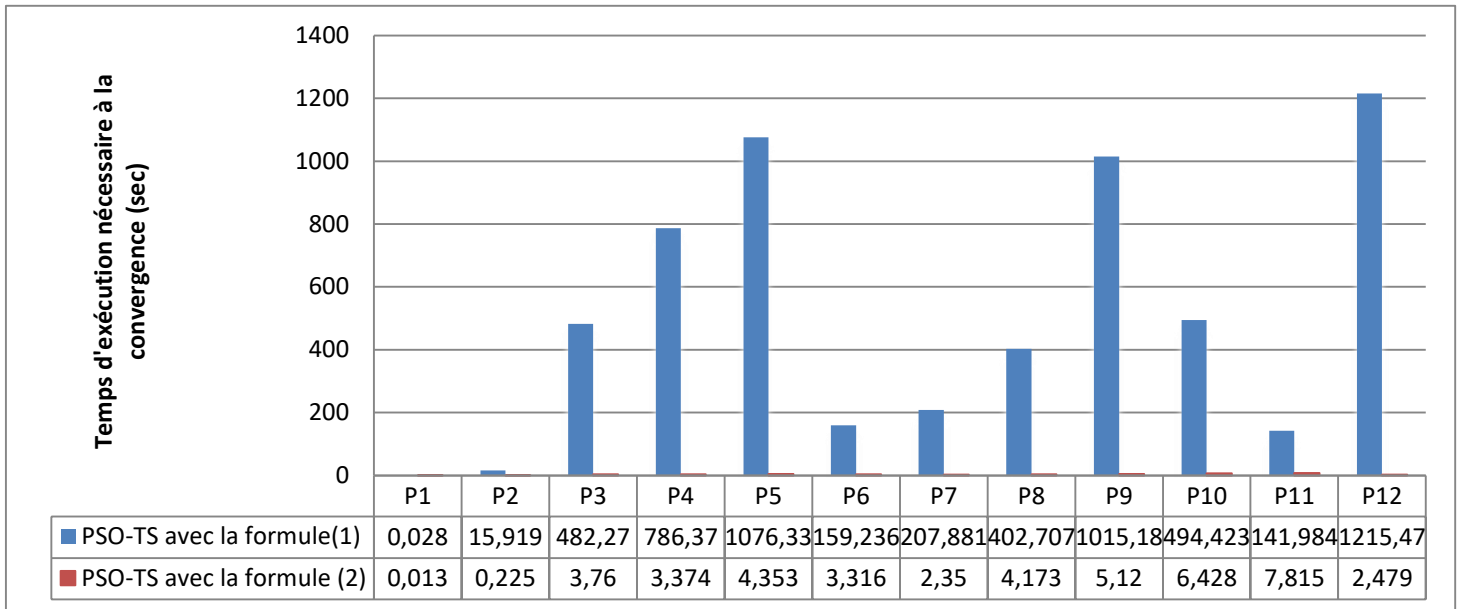
$$O(E) = O(viol_{co}) + O(viol_{adj}) = 3 + 12 = 15$$

Nous pouvons voir que l'ordre de la complexité pour le calcul du nombre de violations de contraintes a été réduit de 1936 opérations élémentaires en seulement 15 opérations élémentaires avec l'utilisation de la formule d'énergie  $E$ . Cette économie est du fait que la formule proposée profite du nombre réduit d'éléments représentés dans le nouvel format de stockage (i.e.  $D_{tot}$  éléments entiers) par rapport au format classique (i.e.  $n \times m$  éléments binaires). En effet, les problèmes P3, P4, P5 et P9, respectivement les problèmes P6, P7, P8 et P10 ont la même complexité de calcul parce qu'ils ont le même vecteur de demande  $D_3$ , respectivement  $D_4$ .

