

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Université Abou Bekr Belkaid
Tlemcen Algérie



جامعة أبي بكر بلقايد

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Abou-BekrBelkaid-Tlemcen



Faculté de Technologie

Département de Télécommunications

Mémoire

Pour l'obtention du diplôme de

Master en Réseaux et Télécommunications (RT)

THEME

«les heuristiques pour l'allocation des ressources dans un réseau radio cognitive»

Présenté par :

- KEDDAR SIDI MOHAMMED ZAKARYA.
- BELLIFA RAAFAT ILYAS.

Soutenu en septembre 2020 devant un jury composé de :

- Mr BOUABDELLAH REDA MCA Examineur Université de Tlemcen.
- Mr MEGNAFI HICHEM MCA Président Université de Tlemcen.
- Mr BAHRI SIDI MOHAMMED MCA Encadreur Université de Tlemcen.
- Mr BENBRAHIM ABDEL GHEFAR Master Co-encadreur Ingénieur a Sarl KELEK DZ.

Année Universitaire 2019/2020

Remerciement

Avant tout, nous remercions Dieu de nous avoir donné la santé et le courage afin de pouvoir réussir ce travail.

Nous témoignons une sincère reconnaissance à **Mr.BAHRI SIDI MOHAMMED** notre encadrant et notre Co-encadrant **Mr.BENBRAHIM ABDEL GHEFAR** pour nous avoir accompagné et guidé tout au long de notre projet fin d'étude.

Une attention particulière revient à **Mr.BENMOUNA YUCEF**, **Mme.HAFFAF WAFAA**, **KEDDAR AHMED** et **KEDDAR SHAFIKA** pour le temps qu'ils ont accepté de nous accorder afin d'évaluer notre mémoire.

Enfin, nous adresse nos remerciements les plus chers à ceux qui ont suivi de très près, voire de trop près, l'ensemble des tribulations survenues au cours de notre projet fin d'études. Famille et amis nous ont offert un soutien sans faille qui a été d'une aide précieuse et indispensable.

Résumé

L'idée clé de la décision de spectre dans les réseaux radio cognitifs est la sélection de la meilleure bande de fréquences disponible pour répondre aux besoins des utilisateurs secondaires, sans interférer avec la transmission des utilisateurs sous licence ou primaires.

Dans ce manuscrit, nous avons étudié le scénario de décision multicritère pour sélectionner la meilleure bande de fréquence et appliquer une méthode exacte qui est la programmation dynamique, et une méthode approximative qui est la méthode de glouton pour établir une étude comparative.

Nos simulations approuvent les résultats confirmés théoriquement concernant l'optimisation dans le cas de la maximisation de bénéfice pour les « Pus » et le temps de traitement des offres proposé par les « Sus ».

Abstract

The key idea in deciding on the spectrum in cognitive radio networks, is the selection of the best frequency band available in response to secondary user's needs; without interfering with the transmission of licenced or primary ones.

In this manuscript, a study of multi criteria decision scenarios was conducted to select the best (optimal) frequency band. This in applying an exact method "Dynamic Programming" and an approximate method "Method Glouton"; in order to establish a comparative study. Our simulations approve the theoretical results, concerning optimisation in the case of the maximum benefit of the "Pus", and the time taken when treating offers proposed by the "Sus".

الفكرة المفتاحية لاتخاذ قرار اختيار الطيف في شبكة الراديو المعرفية هي امكانية استخدام نطاق التردد لتلبية احتياجات المستخدم الثانوي دون التداخل مع انتقال المستخدمين ذوي الرخصة او الأوليين. في هذا المجال قمنا بدراسة مجموعة القرارات متعددة المعايير لاختيار أفضل نطاق تردد و تطبيق طريقة مضبوطة التي تتجلى في البرمجة الديناميكية ، و أخرى تقريبية متمثلة في طريقة glouton لتطبيق دراسة بهدف المقارنة. محاكاتها تظهر نتائج مؤكدة نظريا بخصوص الاستمثال في حالة تعظيم الربح للـ « Pus » و وقت معاملة العروض المقترحة للـ « Sus » .

Sommaire

INTRODUCTION.....	1
GÉNERALE.....	1
Chapitre 1	3
Introduction à la radio cognitive	3
I. Introduction.....	4
II. Radio Cognitive.....	4
II.1) Historique	4
II.2) Définition et principe.....	5
III. Radio logiciel	6
IV. Auto-configuration de la radio cognitive	7
1 -Fréquence d’opération	7
2- Modulation.....	7
3 - Puissance de transmission.....	8
V. Architecture de la radio cognitive	8
VI. Architecture des réseaux radio cognitive.....	8
VI.1) Le réseau primaire	9
VI.2) Le réseau secondaire.....	9
VII. Cycle de cognition	10
VIII. Fonctions RC.....	11
Conclusion.....	14
Chapitre 2	15
L’allocation des ressources dans un RC.....	15
I. Introduction.....	16
II. La problématique d’allocation du spectre :	16
II.1 Défis du partage du spectre.....	17
II.2 Définition du problème de l’allocation du spectre radio dans les réseaux RCs	17
III. Critères d’allocation.	19
V. Approches d’allocation du spectre radio dans les réseaux RCs	19
VI. Techniques de résolutions pour l’allocation des fréquences dans les réseaux RCs.....	22
a) Les méthodes heuristiques	22
b) La théorie des graphes	24
c) La théorie des jeux	25
Conclusion.....	27
Chapitre 3	28
Problème d’optimisation et Méthode de résolution	28

I. Introduction.....	29
II. Méthode de sac à dos.....	30
II.1 Problème de sac à dos.....	30
II.2 Variantes autour du problème.....	31
II.3 Variables continues.....	31
III.Méthode de résolution.....	32
III.1 Méthodes exactes	32
a) Branch and Bound.....	32
a.1) Présentation de l’algorithme	32
a.2) Principe d’évaluation :	33
a.3) Principe de séparation :	34
a.4) Stratégie de parcours :.....	34
b) Programmation dynamique :.....	34
b.1) Une sous-structure :	36
b.2) Des sous-problèmes superposés :.....	36
III.2 Méthodes approchées (glouton) :	36
Conclusion.....	39
Chapitre IV:.....	40
Implémentation et expérimentation.....	40
I. Introduction	41
II Fonction objectif :	42
III Implémentation.....	42
a)Algorithme de Glouton :	42
b) Algorithme Programmation dynamique	44
VI Comparaison :	47
• Exemples supplémentaires :	47
Conclusion.....	49
Conclusion général :	51

Liste des Figures

Figure I. 1 Exemple d'utilisation du spectre radio [7].	4
Figure I. 2: Exemple des trous spectraux [12].	6
Figure I. 3 : relation entre radio cognitive et radio logiciel [12].	7
Figure I. 4: Coexistence entre deux types réseau : Primaire et secondaire [15].	10
Figure I. 5 : Le cycle de cognition de Mitola et Maguire [12].	11
Figure I. 6 : fonctions de gestion du spectre.	13
Figure II 1 : Spectre radioélectrique.	16
Figure II 2 : Réseau secondaire en presence de PU [17].	18
Figure II 3 : de l'art sur l'allocation de fréquence dans les réseaux RC.	19
Figure II 4 : un exemple de la technique de partage du spectre Underlay.	20
Figure II 5 : Un exemple de la technique de partage du spectre Overlay.	20
Figure III 1 : Classification des méthodes d'optimisation	29
Figure III 2 : Problème de sac à dos.	30
Figure III 3 : Principe algorithme séparation et évaluation (B&B).	33
Figure III 4 : diviser et régner / programmation dynamique.	35
Figure IV 1 : Logiciel MATLAB.	41
Figure IV 2 : efficacité des objectifs retenus par rapport au temps	43
Figure IV 3 : le poids de chaque objet retenu par rapport au temps	43
Figure IV 4 : le temps de traitement de chaque objet retenu	44
Figure IV 5 : le temps de traitement de chaque objet.	46
Figure IV 6 : le bénéfice obtenu de chaque objet traité par rapport au temps.	47

Liste des tableaux

Tableau 1 : offre de chaque objet.	36
Tableau 2 : méthode de programmation dynamique.	36
Tableau 3: offre de chaque objet.	37
Tableau 4: l'efficacité (bénéfice/poids) pour chaque objet.	37
Tableau 5: classement des objets par ordre décroissant d'efficacité.	38
Tableau 6: les objets retenus, l'efficacité et le poids de chaque objet.	44
Tableau 7: le nombre d'exemple et les paramètres considérés de chaque objet.	47
Tableau 8: le bénéfice obtenu par chaque méthode pour chaque exemple.	48
Tableau 9: comparaison de bénéfices obtenus par chaque méthode pour chaque exemple.	48
Tableau 10: le temps de traitement pour chaque méthode pour chaque exemple.	48
Tableau 11: comparaison du temps de traitement de chaque méthode pour chaque exemple.	48

Liste des abbreviations

Acronyme	Signification
AC	Allocation des canaux
AG	Algorithmes Génétiques
AS	Allocation spectrale
BF	Bande de fréquence
BS	Bande spectral
B&B	Branch and bound
CRN	Cognitive Radio Network
DOFDM	Utilisation de Multiplexage par Répartition Orthogonale de la Fréquence
FCC	Commission Fédérale des communications
GSM	Global System for Mobile Communication
IA	Intelligence artificielle
IAD	Intelligence artificielle distribuée
ILP	Problème de programmation linéaire en nombre entier
KP	Problématique du sac à dos (knapsack problem)
LKP	Problème de sac à dos en variables continues
MAC	Medium Access Control
NP	Nondeterministic Polynomial time
OC	Optimisation combinatoire
OFDM	Multiplexage en division de fréquences orthogonales
OFDMA	Orthogonal Frequency Division Multiple Access
POC	Problème optimization combinatoire
PU	Utilisateur primaire
QoS	Quality of Service
RC	Radio cognitive
RL	Radio Logicielle (SuftWare Defined Radio)
RRC	Réseau de radio cognitive
SINR	Rapport signal-a-interférence-plus-bruit
SNR	Signal to Noise Ratio
SU	Utilisateur secondaire
URC	Utilisateur radio cognitive

INTRODUCTION
GÉNÉRALE

Nous vivons une époque où l'évolution de la technologie suit un rythme effréné, les nombreuses innovations se succèdent, visant toujours l'optimisation et l'exploitation maximale des ressources disponibles. Du téléphone cellulaire de première génération, à l'iPAD de troisième génération, nous sautons d'une génération à une autre en profitant de débits plus élevés et de services de plus en plus évolués.

Cette évolution récente des technologies sans fil occasionne une forte demande en terme de spectre radio, engendrant ainsi un déficit dans les ressources spectrales telles qu'elles sont utilisées aujourd'hui.

En effet, les études récentes ont démontré l'utilisation sous-optimale des bandes radio en insistant sur le fait que certaines d'entre elles deviennent surchargées tandis que d'autres bandes restent largement sous-exploitées.

En outre, la Commission Fédérale de Communication (FCC) a mentionné que l'utilisation de la bande en dessous de 3 GHz varie entre 15% et 85%. Pour pallier ces problèmes, un nouveau paradigme a été proposé par les chercheurs celui de la radio cognitive (RC) [2] afin de mieux exploiter le spectre existant, de façon à tirer profit des canaux libres et inutilisés de manière dynamique et opportuniste.

Cette dernière technologie permet donc une augmentation du nombre d'utilisateurs et une meilleure répartition des ressources disponibles.

Le concept de radio cognitive est au fond une interaction entre la technologie sans fil et l'intelligence artificielle. En effet, la capacité de radio cognitive intégrée à un terminal, lui donne la possibilité d'interagir avec son environnement radio dans le but de s'y adapter, de détecter les fréquences libres ainsi que de les exploiter. Le terminal aura suffisamment de capacités qui lui permettront de gérer efficacement l'ensemble des ressources radio.