**Tableau 4.12** Complexité de calcul de la fonction objectif (nombre d'opérations élémentaires)

Problème	Formule classique d'énergie	Formule proposée d'énergie
P1	1936	15
P2	3330625	13861
P3	64016001	115440
P4	125283249	115440
P5	125283249	115440
P6	21538881	110215
P7	42107121	110215
P8	42107121	110215
P9	80407089	115440
P10	28005264	110215
P11	288830025	534061
P12	15249025	64980

Afin d'améliorer la comparaison entre ces deux formules, nous avons mené une seconde comparaison qui consiste à mesurer le temps d'exécution nécessaire à la convergence de PSO-TS en utilisant ces deux formules  $E$  et  $E_{stand}$  pour tous les problèmes étudiés (voir figure 4.21). De cette figure, nous remarquons que l'utilisation de la formule proposée  $E$  réduit considérablement le temps d'exécution de l'algorithme par rapport à l'utilisation de la formule classique, ce qui nous permet d'atteindre les résultats optimaux dans le temps le plus bas pour tous les problèmes étudiés et en utilisant une simple machine. Nous pouvons donc conclure que la formule proposée  $E$  est plus performante que la formule classique dans l'accélération de la convergence vers la solution finale.



**Figure 4.21** Temps d'exécution nécessaire à la convergence de PSO-TS (secondes)

Le tableau 4.13 montre la haute performance du format proposé de stockage par rapport au format classique en terme de pourcentage de gain en espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules. Il montre aussi la haute performance de la formule proposée d'énergie  $E$  par rapport à la formule classique  $E_{stand}$  en terme de pourcentage de gain en temps d'exécution nécessaire à la convergence de l'algorithme proposé PSO-TS. Ces deux pourcentages de gain sont calculés à l'aide des équations suivantes pour tous les problèmes étudiés.

$$Gain_{Espace\ mémoire} = \frac{Storage_{FCSE} - Storage_{FPSEs}}{Storage_{FCSE}} \times 100 \quad (4.21)$$

$$Gain_{temps\ de\ calcul} = \frac{CPU\ time\ using\ E_{stand} - CPU\ time\ using\ E}{CPU\ time\ using\ E_{stand}} \times 100 \quad (4.22)$$

**Tableau 4.13** Taux de gain en espace mémoire et en Temps de calcul.

Problème #	Espace mémoire	Temps d'exécution
P1	64.44 %	53.57 %
P2	75.41 %	98.58 %
P3	87.71 %	99.22 %
P4	91.21 %	99.57 %
P5	91.21 %	99.59 %
P6	79.29 %	97.91 %
P7	85.19 %	98.86 %
P8	85.19%	98.96 %
P9	89.03 %	99.49 %

P10	81.84 %	98.69 %
P11	87.97 %	94.49 %
P12	86.69 %	99.79 %

Comme nous l'avons remarqué dans le tableau, le pourcentage de gain en espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules en utilisant le format proposé de stockage varie selon le problème étudié de 64,44 % à 91,21 %. De même, les pourcentage de gain en temps d'exécution nécessaire à la convergence de PSO-TS en utilisant la formule proposée d'énergie  $E$  varie de 53,57% à 99,79% selon le problème étudié. Ce gain de temps d'exécution peut être investi pour bien explorer et exploiter l'espace de recherche.

#### 4.8 Conclusion

Nous avons étudié dans ce chapitre le problème d'affectation de fréquences MI-FAP dans les réseaux cellulaires. L'objectif considéré est de minimiser le nombre de violations de contraintes électromagnétiques sous la limitation de l'étendue de fréquences disponible. Pour la résolution d'un tel problème d'optimisation NP-difficile, qui comporte un grand nombre de contraintes et de solution sous optimales, notre choix s'est porté sur l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire du fait son efficacité dans l'optimisation globale. Ainsi, dans le cadre d'amélioration des performances de PSO et de la limitation des risques de la convergence prématurée vers des solutions sous optimales, une intégration de la recherche tabou dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire a été proposée, formant un algorithme hybride nommé PSO-TS. L'idée de base de cette intégration est de bien explorer et exploiter l'espace de solutions de chaque particule de l'essaim afin d'avoir davantage de chance pour trouver la solution optimale. De plus, un nouveau modèle simple efficace et peu couteux pour la représentation et l'évaluation des positions de particules a été proposé dans le cadre d'optimisation de la complexité en temps et en espace mémoire de l'algorithme proposé PSO-TS.

Les résultats de simulation montrent l'algorithme proposé PSO-TS est plus performant que l'algorithme de base PSO à la fois en terme du nombre d'itérations et du temps d'exécution requis pour la convergence vers la solution optimale. De plus, l'étude expérimentale montre que le nouveau modèle utilisé nous a conduits à une réduction significative dans la complexité en temps et un gain en espace mémoire par rapport au modèle classique. Les stratégies proposées nous ont

permis d'atteindre rapidement les résultats optimaux en comparaison avec les autres approches dans la littérature pour toutes les instances du problème étudiées.

# Chapitre 6 Conclusion générale

Dans ce dernier chapitre, nous allons résumer nos contributions dans le domaine d'affectation fixe de fréquences dans les réseaux cellulaires mobiles. A la fin de ce chapitre, nous discuterons des orientations futures de nos recherches.

## 6.1 Contributions

La présente thèse a été réalisée dans le but de faire avancer les connaissances, en particulier le savoir faire, au sujet de l'affectation fixe des canaux dans les réseaux mobiles cellulaires. Ce sujet est traité en considérant deux variantes du problème FAP à savoir la minimisation d'interférences dans le réseau MI-FAP et la minimisation de l'étendue de fréquences utilisées MS-FAP. Ces derniers problèmes NP-Difficiles sont difficiles à appréhender par une méthode exacte complète. C'est pourquoi de nombreuses approches dans la littérature délaissent ce schéma pour se tourner vers une résolution incomplète de ces problèmes dans l'optique d'obtenir des solutions, pour lesquelles la garantie d'optimalité n'est certes plus assurée, mais dans les temps de calcul de ces solutions restent "raisonnables".

Le travail décrit dans cette thèse apporte un certain nombre de contributions à l'état de l'art de l'affectation fixe de fréquences dans les réseaux cellulaires mobiles. Ainsi, Les principales contributions proposées afin d'aborder la résolution du problème MI-FAP peuvent être résumées comme suit :

- La résolution satisfaisante d'un tel problème d'optimisation NP difficile, qui comporte un grand nombre de contraintes et de solutions sous optimales, justifie souvent le recours à une métaheuristique puissante. Parmi celles-ci, nous nous sommes intéressés à l'Optimisation par Essaim Particulaire du fait de son efficacité dans l'optimisation globale.
- Dans le cadre d'amélioration des performances de PSO et de la limitation des risques de la convergence prématurée vers des solutions sous optimales, une intégration de la Recherche Tabou dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire a été proposée, formant un algorithme hybride nommé PSO-TS. L'idée de base de cette intégration est de bien explorer et exploiter l'espace de solutions de chaque particule de l'essaim afin d'avoir davantage de chance pour trouver la solution optimale.

- Dans le cadre d'optimisation de la complexité en temps et en espace mémoire de l'algorithme proposé PSO-TS, nous avons proposé un nouveau modèle simple efficace et peu coûteux pour la représentation et l'évaluation des positions des particules (i.e. solutions du problème étudié). Le but principal de ce modèle est non seulement de réduire l'espace mémoire nécessaire à la représentation des positions de particules, mais aussi de réduire le temps de calcul nécessaire à l'évaluation de ces positions par rapport au modèle classique.
- Enfin, une phase d'adaptation des techniques proposées ainsi qu'un réglage de paramètre ont été proposés afin d'obtenir le meilleur résultat.

Les résultats de simulation montrent l'algorithme proposé PSO-TS est plus performant que l'algorithme de base PSO à la fois en terme du nombre d'itérations et du temps d'exécution requis pour la convergence vers la solution optimale. De plus, l'étude expérimentale montre que le nouveau modèle utilisé nous a conduits à une réduction significative dans la complexité en temps et un gain en espace mémoire par rapport au modèle classique. Les stratégies proposées nous ont permis d'atteindre rapidement les résultats optimaux en comparaison avec les autres approches dans la littérature pour toutes les instances du problème étudiées.