Néanmoins, la mise en œuvre de cette technologie nécessite des études approfondies sur la détection des ressources libres, le partage du spectre, la gestion de la mobilité spectrale, la gestion de la mobilité des utilisateurs, Etc

Les nouvelles recherches sur la radio cognitive se concentrent principalement sur la détection des ressources libres et la répartition dynamique des fréquences entre les utilisateurs .tandis que la composante mobilité présente aussi un aspect d'un grand intérêt mais ce dernier reste très peu étudié. Ainsi, notre travail se focalise sur la gestion dynamique du spectre entre terminaux mobiles à radio cognitive de façon à bien gérer le hand- over au sens classique ainsi que le hand-over spectral. Il est d'ailleurs important de différencier dès à présent ces deux notions. Le hand-over se produit généralement lors du déplacement d'un terminal d'un point à un autre et se traduit classiquement par le passage d'un réseau à un autre, d'une technologie à une autre, Etc

Dans le contexte de la radio cognitive, il peut s'accompagner d'un hand-over spectral, c'est-à-dire, le changement de la bande spectrale utilisée.

Chapitre 1

Introduction à la radio cognitive

I. Introduction

Dans les réseaux sans fil actuels, l'allocation du spectre se fait de manière statique et cela via des agences gouvernementales qui les allouent aux opérateurs détenteurs de licence. Dernièrement dû à l'augmentation du volume d'utilisation du spectre électromagnétique, cette politique a conduit à un encombrement dans certaines parties du spectre, tandis qu'une large portion allouée de ces BS sont utilisées sporadiquement. D'autre part, l'urgence de mettre en place des solutions d'accès dynamique au spectre (DSA: Dynamic Spectrum Access) [3, 4, 5], afin de mieux exploiter les ressources spectrales disponibles, s'est nettement imposée suite à l'augmentation du besoin en bande passante. La radio cognitive est une technologie prometteuse en termes d'accès dynamique et opportuniste au spectre dont les fonctionnalités primordiales au bon fonctionnement sont la détection, l'accès et le partage du spectre ainsi que la mobilité spectrale. Nous débuterons ce premier chapitre par la présentation du concept de la radio cognitive ainsi que ses différentes composantes et fonctionnalités.

II. Radio Cognitive

II.1) Historique

En 1998, à l'institut royal de technologie KTH, le chercheur Joseph Mitola III exposa ses travaux sur la radio qui est consciente de l'environnement électromagnétique, qui est capable de modifier le comportement de sa couche physique et qui peut adopter des stratégies complexes [6]. La radio cognitive a fait l'objet de l'intérêt particulier. Elle est considérée comme étant une technologie qui peut améliorer les performances des réseaux sans fil et l'efficacité de l'usage des bandes spectrales [7].

En 2002, le rapport du groupe de travail sur la politique du spectre de la FCC a identifié que la plupart des fréquences étaient inutilisées la plupart du temps, comme le montre la figure I.1

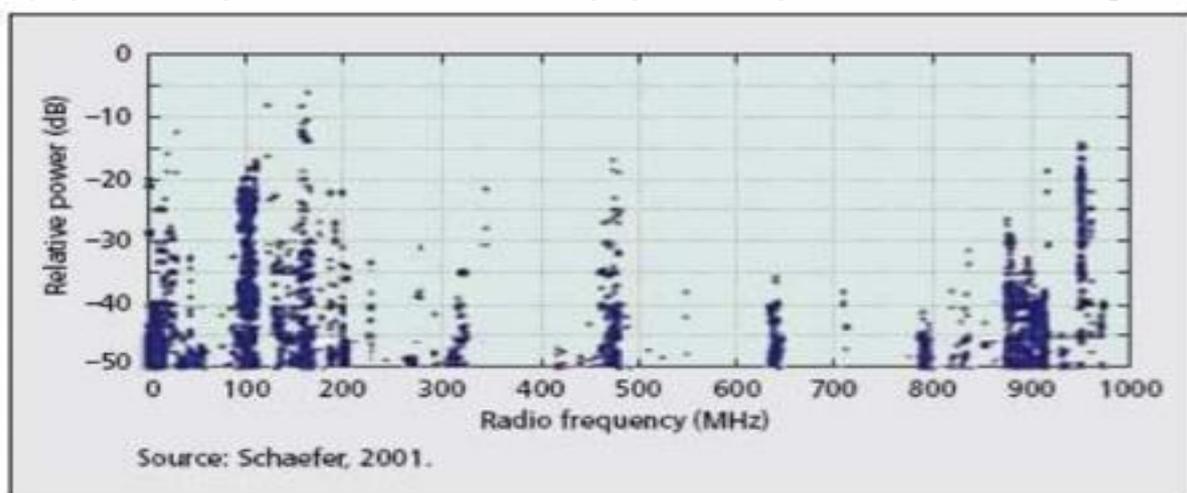


Figure I.1 Exemple d'utilisation du spectre radio [7].

Diverses mesures de l'utilisation du spectre ont montré que le spectre est sous-utilisé et que le cycle de fonctionnement typique de l'utilisation du spectre à une fréquence fixe et à un

emplacement géographique aléatoire est faible. Cela signifie qu'il y a de nombreux "trous" dans le spectre radio qui pourraient être exploités.

Ils se sont alors rendu compte que la rareté du spectre est principalement déterminée par des systèmes anciens d'attribution de spectre et non par un manque fondamental de spectre.

II.2) Définition et principe

Les systèmes de communication sans fil traditionnels ont des paramètres de transmission fixes.

En d'autres termes, leur fréquence d'émission est fixe et la même dans tous les lieux et instant de temps, déterminée par des normes réglementaires. La radio cognitive est une technique qui fournit la capacité pour l'utilisateur sans licence ou (SU) d'utiliser ou partager le spectre d'une manière opportuniste à partir de l'auto-coexistence avec l'utilisateur (PU), en changeant les paramètres de transmission permettant de fonctionner dans le meilleur canal disponible en fonction de comportement de l'environnement.

La RC doit déterminer quelle partie du spectre qu n'a pas d'utilisateurs autorisés qui l'utilisent (détection du spectre) [8].

La RC peut augmenter l'efficacité spectrale, car elle permet à SU de partager opportuniste le spectre avec PU.

Une RC est définie aussi comme une radio qui peut changer ses paramètres d'émetteur en fonction de l'interaction avec l'environnement dans lequel il opère [9]. La RC a la capacité (capacité cognitive) de sentir et de rassembler les informations (telles que la fréquence de transmission, qualité, puissance, modulation, etc.) des environs environnement [9] ainsi que la capacité d'adapter rapidement les paramètres opérationnels, pour une performance optimale, selon l'information recueillie [10].

D'après la Définition de Joseph Mitola III « la Radio cognitive (RC) est une radio capable d'analyser l'environnement (en tant que canaux et utilisateurs), apprenant et prédisant la manière la plus appropriée et efficace d'utiliser le spectre disponible et d'adapter son fonctionnement paramètres » [6].

Aussi elle est définie comme la technique prometteuse pour l'utilisation efficace du spectre qui doit surveiller l'activité dynamique dans le spectre du primaire et adapter la transmission des qui permet, à l'aide d'une radio logicielle, de définir ou de modifier les paramètres de fonctionnement de la fréquence radio d'un nœud réseau (téléphone sans fil ou un point d'accès sans fil) et de l'ajuster automatiquement pour maintenir les communications souhaitées - c'est comme si un opérateur formé «à l'intérieur» de la radio effectuait des réglages constants pour une performance maximale [11].

Un exemple très populaire de la radio opportuniste ou l'accès au spectre opportuniste dont le principe est la "réutilisation" temporelle, spatiale et géographique du spectre sous licence, comme le montre la figure I.2 où un utilisateur secondaire "non autorisé" peut utiliser des fréquences sous licence. Qu'il n'interfère avec aucun (PU). De cette manière, l'efficacité de l'utilisation du spectre est considérablement améliorée [7].

Certe la RC est une nouvelle approche qui favorise une meilleure utilisation des bandes spectrales, mais elle requiert l'intervention d'une autre technologie qui est la radio logicielle (software defined radio) ou SDR.

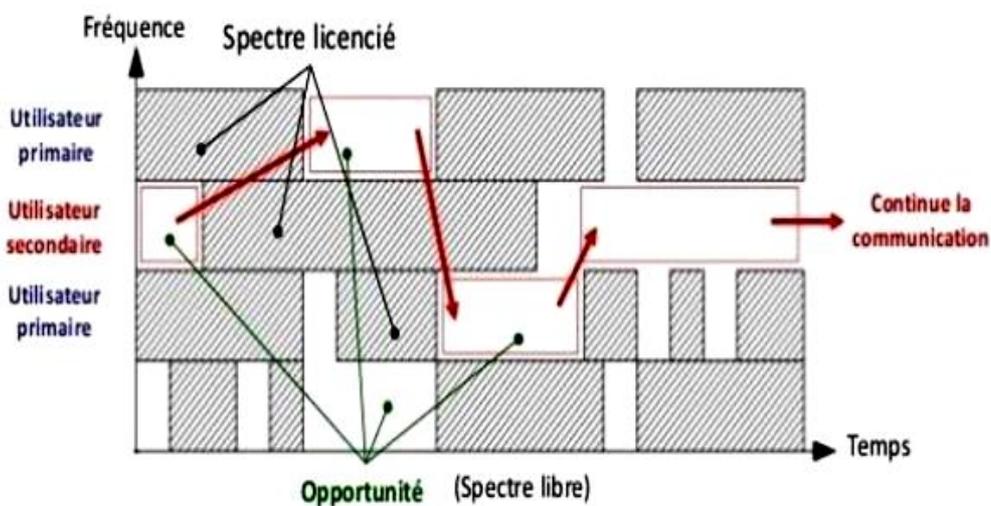


Figure I. 2: Exemple des trous spectraux [12].

III. Radio logiciel

Le SDR est un système de radiocommunication qui peut être configuré en utilisant des techniques de traitement numérique du signal sur des circuits numériques programmables. Sa flexibilité lui permet de s'adapter aux différents protocoles de radiocommunication, et de répondre au besoin croissant de performance et d'interopérabilité entre systèmes [10].

Autrement dit que RL permet à un même système matériel d'exécuter plusieurs fonctions radios différentes. Pour y arriver, l'un des fondements du RL est de positionner la conversion entre les modes analogiques et numériques aussi proches que possible de l'antenne, aussi bien à l'émission qu'à la réception.

Grace à RL la dématérialisation complète de l'interface radio est possible. Elle participe à la tendance globale des circuits électroniques à devenir des circuits à haute densité d'intégration.

L'évolution ultime de la radio logicielle est radio cognitive puis la radio intelligente [8].

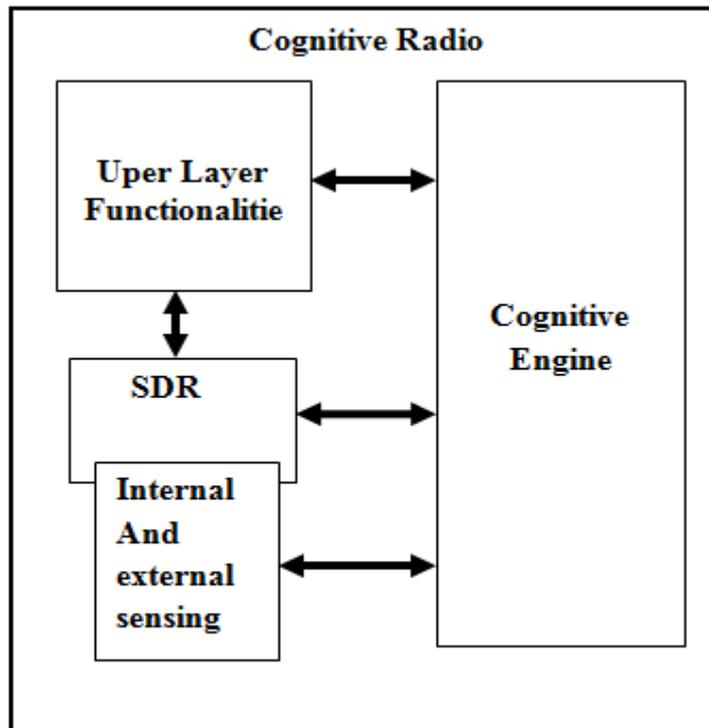


Figure I. 3 : relation entre radio cognitive et radio logiciel [12].

IV. Auto-configuration de la radio cognitive

La RC est capable de s'auto-configurer dynamiquement en ajustant ses paramètres de transmission en temps réel en n'important aucune modification à ses composantes matérielles.