Les principales contributions proposées afin d'aborder la résolution du problème MS-FAP peuvent être résumées comme suit :

- Tous d'abord, nous avons proposé une nouvelle modélisation du problème MS-FAP basé sur la théorie des graphes. Ce qui nous a aidé de diviser, si le besoin se fait sentir, le problème d'affectation de fréquences MS-FAP en différents sous-problèmes d'affectation de faible complexité pour faciliter un peu la procédure d'attribution de fréquences.
- En nous basant sur la nouvelle modélisation et les différentes contraintes de séparation en fréquences, nous avons trouvé de nouvelles bornes inférieures de l'étendue de fréquences utilisées pour un ensemble de réseaux cellulaires, nommés Distance-2 cliques cellulaires, dans lesquels les cellules ont une demande homogène en canaux et sont séparées par une distance inférieure ou égale à deux.

- Finalement, ces bornes sont utilisées ensuite pour le développement d'une nouvelle heuristique rapide et efficace permettant la résolution du problème MS-FAP dans les réseaux cellulaires de grande taille ayant une demande hétérogène en canaux.

Un exemple illustratif et des résultats numériques sur l'un des plus difficiles problèmes d'affectation de fréquences montrent que l'heuristique proposée génère le meilleur compromis entre taux d'optimalité de l'étendue de fréquences utilisées et temps d'exécution par rapport aux différentes approches proposées dans la littérature.

Il est intéressant de noter que nos simulations ne sont réalisées que sur un ordinateur personnel normal, ce qui signifie que le temps d'exécution pourrait être encore amélioré si nous exécutons l'heuristique proposée sur une station de travail puissante.

## 6.2 Recherches futures

Les futures directions qui peuvent être empruntées afin d'étendre ou d'améliorer les idées développées dans le cadre de cette thèse peuvent être résumées comme suit :

- Dans notre modélisation du problème FAP, le spectre de fréquences disponibles est subdivisé en des canaux fréquentiels en utilisant le mode de multiplexage FDMA (Frequency Division Multiple Access). Dans un travail futur, nous pourrions adapter notre modélisation du problème FAP pour aborder d'autres modes de multiplexage tels que le mode TDMA (Time Division Multiple Access) ou le mode CDMA (Code Division Multiple Access) pour les réseaux cellulaires basés sur ces modes d'accès multiples.
- Afin d'augmenter la capacité d'une cellule donnée pour qu'elle couvre les zones urbaines denses, nous pouvons prendre en compte la technique de sectorisation des cellules dans la phase de modélisation. Cette technique divise la cellule en plusieurs secteurs dont chacun utilise un ensemble différent de canaux et une antenne directionnelle.
- Nous pouvons adapter les différentes méthodes de résolution proposées afin d'aborder le sujet d'affectation de fréquences dans différents systèmes cellulaires tels que les systèmes cellulaires de radiodiffusion, de radiodiffusion télévisuelle, pour communication satellitaires, pour communication militaire ...etc.
- Comme dans toutes les métaheuristiques, la tâche de réglage de paramètres est fastidieuse et coûteuse en temps, surtout pour les utilisateurs novices. Ainsi, il est important, pour

chaque problème posé, de trouver le jeu de paramètres qui conduise à des performances optimales de l'algorithme. Afin d'affranchir l'utilisateur de la tâche du choix et d'adaptation des paramètres de contrôle de l'algorithme proposé PSO-TS comme la taille de l'essaim, le nombre de génération, le nombre d'itération de la recherche tabou, ... etc, des recherches peuvent être menées pour proposer un algorithme dit « adaptatif ». Avec ce type d'algorithme, les valeurs des paramètres ne sont plus figées, mais sont modifiées, en fonction des résultats collectés durant le processus de recherche. Le but est de proposer un algorithme qui fonctionne comme une « boîte noire », pour laquelle l'utilisateur n'a qu'à définir le problème à traiter et le critère d'arrêt de l'algorithme.