Cette caractéristique est la faculté majeure qui permet à la RC de s'ajuster à l'environnement dynamique où elle opère [13]. D'après le rapport de la FCC, les paramètres qui doivent être reconfigurables sont les suivants:

1 -Fréquence d'opération

La RC est capable de changer de fréquence d'opération quand cette dernière devient indisponible. Le choix de la nouvelle fréquence est basé sur l'information collectée de l'environnement radio. La fréquence la plus appropriée est sélectionnée et la communication est réaliser sur cette nouvelle fréquence [10].

2- Modulation

La RC reconfigure son schéma de modulation selon les besoins l'utilisateur et selon les conditions de la bande spectrale. Dans le cas des applications telles que la voix sur IP, la RC doit sélectionner le schéma de modulation qui garantit, la meilleure efficacité spectrale (débit

le plus élevé). Dans le cas des applications qui ne supportent pas un taux d'erreur élevé, la RC doit sélectionner le schéma de modulation qui garantit le taux d'erreur le plus bas [10].

3 - Puissance de transmission

Lors du changement de la qualité ou lors d'un déplacement de l'émetteur ou du récepteur, les paramètres de transmission incluant la puissance de transmission changent de manière autonome. La nouvelle puissance de transmission est choisie selon les nouvelles contraintes que la RC doit respecter afin d'utiliser les BS d'une manière opportuniste. Le contrôleur de puissance est l'entité qui rend possible cet ajustement de puissance tout en s'assurant que les seuils d'interférence causée aux utilisateurs primaires ne soient pas dépassés dans l'environnement radio. Quand les besoins de la transmission sont satisfaits, et que cette dernière n'a plus besoin d'avantage de puissance, le contrôleur réduit la puissance pour permettre à d'autres usagers d'utiliser la même BS et diminuer l'interférence causée aux autres transmissions secondaires [10].

V. Architecture de la radio cognitive

Mitola a défini l'architecture d'une radio cognitive par un ensemble cohérent de règles de conception par lequel un ensemble spécifique de composants réalise une série de fonctions de produits et de services

Les six composantes fonctionnelles de l'architecture de la radio cognitive sont [14]:

1. L'interface de perception sensorielle de l'utilisateur comprend les fonctions de capture (sensing) et de perception, visuelles et acoustiques.
2. Les capteurs de l'environnement local (position, température, accélération, etc.).
3. Les applications système (les services médias indépendants comme un jeu en réseau).
4. Les fonctions de la radio logicielle restreinte (SDR) (qui incluent la détection RF et les applications radio de la SDR).
5. Les fonctions de la cognition (contrôle, planification, apprentissage).
6. Les fonctions locales effectrices (synthèse de parole, texte, graphiques, affichages multimédias). [8]

VI. Architecture des réseaux radio cognitive

Une description détaillée de l'architecture des RRC est primordiale pour développer des protocoles efficaces de communication. Ces protocoles serviront par la suite à supporter les capacités cognitives [15]. 1

Les éléments qui composent le RRC se décomposent en deux réseaux distincts : primaire et secondaire.

VI.1) Le réseau primaire

1. Un utilisateur primaire

(Utilisateur licencié) est un utilisateur qui détient une licence pour opérer sur des bandes spectrales qui lui sont réservées. L'accès est contrôlé uniquement par ses stations de base et ne doit pas subir d'interférence extérieure nuisible. Les PU ne doivent subir aucune modification pour permettre la coexistence avec les utilisateurs ou réseaux de radios cognitives ou leurs stations de base [15].

2. Une station de base primaire

(Station de base licenciée) est une infrastructure fixe du réseau primaire qui possède une licence pour opérer sur la bande spectrale (par exemple les stations de base des systèmes cellulaires). Ces stations de bases sont conçues pour ne pas avoir à partager le spectre avec aucune entité extérieure du système [15].

VI.2) Le réseau secondaire

(RCC, réseau à accès dynamique, ou bien réseau non licencié) est un réseau qui n'a pas de licence pour opérer sur la bande spectrale. Les réseaux secondaires sont déployés en mode infrastructure ou en mode ad-hoc [15], comme le montre la Figure 1.4. Ils se composent des éléments suivants:

1. Un utilisateur à radio cognitive

(Utilisateur non licencié ou utilisateur secondaire) n'a pas de licence pour transmettre sur la bande spectrale. Cependant, grâce aux fonctionnalités additionnelles dont ils disposent, ces utilisateurs pourront partager la bande spectrale avec les utilisateurs primaires à condition de ne pas nuire à leurs transmissions ou bien profiter de leur absence pour transmettre [15].

2. Une station de base secondaire

(Station de base non licenciée) est une infrastructure fixe avec des capacités cognitives. L'URC se connecte à la station de base secondaire pour accéder à d'autres réseaux ou services [15].

3. Un serveur spectral

(Spectrum server) est une entité du RRC qui sert à partager les ressources spectrales entre différents URC dans le même réseau. Ce serveur est connecté aux réseaux secondaires et agit comme un gestionnaire d'information spectrale [15].

4. Un courtier spectral

(Spectrum broker) est une entité du RRC qui partage les ressources spectrales entre différents RRC. Ce serveur est connecté à plusieurs RRC et agit comme un gestionnaire d'information spectrale [15].

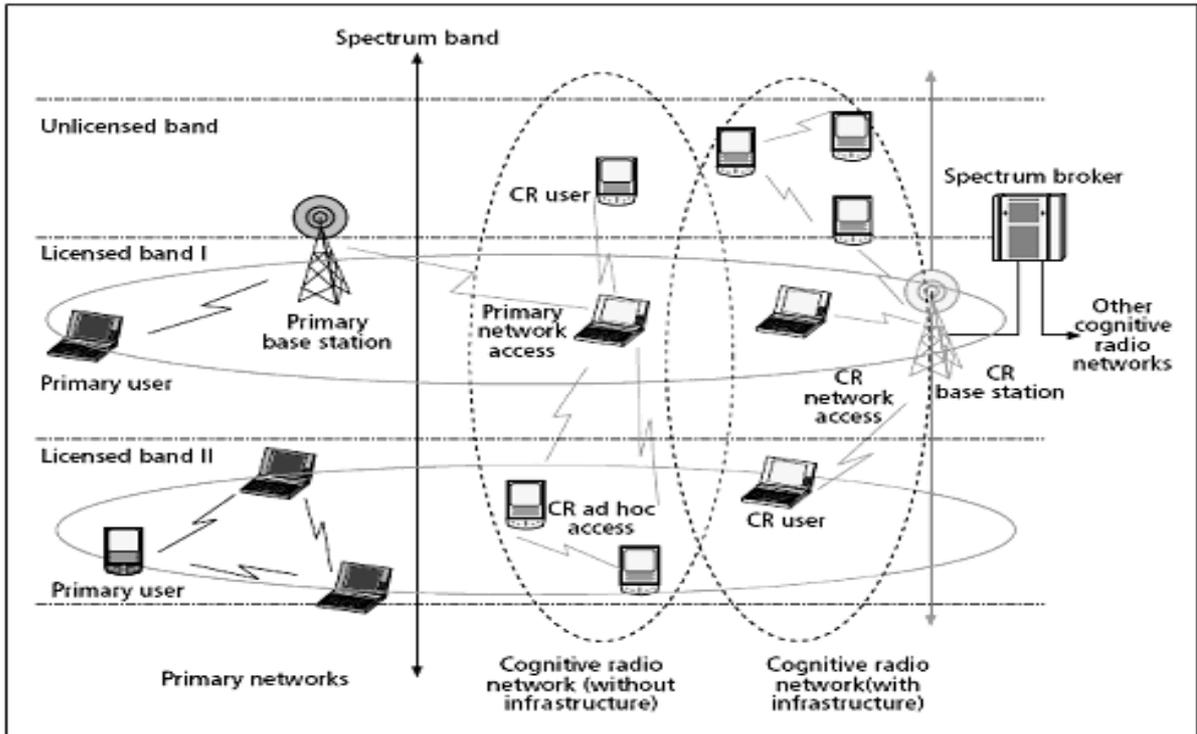


Figure I. 4: Coexistence entre deux types réseau : Primaire et secondaire [15].

VII. Cycle de cognition

Le cycle cognitif consiste en différentes étapes comme indiqué dans la figure I.5. Cette figure décrit en détail ce cycle commençant par l'étape d'observation jusqu'à l'étape d'action afin de permettre à la radio cognitive d'interagir avec son environnement. Les systèmes cognitifs observent, orientent, planifient, décident et agissent, tout en apprenant de leur environnement afin d'être plus efficaces au fil du temps. Les différentes étapes du cycle cognitif sont les suivantes :

- **Observation** : Extraire plusieurs informations à partir de l'environnement comme la fréquence radio, le type de données transmises (audio, vidéo, etc.), la position, etc.
- **Orientation** : Evaluer la situation et déterminer si elle est familière et réagir immédiatement, si nécessaire.
- **Planification** : Identifier les actions alternatives à prendre.

- **Décision** : Décider entre les actions candidates, en choisissant la meilleure d'entre elles.
- **Action** : Agir sur l'environnement en effectuant, par exemple, des modifications au niveau de la fréquence radio.
- **Apprentissage automatique** : S'informer à partir de l'expérience acquise à travers l'observation de l'environnement.

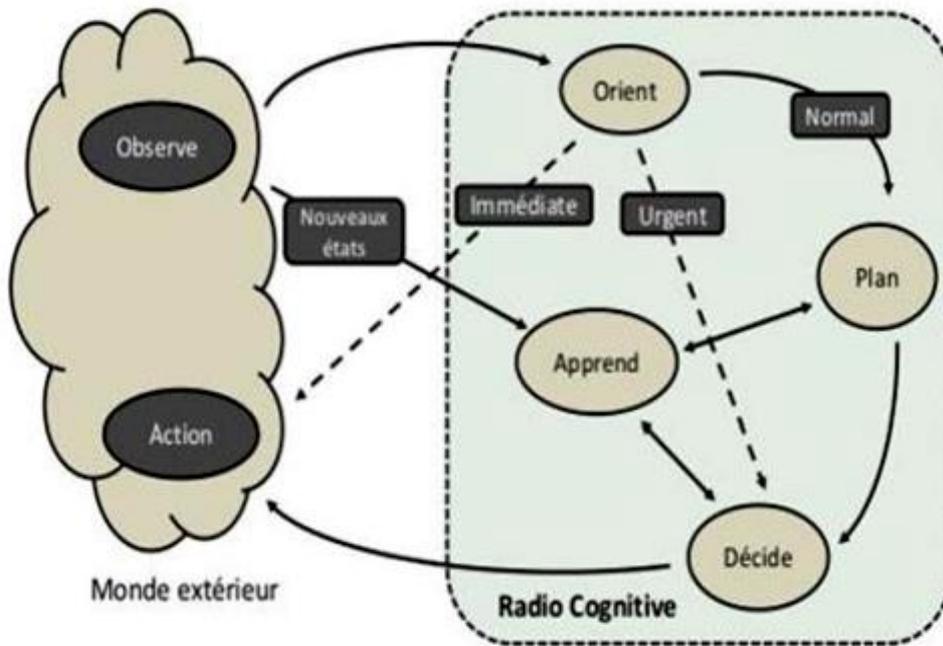


Figure I. 5 : Le cycle de cognition de Mitola et Maguire [12].

VIII. Fonctions RC

Les bandes spectrales inutilisées ont des caractéristiques différentes les unes des autres. Ces caractéristiques sont la fréquence d'opération de la bande spectrale, le débit et le temps. Toutes ces informations changent au cours du temps vu la nature dynamique de l'environnement radio. C'est dans ce contexte que [6] ont présenté les nouvelles fonctions requises pour gérer les ressources spectrales dans les RRC. Ces fonctions sont : détection du spectre , l'analyse du spectre , la décision du spectre, le partage du spectre et enfin la mobilité spectrale

1. Analyse du spectre : Elle permet de caractériser les différentes bandes spectrales en termes de fréquence d'opération, de débit, de temps et de l'activité de PU. Cette caractérisation sert à répondre aux exigences de l'URC. Des paramètres supplémentaires viennent compléter cette caractérisation, à savoir, le niveau d'interférence, le taux d'erreur du canal, le délai et le temps d'occupation de la bande spectrale par un URC

2. La détection du spectre : Cette fonctionnalité permet à la radio d'extraire des informations à partir de son environnement, d'avoir une connaissance générale sur le spectre et de détecter ainsi les parties libres du spectre que la radio cognitive permet d'exploiter.

3. La décision du spectre : A partir des informations extraites lors de la phase de détection de spectre, le système à radio cognitive a la possibilité de choisir le canal le plus approprié au besoin de l'utilisateur parmi la liste des bandes de spectres libres détectées. Cette décision doit tenir compte de plusieurs critères comme la QoS demandée par l'application, le besoin de l'utilisateur en bande passante, etc. Il s'agit, dans cette phase, de caractériser les canaux à travers plusieurs paramètres puis de choisir le canal adéquat en tenant compte des caractéristiques des canaux disponibles.

4. Le partage du spectre : L'existence de plusieurs utilisateurs dans la même bande de spectre nécessite des mécanismes et des protocoles d'allocation pour éviter les collisions et les conflits. Un terminal équipé par la technologie radio cognitive peut se confronter au cas où le spectre est occupé par des SUs, comme lui, ou bien des PUs ayant la licence pour l'utilisation de la bande de spectre. Dans les deux cas, le système à radio cognitive a besoin de mécanismes bien spécifiques pour gérer le partage avec les autres utilisateurs et éviter les interférences.

5. La mobilité spectrale : La mobilité spectrale, appelée aussi hand-over spectral, permet aux terminaux à radio cognitive de changer de bande de spectre courante vers une nouvelle bande, si nécessaire. Plusieurs situations peuvent entraîner un hand-over spectral, parmi lesquelles nous pouvons citer les cas suivants:

- Seulement des SUs sont en train d'utiliser le spectre et ils détectent, à un moment donné, l'arrivée du PU propriétaire de la bande;
- Un PU et au moins un SU coexistent dans la même bande de spectre et à un instant donné, le PU aura besoin de récupérer le spectre qu'il avait déjà alloué au SU,
- La durée d'allocation de spectre, attribuée au SU, expire;
- La partie du spectre libre choisie ne satisfait plus les exigences de l'utilisateur en termes de QoS;
- L'utilisateur est mobile, ce qui peut rendre inaccessible la partie du spectre en cours d'utilisation lors de ses déplacements.

Pour le reste du document, les expressions ‘partage du spectre’ et ‘allocation du spectre’ seront utilisées de façon interchangeable. Les expressions ‘mobilité spectrale’ ou ‘hand-over spectral’ seront également utilisées de manière interchangeable.

La figure 1.6 présente les quatre fonctions de base pour la gestion du spectre dans le cycle de la radio cognitive ainsi que les différentes transitions entre elles. En effet, après la détection des bandes de spectre libres, un utilisateur à radio cognitive choisit le canal le plus approprié à ses besoins. Puis, ce dernier commence l’exploitation ou le partage du spectre avec les autres utilisateurs, s’ils existent. Par la suite, deux situations peuvent se présenter: (1) Le temps d’allocation expire rendant ainsi le changement de canal non nécessaire, mais conduisant néanmoins à une nouvelle détection du spectre pour un nouveau partage, (2) L’utilisateur à radio cognitive doit changer de canal et effectue de ce fait un hand-over spectral.

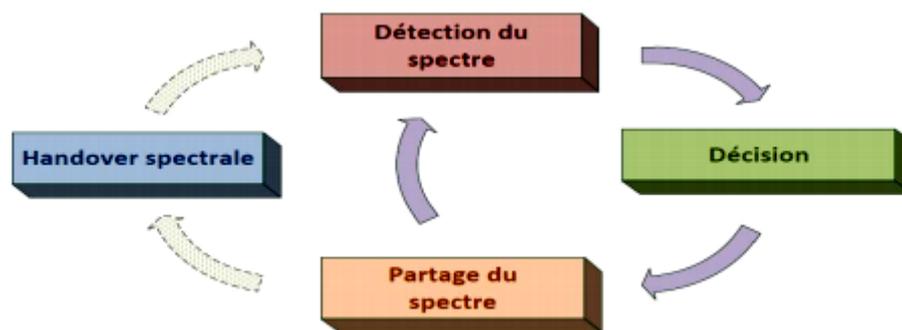


Figure I. 6 : fonctions de gestion du spectre.

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre des notions importantes concernant la radio cognitive qui est un domaine alliant l'intelligence artificielle aux télécommunications.

Les ressources radio et particulièrement le spectre, sont considérées comme une ressource précieuse, non pas à cause de leur indisponibilité mais parce qu'elles sont utilisées de manière inefficace. La philosophie principale de la technologie RC est donc de permettre aux utilisateurs sans licence d'accéder aux bandes dédiées aux utilisateurs sous licence (PU), mais sans entraîner de dégradation du service pour les titulaires de licences d'origines.

le chapitre qui suit donne un état d'art et présente une vue générale sur les travaux de recherche effectués dans le domaine d'allocation des ressources dans un RRC et les différents critères ,approches et technique d'allocation du spectre dans un RRC.

Chapitre 2

L'allocation des ressources dans un RC

I. Introduction

L'allocation des ressources dans les réseaux sans fil actuel, est faite en attribuant de manière statique des bandes du spectre aux utilisateurs sous licence (appelés aussi les utilisateurs primaires) pour une utilisation à long terme. Cependant, le spectre attribué est parfois sous-utilisé et donc de nombreuses bandes spectrales sont toujours libres. Ceci mène à des bandes spectrales inutilisées appelées aussi trous du spectre. Le problème est par conséquent pour les utilisateurs sans licence (appelés aussi les utilisateurs secondaires) qui ne sont pas encore affectés à des bandes du spectre.

A cet effet, la radio cognitive est un nouveau paradigme qui permet une utilisation efficace des ressources du spectre. Les nœuds d'un réseau à radios cognitives détectent le spectre complètement ou partiellement inutilisé et se chargent de le partager entre les utilisateurs secondaires sans dégrader la performance des transmissions primaires.

II. La problématique d'allocation du spectre :

Le spectre radioélectrique est un sous-ensemble des ondes électromagnétiques compris entre 9 kilo hertz (kHz – milliers de cycles par seconde) et 30 gigahertz (GHz – milliards de cycles par seconde) (voir Figure II.1). Ces fréquences accueillent une large gamme d'activités commerciales, personnelles, industrielles, scientifiques, de recherche médicale et culturelles, tant publiques que privées. Les télécommunications figurent en tête de ces activités; avec d'autres services radio, elles sont de plus en plus importantes pour le développement économique et social.

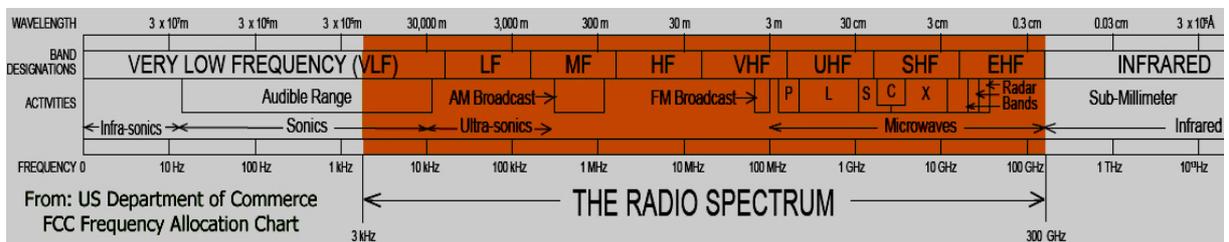


Figure II 1 : Spectre radioélectrique.

Grâce au développement des réseaux sans fil, ces derniers actuellement peuvent fournir de meilleurs services par rapport aux réseaux filaires. Parmi les réseaux sans fil, nous pouvons citer les réseaux de téléphonie mobile, les réseaux de télévision et bien d'autres. Tous ces réseaux communiquent via différentes fréquences du spectre électromagnétique qui est règlementé par des agences gouvernementales. D'après ces agences, le spectre est une ressource qui est actuellement sous-utilisée, il est utilisé sporadiquement et les transmissions se voient concentrées sur certaines fréquences, tandis que d'autres restent inutilisées. Afin d'améliorer l'exploitation des ressources spectrales à l'aide de la radio cognitive, il faudrait partager efficacement les bandes fréquentielles entre les différents systèmes de communication.

Dans ce chapitre, nous présentons le problème de partage et d'allocation spectral. Nous nous intéresserons aux travaux qui nous ont précédés pour résoudre le problème de partage des bandes spectrales dans les réseaux radio cognitifs.

II.1 Défis du partage du spectre

Parmi les défis d'un CRN, on retrouve l'allocation des ressources entre les utilisateurs. Les ressources sont les bandes du spectre et la puissance de transmission. La question est comment allouer de manière optimale les bandes spectrales et faire le contrôle de la puissance de transmission pour les utilisateurs secondaires?

On distingue deux types de bandes spectrales : bandes soumises à des licences associées aux PUs et bandes qui ne sont pas soumises à des licences et qui ne sont pas occupées par les PUs. Les SUs peuvent soit utiliser uniquement des bandes non soumises à des licences (cette technique est appelée overlay) ou bien coexister avec les PUs dans leurs bandes (cette technique est appelée underlay) (Akyildiz et al. , 2008). Cependant, un PU peut partager sa bande avec les utilisateurs secondaires qui ne nuiront pas à sa transmission. Par conséquent, le concepteur du CRN doit prendre en considération l'interférence engendrée par les utilisateurs secondaires avant de leur assigner une ou plusieurs bandes spectrales. Il est à noter que dans certains cas, les bandes du spectre sont sous-utilisées et que plusieurs utilisateurs secondaires peuvent utiliser la même bande. Dans ce cas, on distingue deux types d'interférences : (i) interférence secondaire-primaire qui est l'interférence engendrée par chacun des SUs aux PUs et (ii) interférence secondaire-secondaire qui est l'interférence entre les utilisateurs secondaires. D'un autre côté, lors de l'affectation des utilisateurs secondaires aux bandes spectrales, le CRN doit prendre en considération, si cela existe, la qualité de service requise par les utilisateurs primaires et secondaires.

II.2 Définition du problème de l'allocation du spectre radio dans les réseaux RCs

L'allocation de la ressource radio est une fonctionnalité de base dans les réseaux RC, qui permet l'attribution des bandes de fréquence les plus appropriées aux SUs selon certains critères (à savoir, maximisation du débit, équité, efficacité spectrale, ...etc). Cependant, cette fonctionnalité diffère sensiblement de l'allocation des canaux (AC) dans les réseaux sans fils traditionnels, où le nombre de canaux, leur disponibilité ainsi que leurs largeurs de bandes sont connues et demeurent fixes dans le temps. De ce fait un utilisateur souhaitant émettre sur un réseau se voit allouer un canal précis représenté par une fréquence centrale fixe tout au long du processus de communication.

Dans un réseau RC, il n'existe pas de spécification stricte pour les canaux d'un point de vue de largeur de canal, nombre de canaux et fréquence centrale. Ainsi la fonction d'allocation spectrale (AS) pour les SUs doit déterminer non seulement la fréquence, mais aussi la largeur du canal à utiliser par ce SU (selon ses exigences). De plus, une considération supplémentaire doit être prise en compte : l'aspect variable de la disponibilité des fréquences dans le temps. En conséquence les SUs peuvent changer dynamiquement leurs paramètres de transmission plusieurs fois lors d'une même session de communication.

Afin de maximiser les performances du réseau radio cognitif (RRC), l'un des défis majeur est de réduire les interférences causées aux utilisateurs primaires (PU), ainsi qu'aux utilisateurs secondaires (SU). Les interférences entraînent un bruit au niveau du récepteur ce qui peut engendrer une diminution de la valeur du SINR, entraînant ainsi :

- un taux de transmission réduit au niveau des interfaces radio,
- une utilisation réduite des ressources radio,
- un taux de perte de trame plus élevé,
- un délai de retransmission de paquet supérieur et un débit de réception inférieur.