- D'autres nouvelles bornes inférieures de l'étendue minimale de fréquences utilisées pour d'autres types de distance-2 cliques cellulaires ayant une demande homogène de cellules peuvent être trouvées. Ces bornes peuvent être utilisées pour améliorer les résultats de l'heuristique d'affectation proposée pour les réseaux cellulaires avec une demande hétérogène en canaux. Ainsi, si le temps d'exécution de l'heuristique reste de l'ordre de 0.1 seconde, l'heuristique proposée peut être utilisée dans un contexte d'affectation dynamique de fréquences.

## Références bibliographiques

- [1] H. S. M. C. S. A. Aardal K, «Models and Solution Techniques for Frequency Assignment Problems,» 2001.
- [2] M. Chaker, «Recherche sur la résolution des problèmes complexes d'affectation de fréquences basses bandes pour les opérateurs de la téléphonie mobile,» Université Mentouri, Constantine, 2011.
- [3] S. Tabbane, Réseaux mobiles (coll. Réseaux et télécommunications), HERMES SCIENCE PUBLICATIONS / LAVOISIER, 1997.
- [4] S. Tabbane, Ingénierie des réseaux cellulaires (Réseaux et télécommunications), HERMES SCIENCE PUBLICATIONS / LAVOISIER, 2002.
- [5] S. Pierre, Réseaux et systèmes informatiques mobiles: Fondements, architectures et applications, Presses inter Polytechnique, 2003.
- [6] G. El-Hélou, «Etude des Schémas Dynamiques d'Allocation dans les Réseaux Cellulaires,» Diplôme d'études Approfondies, Université Saint-Joseph , 1998.
- [7] P. G. S. T. X. Lagrange, Réseaux GSM-DCS, Hermès, Edition, 1996.
- [8] W. C. Y. Lee, Mobile Cellular Telecommunications, McGraw-Hill, Edition, 1995.
- [9] L. Idoumghar, «Méthodes algorithmiques pour l'allocation de fréquences,» Université Henri Poincaré, Nancy 1, 2002.
- [10] P. S. Malek Rahoual, Réseaux informatiques : conception et optimisation, Paris: Editions OPHRYS, 2006.
- [11] F. H. e. K. K. EDEN H., More Recent Methods of Television Network Planning and The Results Obtained, E.B. U. Review, 1960.

- [12] A. Gherboud, «Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques,» Thèse de Doctorat, Université de Constantine2, 2013.
- [13] E. H.-K. W. a. J.-T. H. Ming-Hui Jin, A Channel Allocation Algorithm for large scale cellular networks, Proceedings of the Ninth International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS'02) , 2002.
- [14] H. K. Yokoo M, «Frequency Assignment for Cellular Mobile Systems Using Constraints Satisfaction Techniques,» *Proc. IEEE VTC*, vol. 51, pp. 888-894, 2000.
- [15] L. C. M. G.-J. G. T. E. Fischetti M, «Frequency Assignment in Mobile Radio Systems Using Branch-and-cut Techniques,» *European Journal of Operational Research*, vol. 123, pp. 241-255, 2000.
- [16] S. K. M. K. D. R. G. S. S. B. Audhya G.K, «A New Approach to Fast Near-Optimal Channel Assignment in Cellular Mobile Networks,» *IEEE TRANSACTIONS ON MOBILE COMPUTING*, vol. 12, n° %19, pp. 1814-1827, 2013.
- [17] S. G. S. Ghosal, «A Probabilistic Greedy Algorithm with Forced Assignment and Compression for Fast Frequency Assignment in Cellular Network,» *NCA*, pp. 189-196, 2014.
- [18] C. D. G. M. P. V. S. Kirkpatrick, «Optimization by simulated annealing,» *Journal of Science*, vol. 220, n° %14598, pp. 671-680, 1983.
- [19] A. R. M. R. A. T. E. Metropolis, «Equation of state calculations by fast computing machines,» *Journal of Chem. Physics*, vol. 21, n° %166, pp. 1087-1092, 1953.
- [20] M. M. O. K. A. N. R. A. Dawood, «Efficient channel assignment algorithm under cochannel and adjacent channel interference constraint,» chez *IEEE International Conference on Personal Wireless Communications*, Hyderabad , 424 - 428 .