En l'absence d'interférences, un lien devrait théoriquement atteindre un débit de transmission maximal, selon le taux et le délai de transmission disponibles. L'interférence affecte à la fois les nœuds émetteurs et récepteurs : lors d'une communication l'émetteur envoie un paquet avec un taux de transmission moins élevé que la capacité maximale de son interface, alors qu'au niveau du récepteur la probabilité de réception du paquet sans erreur est très faible [16].

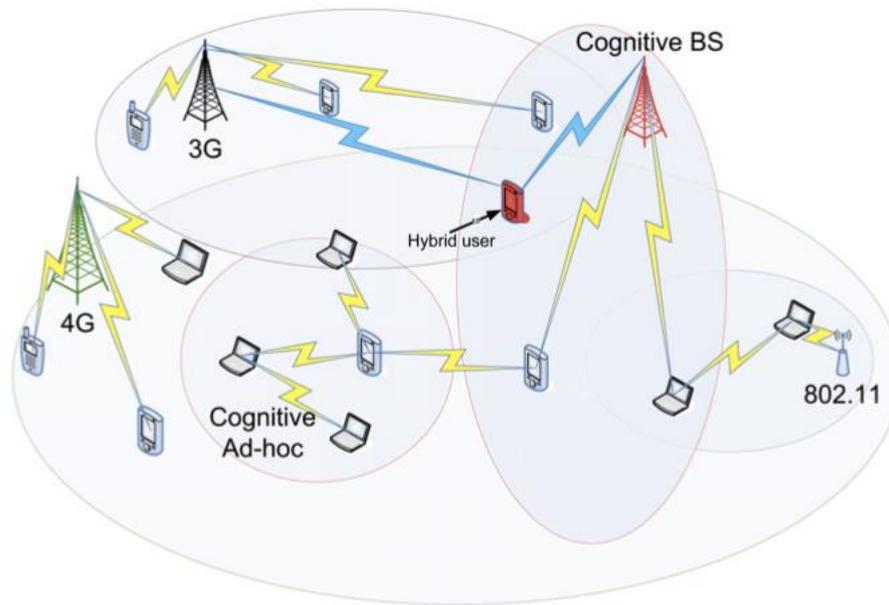


Figure II 2 : Réseau secondaire en présence de PU [17].

Dans un réseau RC (radio cognitif) l'interférence générée par les transmissions des nœuds cognitifs joue un rôle clé dans le fonctionnement du réseau, mais aussi, plus particulièrement sur les PUs qui opèrent dans la même zone géographique. Les SUs ont la capacité de fonctionner sur n'importe quelle bande de fréquences du fait qu'ils soient équipés d'interfaces radio reconfigurables et, étant donné que les SUs sont des utilisateurs non licenciés, cette capacité peut causer des interférences aux transmissions primaires dans le cas où un SU sélectionne une fréquence licenciée. Ainsi, l'une des exigences de base de la technologie RC, est que les SUs ne puissent pas interférer avec les communications primaires [18], mais aussi éviter d'interférer avec les uns et les autres [19]. Cette exigence rend le problème de gestion des interférences dans les RRCs encore plus complexe que dans les réseaux sans fil traditionnels car, un niveau supplémentaire de prévention des interférences est inclus dans la définition du problème d'allocation spectrale (AS) traditionnel [20]. La Figure II.2 présente un ensemble d'utilisateurs cognitifs communiquant en point à point, ainsi qu'avec une station de base secondaire en présence d'utilisateurs licenciés.

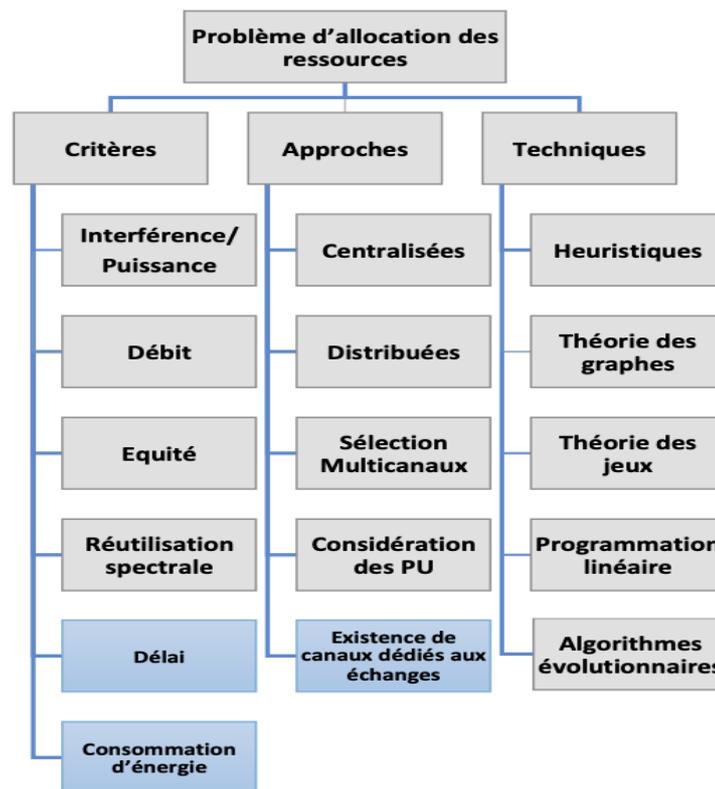


Figure II 3 : de l'art sur l'allocation de fréquence dans les réseaux RC.

Dans la section suivante nous décrivons les différentes techniques et méthodes d'allocation du spectre radio dans les réseaux radio cognitifs qui existent dans la littérature. Ces différentes techniques adoptent généralement l'approche suivante : la première étape, identification des critères d'allocation qui sont étroitement liés aux contraintes du réseau (définition des objectifs). La deuxième étape correspond à la définition d'une approche afin de modéliser le problème d'allocation qui correspond au mieux à l'objectif visé. La troisième et dernière étape est la sélection de la technique la plus appropriée qui aidera à résoudre le problème.

III. Critères d'allocation.

Il existe plusieurs critères pour l'affectation du spectre aux SUs dans les réseaux de radio cognitifs. La Figure II.3 présente les différents critères, approches et techniques abordées par la littérature pour la résolution du problème d'allocation des fréquences dans les réseaux radio cognitifs. Il est à noter que certains critères et techniques ne seront pas abordés dans ce travail et ce par soucis de synthèse à savoir la consommation d'énergie, les délais, considération d'un canal dédié aux échanges.

V. Approches d'allocation du spectre radio dans les réseaux RCs

En ce qui suit, nous allons aborder d'une manière brève les approches d'allocation des fréquences dans les réseaux radio cognitifs présentes dans la littérature.

a) Modèle de Underlay et Overlay :

L'idée de la technique de partage du spectre underlay est que les utilisateurs primaires et secondaires peuvent coexister dans les mêmes bandes du spectre. Les puissances de

transmission des utilisateurs secondaires sont vues comme un bruit par les récepteurs primaires. Leurs transmissions ne doivent pas nuire à celle des utilisateurs primaires. L'interférence engendrée par la présence des utilisateurs secondaires doit être tolérable par les utilisateurs primaires (World et al. , 2005).

Cette technique est assurée par plusieurs mécanismes. Parmi ces mécanismes, on retrouve le mécanisme de l'étalement du spectre (en anglais spectrum spreading).

Ce mécanisme a été développé pour les réseaux cellulaires (Ianculescu et Mudra, 2005) . La figure II.4, tirée de l'article (YanetRawat, 2011), montre un exemple de la technique de partage du spectre underlay. Elle montre la densité spectrale de puissance (power spectral density) en fonction de la fréquence (Frequency) pour les utilisateurs primaires (licensed primary user) et les utilisateurs secondaires (unlicensed secondary user).

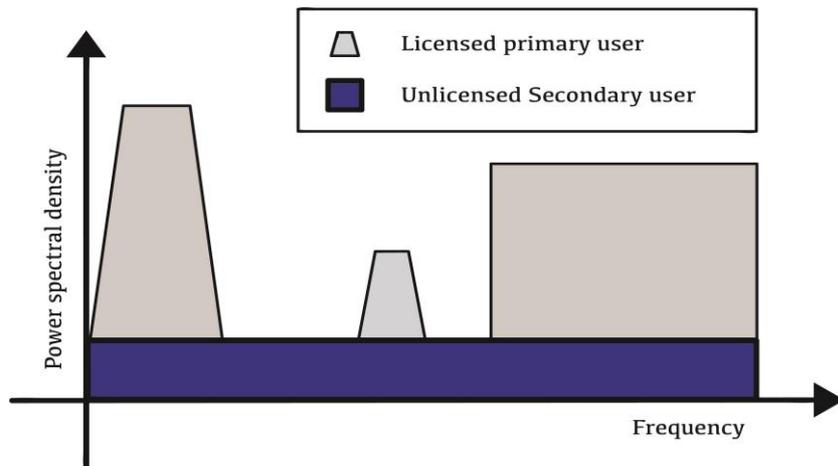


Figure II 4 : un exemple de la technique de partage du spectre Underlay.

D'un autre côté, la technique de partage du spectre overlay utilise uniquement les bandes non soumises à des licences, inutilisées par les utilisateurs primaires. Le CRN détecte donc les trous du spectre, et les partage entre les utilisateurs secondaires qui veulent effectuer leurs transmissions. Cependant, si un utilisateur primaire lâche la bande qu'il utilise, cette dernière pourra être utilisée par les utilisateurs secondaires à condition de libérer la bande lorsque l'utilisateur primaire reprend sa transmission. La technique de partage du spectre overlay est décrite dans la figure II.5

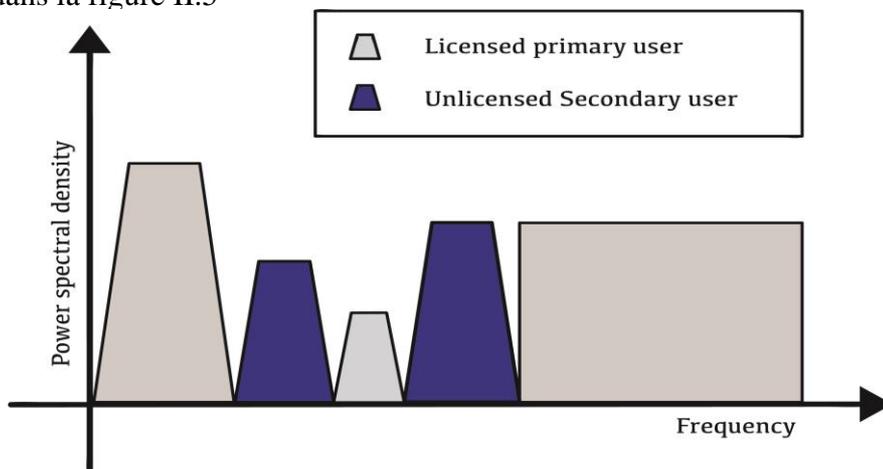


Figure II 5 : Un exemple de la technique de partage du spectre Overlay.

b) Modèle centralisé et distribué :

Les techniques de partage du spectre peuvent être classifiées selon l'architecture en deux catégories: centralisé et distribué. En effet, un partage du spectre centralisé est basé sur une entité centralisée qui effectue l'opération de contrôle et de partage du spectre entre les utilisateurs.

Cette entité centralisée (appelée dans certain cas Fusion center ou spectrum broker) procède à la détection du spectre et à la collection des informations concernant chaque entité du CRN. En se basant sur ces mesures, elle décide de l'allocation des ressources en affectant les utilisateurs secondaires aux bandes spectrales et en partageant, le cas échéant, la puissance disponible. D'un autre côté, le partage du spectre distribué exige que chaque nœud du CRN est responsable de sa propre allocation. En général, les solutions distribuées ont besoin d'un minimum de coopération entre les différents nœuds du CRN afin de minimiser les communications de contrôle ou la charge (overhead) entre eux. Chaque nœud se base sur certaines politiques locales du nœud avant de décider de son allocation. De plus, il se base aussi sur des politiques globales du CRN (par exemple synchroniser l'accès aux bandes spectrales) et des informations sur les nœuds voisins pour décider de son allocation.

c) Modèle coopératif et non coopératif :

L'idée du partage du spectre coopératif se base sur la coopération des nœuds entre eux afin de décider sur l'allocation du spectre qui leur convient. Par exemple, les nœuds du CRN peuvent former des sous-groupes ou des coalitions pour pouvoir maximiser leurs profits. Cette technique prend en compte la communication entre les nœuds du CRN. Ceci veut dire que l'interférence mesurée à chaque nœud est diffusée aux autres nœuds du CRN. A noter que les coalitions peuvent être statiques (les mêmes nœuds gardent les mêmes coalitions) ou dynamiques (les coalitions changent dans le temps dépendamment des conditions de transmissions de chaque utilisateur). Dans le partage du spectre non coopératif appelé aussi égoïste (en anglais se (fish), on considère chaque utilisateur individuellement au lieu d'un groupe d'utilisateurs. Contrairement à la solution coopérative, chaque utilisateur tente d'utiliser le spectre en voulant maximiser son profit ou son utilisation du spectre (par exemple, maximiser son débit de transmission). L'entité qui s'occupe du partage du spectre décide par la suite des utilisateurs qui vont être servis.

- **Transmission multicanaux**

Dans l'affectation de canaux dans les réseaux RC traditionnels, les canaux sont caractérisés par une fréquence centrale et une largeur de bande. Dans le cas de SU disposant de plusieurs interfaces radio, chaque interface se voit attribuer un canal distinct [32]. Les progrès récents de la technologie radio sans fil ont permis un accès simultané à plusieurs fragments de spectre (Avec l'utilisation de Multiplexage par Répartition Orthogonale de la Fréquence - DOFDM), par l'agrégation de plusieurs fragments du spectre, et leurs attribution à une seule interface radio devient alors possible [24]. Cette réutilisation de fragment conduit à une optimisation de l'occupation du spectrale, ainsi qu'une augmentation de la capacité totale du réseau.

Dans la littérature jusqu'à présent, il n'y a que quelques travaux qui traitent de l'attribution de multicanaux ou de l'agrégation de fragments dans les réseaux cognitifs. Le défi majeur pour les futures recherches dans ce domaine, c'est l'étude d'algorithmes pouvant attribuer des canaux agrégés à des SUs disposant de plusieurs interfaces radio. Cela peut créer un niveau de complexité supplémentaire, car l'impact des interférences liées à l'utilisation de fragments

agrégés sur les différentes interfaces doit être prise en compte en plus des interférences co-canal traditionnelles et des interférences causées aux PUs.

- **Prise en compte des utilisateurs primaires**

Une considération de base est à prendre en compte lors de la modélisation d'un schéma d'allocation de ressource dans un réseau RC, c'est la prise en compte des transmissions des utilisateurs primaires. Bien que l'une des exigences de base dans la technologie de radio cognitive est que le fonctionnement des SUs ne devrait pas affecter la performance des réseaux primaires, la plupart des travaux supposent que les SUs disposent d'un ensemble de canaux/ bandes de fréquences disponibles et qui sont séparés par ceux utilisés par les PUs [21], [29], [27]. Dans ce cas de figure l'objectif principale est la maximisation de l'utilisation spectrale ainsi que le débit total du réseau secondaire.

D'autres travaux ([23], [25] [33], [28], [34], [22]) tiennent compte de la présence des PUs sur les bandes de fréquences qui seront partagées avec les utilisateurs secondaires, et qui engendrent contrainte d'interférence minimale sur les transmissions primaires. Cette approche nécessite une coopération des nœuds primaires (échange d'informations sur la disponibilité des bandes licenciées) ou une connaissance préalable sur l'emplacement des nœuds primaires. Les auteurs dans [33] ont pour objectif de gérer les interférences liées aux transmissions secondaires en calculant le SINR au niveau des récepteurs primaires. Le SINR est défini comme suit :

$$\frac{P_{i,c} G_{i,c}}{N_0 + \sum_{j=1, j \neq i} P_{j,c} G_{j,c} + \epsilon} \geq \delta$$

Avec δ le seuil minimal du SINR, $P_{i,c}$ la puissance de transmission du nœud i sur le canal c , $G_{i,c}$ le gain de l'antenne sur le canal c , N_0 le bruit thermique et ϵ est une constante positive qui représente le taux d'interférence des SUs causé sur un nœud primaire i . Ainsi, lorsque la contrainte précédente est satisfaite, les utilisateurs cognitifs peuvent transmettre sur le canal utilisé par l'utilisateur primaire i .

VI. Techniques de résolutions pour l'allocation des fréquences dans les réseaux RCs

Dans cette section, nous présentons les techniques de résolution les plus couramment utilisées pour résoudre le problème d'affectation du spectre dans les RRCs.

a) Les méthodes heuristiques

La recherche d'une solution optimale pour le problème d'allocation spectrale dans les réseaux RC est souvent complexe, car elle dépend de plusieurs contraintes ainsi que de plusieurs facteurs dont l'impact peut varier dans le temps étant donné le caractère dynamique de ce type de réseaux. De ce fait l'obtention d'un schéma d'allocation efficace devient rapidement une tâche ardue. Comme mentionné par Sandalidis et al. Dans [35] le problème d'affectation de fréquence appartient à la classe des problèmes dit NP-complet, la génération d'une solution

optimale garantie ne peut être obtenu qu'avec un temps d'exécution qui augmente de manière exponentielle selon la dimension du problème.

Afin de résoudre ce type de problème, les méthodes heuristiques sont souvent utilisés pour accélérer le processus de résolution dans un large espace de recherche, car c'est des méthodes qui ne s'appuient pas sur une analyse détaillée ou exhaustive du problème, elles consistent à fonctionner par approches successives en s'appuyant sur des modèles existants du monde réel [36]. Les techniques heuristiques peuvent donner une solution quasi optimale avec un coût de calcul raisonnable. Bien que certaines des techniques décrites dans cette section, comme les algorithmes génétiques sont considérées comme des algorithmes heuristiques, elles seront présentées dans d'autres sections en raison des caractéristiques spécifiques.

De nombreux travaux dans la littérature ont présentés leurs propres algorithmes pour la résolution du problème de l'optimisation de l'allocation du spectre dans les RRCs, comme par exp. [37], [38], [39]. Les méthodes heuristiques considèrent généralement un algorithme itératif, qui à chaque itération présente une solution quasi optimale, pouvant être, dans notre cas, l'affectation des SUs aux bandes de fréquences qui augmenterait la capacité totale du réseau et présenterait le taux d'interférences aux PUs le plus bas...etc.

Bkassiny et al. [38] présentent une méthode heuristique d'affectation de fréquences afin de réduire la complexité du problème d'optimisation qui est de l'ordre de $O(n^3)$, où "n" est le nombre de SU demandant un accès au spectre. L'algorithme proposé sélectionne aléatoirement à chaque étape un PU ainsi qu'un nœud cognitif coopératif, qui analysera l'état d'utilisation de la bande de fréquence (occupation / disponibilité), la puissance de transmission de l'utilisateur primaire ainsi que sa fréquence centrale (emplacement sur la bande). En supposant que le nombre de PU soit inférieur à celui des SUs, après seulement quelques itérations, tous les canaux primaires seront analysés et les utilisateurs cognitifs pourront sélectionner leurs canaux de transmissions.

Dans [40], le problème d'affectation de canaux est exprimé comme étant un problème de programmation linéaire en nombre entier (ILP) complétement par une heuristique dans le but de fournir une solution quasi-optimale avec une complexité moins élevée. L'idée principale de ce système est l'attribution de canaux avec un faible niveau de SINR, aux transmissions à courte distance et par la suite utiliser les informations collectées localement sur ces canaux afin d'allouer des fréquences aux transmissions à plus grandes distances.

Deux procédures sont présentées, la première pour une configuration réseau statique où la disponibilité des canaux ainsi que les demandes de transmissions sont connues et constantes dans le temps, la seconde pour une topologie réseau dynamique où les demandes de transmissions ainsi que la disponibilité des canaux ne sont pas connues à l'avance, ou qui

peuvent être variables dans le temps. L'idée générale est de diviser les bandes disponibles en M ensembles, chaque nœud secondaire i construit une liste de canaux préférable pour les autres utilisateurs secondaires en fonction de leurs distances avec lui. Ainsi une transmission générant le SINR le plus faible se verra allouée au nœud récepteur le plus proche.

L'avantage des heuristiques est leur simplicité et leur facilité de mise en œuvre; ils peuvent dans de nombreux cas obtenir des solutions dites de bonne qualité. Cependant, la plupart des approches heuristiques développées sont spécifiques à un problème donné et ne peuvent être réutilisées dans la résolution d'autres problèmes. De plus, il n'existe pas de méthodologie spécifique permettant d'analyser leurs convergences. Ces méthodes peuvent rester bloquées dans des optimums locaux et ainsi trouver localement une solution sans pour autant parcourir d'autres régions de l'espace des solutions globales.

b) La théorie des graphes

Le réseau cognitif peut être modélisé sous forme de graphe, où les sommets correspondent aux périphériques mobiles ou aux nœuds cognitifs; les liens ou arrêtes correspondent aux connexions entre les nœuds cognitifs. La théorie des graphes a été largement utilisée dans la résolution de l'allocation du spectre dans les réseaux RCs, principalement dans le cas où la structure du réseau est connue a priori [41]. Plusieurs techniques peuvent être utilisées. La plus commune est celle basée sur la construction d'un graphe de conflit qui schématise les interférences entre les SUs voisins([31], [26], [30]). Les transmissions concurrentes sur le même canal ou sur des canaux adjacents provoquent des interférences qui réduisent les performances du réseau. Un graphe de conflit peut être de type simple ou dynamique, une première étape consiste à former le graphe de connectivité qui modélise la communication entre les nœuds du réseau.

D'autres approches utilisent des graphes de conflits dynamiques afin de capturer les modifications possibles des taux d'interférences générées entre les SUs à chaque étape du processus d'allocation des fréquences [25], [42], car généralement dans les techniques utilisant la théorie des graphes, le fonctionnement des PUs n'est pas toujours pris en considération.

Les graphes de conflits sont aussi couramment utilisés dans les approches centralisées où sur le spectrum broker construit le graphe en fonction des canaux alloués. Dans les approches distribuées, les SUs forment eux même le graphe de conflit et négocient avec leurs nœud voisins, les bandes de spectre pouvant être sélectionnées afin d'éviter les interférences entre les liens et maximiser leurs performances.

Les graphes colorés sont utilisés pour la modélisation du fonctionnement des PUs dans les réseaux RC modélisés sous forme de graphe unidirectionnel / bidirectionnel. Les graphes

colorés sont implémentés de la même manière que les graphes simples représentant les interférences : les sommets correspondent aux SUs partageant le spectre et les arrêtes représentent les interférences entre ces SUs. Quelques travaux incluent également les PUs lors de la construction du graphe, en attribuant une couleur aux sommets. Les couleurs peuvent être aussi bien affectées aux sommets qu'aux arrêtes représentant les bandes de spectre qui sont attribuées aux SUs. Le problème d'attribution des fréquences équivaut à colorier chaque sommet (ou arrête) en utilisant différentes couleurs d'une liste de couleurs spécifiées (disponibilité du spectre) afin d'atteindre un objectif précis (maximisation de la capacité du réseau, minimisation des fréquences...etc). En général deux sommets connectés (SUs) ne peuvent se voir attribuer la même couleur (bande de spectre) ou bien deux arrêtes connectées aux mêmes nœuds ne peuvent se voir attribués la même couleur (communications simultanées vers le même nœud).

c) La théorie des jeux

La Théorie des jeux peut être définie comme un cadre mathématique qui se compose de modèles et de techniques utilisées afin d'analyser le comportement itératif des individus préoccupés par leur propre gain, et où l'action d'un individu peut avoir un impact sur le reste des individus du système. Dans la littérature beaucoup de travaux ont formalisé le problème de l'allocation spectrale en utilisant la théorie des jeux ([43], [44], [45]). Ce type d'approche convient parfaitement au principe d'accès opportuniste et dynamique au spectre, où la décision d'un SU concernant le spectre affecte directement la performance des SUs voisins. Ces jeux sont généralement divisés en deux types [46] : jeux coopératifs et jeux compétitifs, selon le type d'information échangé .