- [21] A. Q. A Kndmann, «SOLVING THE FREQUENCY ASSIGNMENT PROBLEM WITH SIMULATED ANNEALING,» chez *Ninth International Conference on Electromagnetic Compatibility*, Sudwestfunk, FRG, 1994.
- [22] R. F. Liwei Lu, «Simulated annealing algorithm in solving frequency assignment problem,» *3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE)*, vol. 1, pp. 361-364, 20-22 Aug. 2010.
- [23] F. Glover, «Future paths for integer programming and links to artificial intelligence,» *Computers and Operations Research*, vol. 13, n° %15, pp. 533-549, 1986.
- [24] F. G. a. M. Laguna, «Tabu Search,» Boston, 1997.
- [25] M. J. a. S. D. H. R. Montemanni, « An improved Tabu search algorithm for the fixed spectrum frequency assignment problem,» *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 52, n° %14, pp. 891-901. , 2003.
- [26] G. G. a. C. E. D. Gozuepek, «Channel assignment problem in cellular networks: A reactive tabu search approach,» chez *24th International Symposium on Computer and Information Sciences*, Guzelyurt, 2009.
- [27] R. B. a. G, «The Reactive Tabu Search,» *Tecchiolli ORSA Journal on Computing*, vol. 6, p. 126–140, 1994.
- [28] G. D. E, «Genetic Algorithms in Search,» chez *inc, Addison-Wesley Longman Publishing Co*, Boston, 1989.
- [29] H. J. H, «Adaptation in natural and artificial systems,» chez *MIT Press*, Cambridge, MA, 1992.
- [30] D. C, «On the origin of species by means of natural selection or the preservation of favoured races in the struggle for life,» chez *Cambridge University Press*, Cambridge, UK , 1864.

- [31] S. P. M. v. H. A. W. J. K. Arie M. C. A. Koster, «Solving Frequency Assignment Problems via Tree-Decomposition,» *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, vol. 3, pp. 102-105, 1999.
- [32] S. B. a. D. N. Ghosh S.C, «Channel Assignment Using Genetic Algorithm Based on Geometric Symmetry,» *IEEE Trans. Vehicular Technology*, vol. 52, n° %14, pp. 860-875, July 2003.
- [33] C. A. M. a. S. K. P. D. Bhandari, «Genetic algorithm with elitist model and its convergence,» *Int. J. Pattern Recognit. Artif. Intell*, vol. 10, pp. 731-747, 1996.
- [34] M. D. V. M. A. Colomi, «Distributed Optimization by Ant Colonies,» 1992.
- [35] V. M. A. C. M. Dorigo, «Ant System: optimization by a colony of cooperating agents,» *IEEE Transactions on Man. Cyber, Part B*, vol. 26, n° %11, pp. 29-41, 1996.
- [36] A. C. Vittorio Maniezzo, «An ANT Heuristic for the Frequency Assignment Problem,» *Future Generation Comp. Syst*, vol. 16, n° %18, pp. 927-935, 2000.
- [37] D. H. S. a. S. M. A. R. Montemanni, «An ANTS Algorithm for the Minimum-Span Frequency-Assignment Problem With Multiple Interference,» *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 51, n° %15, pp. 949-953, 2001.
- [38] D. H. S. a. S. U. T. S. Hurley, «FASoft: A system for discrete channel frequency assignment,» *Radio Sci*, vol. 32, n° %15, p. 1921–1939, 1997.
- [39] R. D. a. P. G. J.-K. Hao, «Tabu search for frequency assignment in mobile radio networks,» *J. Heuristics*, vol. 4, p. 47–62, 1998.
- [40] K. J. Eberhart RC, «A new optimizer using particle swarm theory,» *Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science IEEE service center. Piscataway, NJ, Nagoya, Japan*, pp. 39-43, 1995.