Un jeu comporte généralement trois ensembles d'éléments : les joueurs, l'espace d'action et la ou les fonctions d'utilités. Les joueurs sont les SUs qui participent au jeu afin d'accéder aux spectres. Les PUs peuvent aussi être des joueurs actifs, bien que leurs ensembles de fréquences soient constants et utilisés uniquement pour éviter d'être sélectionnés par les SUs. La fonction d'utilité représente l'objectif des joueurs à savoir maximisation de la capacité du réseau, minimisation des interférences et selon le type du jeu coopératif ou non. Les joueurs ont un ensemble de fonctions, qui est l'ensemble des bandes de fréquences disponibles, et l'espace d'action est le produit cartésien des ensembles d'actions de tous les joueurs. Dans la théorie des jeux une solution stable existe toujours sous certaines contraintes, et tout changement unilatéral d'un joueur entraîne une utilité inférieure pour ce joueur. Cette solution s'appelle l'équilibre de Nash.

Dans la littérature existante, le concept de la théorie des jeux a été largement utilisé pour l'allocation des fréquences; dans les réseaux RC. Dans les jeux coopératifs tous les joueurs ont un objectif commun à atteindre, [47] [48] utilisent la théorie des jeux coopératifs pour

réduire la puissance de transmission des utilisateurs secondaires afin d'éviter de générer des interférences aux transmissions des utilisateurs primaires. Dans les jeux compétitifs, chaque utilisateur est principalement préoccupé par son gain personnel et donc toutes ses décisions sont prises de manière égoïste.

De manière générale, lorsque des utilisateurs primaires et secondaires participent à un jeu, il ont un comportement rationnel dans la prise de décision qui maximise leurs gains personnels. Pour Xiuli [49], les utilisateurs primaires sont conscients de l'existence des utilisateurs secondaires et disposent d'une priorité plus élevée sur l'accès au spectre. Les utilisateurs primaires adoptent les rôles de leaders en sélectionnant un sous-ensemble d'utilisateurs secondaires et leur garantissent un accès au spectre. Cependant l'utilisation de ses sous-ensembles de fréquences engendre un coût d'utilisation pour les SUs qui se voient payer un prix pour leurs utilisations.

Un jeu intéressant est proposé par Yun [50] où l'utilisateur primaire détermine le coût d'utilisation du spectre en premier, en se basant sur les caractéristiques physiques du canal. Ensuite, l'utilisateur secondaire décide de la quantité du spectre dont il doit disposer en observant les différents coûts. Dans les jeux coopératifs, les SUs ont la possibilité de coopérer afin de parvenir à un accord mutuel sur l'utilisation des fréquences selon leurs fonctions d'utilité individuelle, cependant il peut y avoir des conflits d'intérêts dans le cas de sélection de canaux contigus engendrant un fort taux d'interférence.

En général, la théorie des jeux a été largement utilisée pour l'allocation du spectre dans les réseaux RC, du fait du pouvoir décisionnel des SUs sur le spectre. La prise de décision peut être prise de manière coopérative ou non. Le principal inconvénient de cette approche est que les éléments constitutifs d'un jeu doivent être soigneusement définis et structurés de manière à atteindre l'état d'équilibre.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une vue d'ensemble sur le problème d'allocation dans le RRCs .nous avons aussi classé les différent approches et techniques utilisées dans la littérature pour la résolution de ce problème selon leur types.

Dans le chapitre suivant nous allons évoquer le problème du sac à dos ainsi que ses variantes, nous allons aussi présenter les différentes méthodes de résolution de ce problème.

Chapitre 3

Problème d'optimisation et Méthode de résolution

I. Introduction

L'optimisation combinatoire représente une composante importante lorsqu'il s'agit de recherche opérationnelle ou dans l'informatique. De nombreuses applications pouvant être modélisées sous la forme d'un problème d'optimisation combinatoire (POC), nous citerons à titre d'exemple celle du voyageur de commerce, de l'ordonnancement de tâches, le problème de la coloration de graphes...etc. Le POC est constitué d'un ensemble fini de solutions, où chaque solution doit satisfaire un ensemble de contraintes relatives à la spécificité du problème, et une fonction objectif pour apprécier chaque solution obtenue. La solution optimale est celle dont la valeur de l'objectif est la plus basse lorsqu'il s'agit de minimisation, et la valeur la plus grande lorsqu'il s'agit de maximisation parmi l'assortiment des solutions.

Dans notre cas, l'objectif est double :

- Maximiser le coût « bénéfice pour le PU » et le nombre de Sus satisfait.
- Minimiser le temps de traitement « temps de réponse à Sus ».

La résolution des problèmes combinatoires consiste à trouver la meilleure solution qui est considérée comme la solution globalement optimale ou un optimum global. La résolution des (POC) est assez épineuse puisque le nombre fini de solutions réalisables augmente généralement avec la taille du problème, il en est de même pour sa complexité. Cette problématique n'a fait que pousser les scientifiques à développer de nombreuses méthodes de résolution en recherche opérationnelle et en (IA) [51].

Il existe un très grand nombre de méthodes de résolutions des problèmes d'optimisation combinatoire et ils sont divisés en deux grandes catégories: celle des méthodes exactes et celle des méthodes approchées.

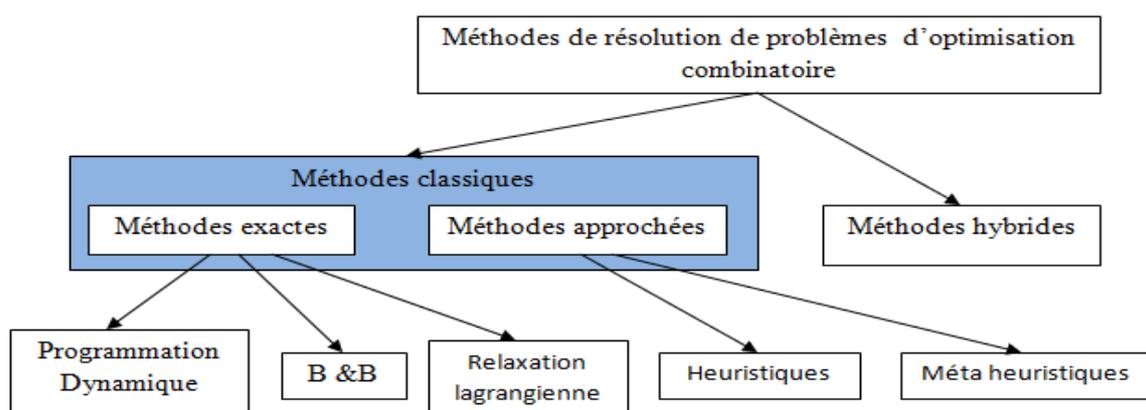


Figure III 1 : Classification des méthodes d'optimisation

Les méthodes exactes permettent de résoudre les problèmes de taille raisonnable en proposant des solutions optimales, des difficultés face aux applications de taille importante sont souvent rencontrées dans ce cas là. Alors, si les méthodes de résolution exactes permettent de se

procurer une solution dont l'optimalité est assurée, dans certaines circonstances, on peut cependant aspirer à trouver des solutions performantes, sans garantie d'optimalité, mais au profit d'un temps de calcul moindre. De ce fait, une application des méthodes nommées métaheuristiques, ajustées à chaque problème traité, avec toutefois l'inconvénient de n'avoir en retour aucune information sur l'aptitude des solutions obtenues.

Les heuristiques ou les métaheuristiques utilisent souvent des processus aléatoires dans l'analyse de l'espace de recherche pour contrecarrer à l'explosion combinatoire générée par l'utilisation des méthodes exactes. En plus de cette base stochastique, les métaheuristiques sont généralement itératives, ainsi le même processus de recherche est répété lors de la résolution.

II. Méthode de sac à dos

La problématique du sac à dos (ou knapsack problem (KP)) constitue une des énigmes de l'optimisation combinatoire des plus étudiées ce dernier demi-siècle, en raison de sa présence indéniable dans un nombre incalculable d'applications dans le monde réel. En effet, ce problème revient souvent comme sous-problème à résoudre dans de nombreuses filières: la logistique comme le chargement d'avions ou de bateaux, l'économie comme la gestion de portefeuille ou dans l'industrie comme la découpe de matériaux.

C'est un problème, dans lequel l'utilisateur dispose d'une multitude d'objets auxquels sont associés deux variantes: un profit et un poids. Le but est de désigner un sous-ensemble de ces objets tel que la somme des profits soit maximale et qu'ils tiennent tous ensemble dans un sac d'une capacité choisie.

La question qui se pose est : Quels objets doit-on mettre dans le sac?

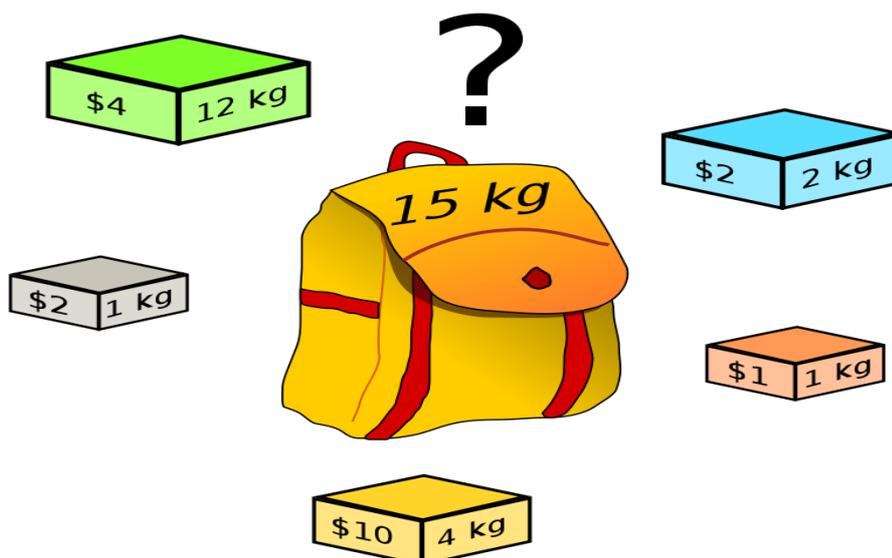


Figure III 2 : Problème de sac à dos.

II.1 Problème de sac à dos

Le problème de sac à dos est un classique d'optimisation combinatoire qui appartient à la classe des problèmes NP-complets. L'énoncé de ce problème est relativement simple : étant

donné un ensemble de 'n'objets, où chaque objet 'i' est particularisé par un poids w_i et un profit c_i . Nous devons trouver le sous-ensemble d'objets à charger dans un sac de capacité w afin de maximaliser la somme des profits. Dans sa forme la plus simple, intitulée «sac à dos unidimensionnel en variables binaires», le problème se formule ainsi :

$$(01-KP) \left\{ \begin{array}{l} \text{Max } z(x) = \sum_{i=1}^n c_i x_i \quad c_i \in \mathbb{N}^* \\ \text{s.c :} \\ \sum_{i=1}^n w_i x_i \leq w \quad w, w_i \in \mathbb{N}^* \\ x_i \in [0,1] \quad \forall i \in \{1, \dots, n\} \end{array} \right.$$

Les poids w_i et les profits c_i ainsi que la capacité w sont des entiers positifs $i \in \{1, \dots, n\}$.

La variable x_i est la variable de décision; elle prend la valeur 1 si l'objet i est chargé dans le sac, dans le cas contraire elle prend la valeur 0.

II.2 Variantes autour du problème

Il existe de nombreuses variantes de la problématique du sac à dos, selon le domaine des variables (valeurs binaires, entières ou réelles), le nombre de contraintes (unidimensionnel, bi-dimensionnel ou multi-dimensionnel), le nombre de profits associés à chaque objet (mono-objectif ou multi-objectif), le nombre de sacs, etc. Du fait du nombre de paramètres intervenant dans la formulation, les variantes sont nombreuses. Une présentation de certaines de ces valeurs s'impose dans cette section.

II.3 Variables continues

Le problème de sac à dos en variables continues (LKP) est une variante dans laquelle il n'est possible de prendre qu'une fraction d'objets. Sa résolution met en jeu les concepts d'efficacité d'un objet et d'élément bloquant, définis ci-dessous.

-efficacité d'un objet : On appelle efficacité d'un objet le rapport de son coût sur son poids, noté: $e_i = c_i / w_i$.