- [41] J. A. a. A. E. I. L. Benameur, «Frequency assignment problem using discrete particle swarm model,» chez *International Conference on Multimedia Computing and Systems*, Ouarzazate, 2010.
- [42] Z. L. Stan, «Markov Random Field, Modeling in computer vision,» chez *Spring Verlag*, 1995.
- [43] Y. Z. e. M. Chen, «A Metaheuristic Approach for the Frequency Assignment Problem,» chez *6th International Conference on Wireless Communications Networking and Mobile Computing (WiCOM)*, Chengdu, 2010.
- [44] M. C. Z. H. Jianxin Dai, «A bi-objective multi-swarm particle swarm optimization algorithm for the frequency assignment problem,» chez *IEEE 13th International Conference on Communication Technology (ICCT)*, Jinan, 2011.
- [45] W. BEZUIDENHOUT, «OPTIMISING THE FREQUENCY ASSIGNMENT PROBLEM UTILIZING PARTICLE SWARM OPTIMISATION,» Université de Johannesburg, Afrique du Sud, 2014.
- [46] H. W. K, «Frequency assignment: theory and application,» *Proc. IEEE*, vol. 68, p. 1497–1514, 1980.
- [47] Y. C. W. W. T.-K. Cheng R-H, «A Novel Approach to the Fixed Channel Assignment Problem,» *Journal of Information Science and Engineering*, vol. 21, pp. 39-58, 2005.
- [48] F. Glover, «Heuristics for integer programming using surrogate constraints,» *Decision Sciences*, vol. 8, n° %11, p. 156–166, 1977.
- [49] L. G. Anderson, «A Simulation Study of some Dynamic Channel Assignment Algorithms in a High Capacity Mobile Telecommunications System,» *IEEE Transactions on Communications*, vol. 21, pp. 1294-1301, 1973.

- [50] Y. S. a. E. R. C, «Empirical study of particle swarm optimization,» vol. 3, p. 194561950, 1999.
- [51] E. I. A. Alami J, « Using Cultural Algorithm for the Fixed-Spectrum Frequency Assignment Problem,» *Journal of Mobile Communication*, vol. 2, n° %11, pp. 1-9, 2008.
- [52] A. L. E. I. Benameur L, «A hybrid discrete particle swarm algorithm for solving the fixed-spectrum frequency assignment problem,» *Int. J. of Computational Science and Engineering*, vol. 5, n° %11, pp. 68-73, 2010.
- [53] T. Y. Funabiki N, « A neural network parallel algorithm for channel assignment problems in cellular radio networks,» *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 41, pp. 430-436, 1992.
- [54] B. P. S. a. N. D. S. C. Ghosh, «Coalesced CAP : An improved technique for frequency assignment in cellular networks,» *IEEE Transactionon Vehicular Technology*, vol. 55, p. 640653, March 2006.
- [55] A. G. B. P. F. a. Y. P. X. Fu, « Using a genetic algorithm approach to solve the dynamic channel-assignment problem,» *Int. J. Mobile Communications*, vol. 4, n° %13, 2006.
- [56] K. U. Beckmann D, «A new strategy for the application of genetic algorithms to the channel-assignment problem,» *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 48, p. 1261–1269, July 1999.
- [57] C. G, «An efficient heuristic algorithm for channel assignment problem in cellular radio networks,» *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 50, pp. 1528-1539.
- [58] B. A. a. C. D. Battiti R, «A randomized saturation degree heuristic for channel assignment in cellular radio networks,» *IEEE Trans. Veh. Technol.* , vol. 50, p. 364–374, 2001.

- [59] N. C. Y. a. L. V.O.K, «Fixed channel assignment in cellular radio networks using a modified genetic algorithm,» *IEEE Trans. Veh.Technol*, vol. 47, p. 163–172, 1998.
- [60] W. W. a. C. K. Rushforth, «An adaptive local-search algorithm for the channel-assignment problem (CAP),» *IEEE Transaction on Vehicular Technology*, vol. 45, n° %13, pp. 459-466, August 1996.

## Publication Internationale

Houssein Eddine Hadji, Malika Babes. Integrating Tabu Search in Particle Swarm Optimization for the Frequency Assignment Problem[J]. *China Communications*, 2016, 13(3): 137-155.

## Communication Internationale

H. E. Hadji and M. Babes, "Accelerating the convergence of a modified Tabu Search algorithm using a new objective function for the frequency assignment problem," *Systems and Computer Science (ICSCS)*, 2013 2nd International Conference