-élément bloquant : On appelle élément bloquant le premier objet ne pouvant tenir dans le sac lorsque les objets sont ajoutés par ordre décroissant d'efficacité. Son indice sera noté :

$$s = \min \left\{ k : \sum_{i=1}^k w_i > w \right\}$$

La valeur optimale $z^*(\text{LKP})$ d'une instance est obtenue en prenant les objets dans l'ordre décroissant de leur efficacité, jusqu'à l'élément bloquant puis en ajoutant la fraction de cet élément permettant de saturer le sac

$$z^* (\text{LKP}) = \sum_{i=1}^{s-1} c_i + \left(w - \sum_{i=1}^{s-1} w_i \right) \frac{c_s}{w_s}$$

Le problème (LKP) est un problème relaxé de (01-KP). Il s'obtient en remplaçant la contrainte $x_i \in \{0,1\}$, par $x_i \in [0;1]$, $\forall i \in \{1, \dots, n\}$. Il est défini ainsi :

$$(\text{LKP}) \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{Max } z(x) = \sum_{i=1}^n c_i x_i \quad c_i \in \mathbb{N}^* \\ \text{s.c :} \\ \sum_{i=1}^n w_i x_i \leq w \quad w, w_i \in \mathbb{N}^* \\ x_i \in [0,1] \quad \forall i \in \{1, \dots, n\} \end{array} \right.$$

III. Méthode de résolution

III.1 Méthodes exactes

a) Branch and Bound :

La méthode de séparation et évaluation connue sous son appellation anglaise Branch and Bound (B&B), est la méthode de résolution la plus populaire pour la résolution des problèmes d'optimisation combinatoire, notamment ceux réputés pour leur difficulté et leur caractère compliqué. Cette méthode est basée sur une recherche arborescente d'une solution optimale par séparation et évaluation. La méthode de Branch and Bound tente d'explorer intelligemment l'ensemble des solutions admissibles en éliminant de l'espace de recherche les sous-ensembles de solutions qui ne permettent pas d'aboutir à une solution optimale.

a.1) Présentation de l'algorithme

La recherche par décomposition de l'ensemble des solutions peut être représentée graphiquement par un arbre (voir la Figure III.3). D'ailleurs, le nom de "méthode de recherche arborescente" est tirée de cette représentation.

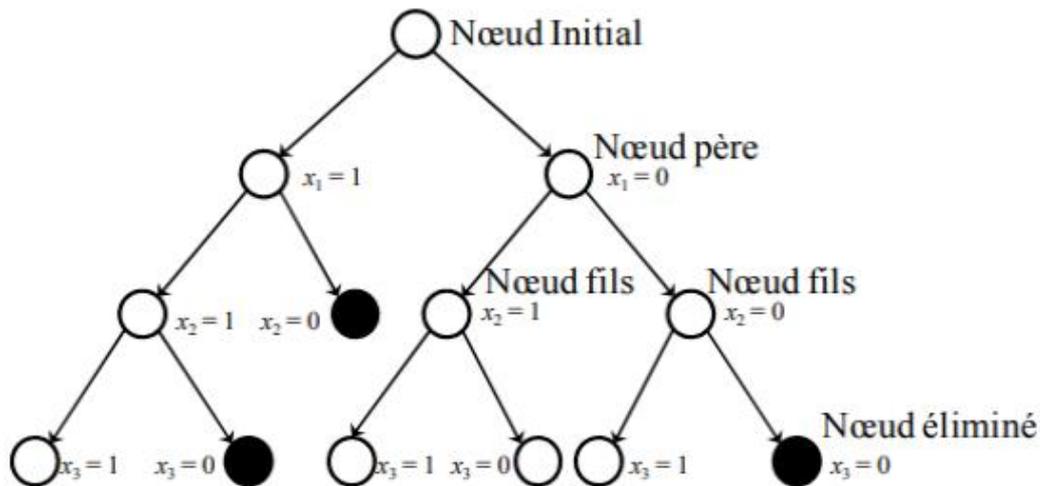


Figure III 3 : Principe algorithme séparation et évaluation (B&B).

— Chaque sous-problème créé au cours de l'exploration est symbolisé par un nœud de l'arbre (ou sommet), le nœud racine représentant le problème initial.

— Les branches de l'arbre symbolisent le processus de séparation. Elles représentent la relation entre les nœuds.

— Lors de la séparation, un nœud "père" crée un ensemble de nœuds "fils". Le Branch and Bound est basé sur trois principes :

L'évaluation

La séparation

La stratégie de parcours.

a.2) Principe d'évaluation :

Le principe d'évaluation a comme objectif de connaître la qualité des nœuds à traiter. La méthode de Branch and Bound utilise deux types de bornes :

— une borne inférieure de la Fonction d'utilité du problème initial.

— une borne supérieure de la fonction d'utilité.

La connaissance d'une borne inférieure du problème et d'une borne supérieure de la fonction d'utilité de chaque sous-problème permet de stopper l'exploration d'un sous-ensemble de solutions qui ne sont pas candidates à l'optimalité :

si pour un sous-problème la borne supérieure est plus petite que la borne inférieure du

problème, l'exploration du sous-ensemble correspondant est sans importance. D'autre part, lorsque le sous-ensemble est suffisamment petit, on procède à une énumération explicite : trouver la solution au sous-problème correspondant.

a.3) Principe de séparation :

Il consiste à diviser le problème en un ensemble de sous-problèmes qui ont chacun des solutions réalisables. En trouvant une solution à tous les sous-problèmes et en prenant la meilleure solution trouvée, on s'assure d'avoir résolu le problème initial. Ce principe est appliqué de manière récursive à chacun des sous-ensembles à condition que ces derniers disposent de plusieurs solutions.

a.4) Stratégie de parcours :

La stratégie de parcours est l'élément décisif qui permet de choisir le prochain sommet à séparer parmi l'ensemble des sommets de l'arborescence. Parmi les stratégies de parcours les plus connues, on citera à titre d'exemple:

— La profondeur d'abord : L'exploration privilégie les sous-problèmes obtenus par le plus grand nombre de séparations appliquées au problème de départ, c'est-à-dire aux sommets les plus éloignés de la racine (de profondeur la plus élevée). L'obtention rapide d'une solution admissible (pour les problèmes où il est difficile d'obtenir une heuristique de bonne qualité) et le peu de place mémoire nécessaire en sont les avantages. L'inconvénient est l'exploration de sous-ensembles qui peuvent s'avérer peu prometteurs à l'obtention d'une solution optimale.

— La largeur d'abord : Cette stratégie favorise les sous-problèmes obtenus par le moins de séparations du problème de départ, c'est-à-dire les sommets les plus proches de la racine (de profondeur la moins élevée).

— Le meilleur d'abord : Cette stratégie favorise l'exploration des sous-problèmes possédant les plus petites bornes inférieures. Elle dirige la recherche là où la probabilité de trouver une meilleure solution est la plus grande.

b) Programmation dynamique :

La programmation dynamique est une approche d'optimisation dont le but est de passer d'un problème complexe à une séquence de problèmes plus simples; sa caractéristique essentielle est la nature en plusieurs étapes de la procédure d'optimisation.

La programmation dynamique créée par le mathématicien américain Richard Bellman, est une méthode d'optimisation mathématique et de programmation informatique. Le terme programmation dynamique a été inventé par Richard Bellman dans les années 40. Il a utilisé cet algorithme pour décrire le processus de résolution d'un problème où l'on est invité à trouver la meilleure décision à chaque étape. Cette approche se compose des étapes suivantes:

-décomposer le problème donné en un nombre de sous-problèmes.

-résoudre ces sous-problèmes.

-combinaison de leurs solutions afin de trouver une solution globale.

La programmation dynamique repose sur un simple principe :

Toute solution optimale s'appuie elle-même sur des sous problèmes solutionné localement de façon optimale. Concrètement, cela signifie que l'on va pouvoir déduire la solution optimale d'un problème en combinant des solutions optimales d'une série de sous problèmes. Les solutions des problèmes sont étudiées 'de bas en haut', c'est -à-dire que nous calculons les solutions des sous problèmes les plus petits pour ensuite déduire petit à petit la solution de l'ensemble.

La programmation dynamique est similaire à la méthode diviser et régner en ce sens que, une solution d'un problème dépend des solutions précédentes obtenues des sous-problèmes. La différence significative entre ces deux méthodes est que la programmation dynamique permet aux sous-problèmes de se superposer. Autrement dit, un sous-problèmes peut être utilisé dans la solution de deux sous-problèmes différents. Tandis que l'approche diviser et régner crée des sous-problèmes qui sont complètement séparés et peuvent être résolus indépendamment l'un de l'autre. Une illustration de cette différence est montrée par la Figure III.4. Dans cette figure, le problème à résoudre est à la racine, et les descendants sont les sous-problèmes, plus faciles à résoudre. Les feuilles de ce graphe constituent des sous-problèmes dont la résolution est triviale. Dans la programmation dynamique, ces feuilles constituent souvent les données de l'algorithme. La différence fondamentale entre ces deux méthodes devient alors claire: les sous-problèmes dans la programmation dynamique peuvent être en interaction, alors dans la méthode diviser et régner, ils ne le sont pas diviser et régner

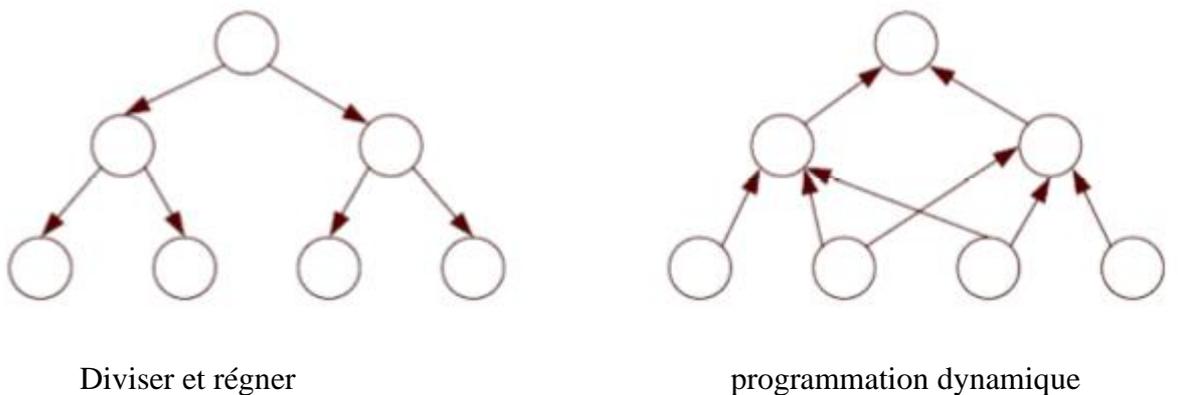


Figure III 4 : diviser et régner / programmation dynamique.

Une seconde différence entre ces deux méthodes est, comme illustré par la figure ci-dessus, est que la méthode diviser et régner est récursive, les calculs se font de haut en bas. Tandis que la programmation dynamique est une méthode dont les calculs se font de bas en haut : on commence par résoudre les plus petits sous-problèmes. En combinant leur solution, on obtient les solutions des sous-problèmes de plus en plus grands.

La programmation est un outil général de résolution de problèmes. Toutefois, il n'y pas de règle pour affirmer que la programmation dynamique peut ou ne peut être utilisée pour résoudre tel ou tel problème. Mais Pour que la programmation dynamique puisse être

appliquée à un problème d'optimisation, il faut que ce dernier possède les deux principales caractéristiques suivantes:

b.1) Une sous-structure :

Optimale : un problème fait apparaître une sous structure optimale si une solution optimale au problème fait apparaître des solutions optimales aux sous-problèmes.

Exemple : Trouver le plus court chemin entre chaque paire de sommets d'un graphe valué (Algorithme de Floyd). C'est un problème d'optimisation car si le plus court chemin (chemin optimal) entre deux sommets A et B passe par un sommet intermédiaire C, alors les parties du chemin entre A et C et entre C et B doivent être optimales.

b.2) Des sous-problèmes superposés :

On dit qu'un problème d'optimisation contient des sous-problèmes superposés, quand un algorithme récursif repasse sur le même problème constamment.

Exemple :

Objet	1	2	3	4
Poids (Xi)	3	8	5	2
Benefice (Bi)	5	10	6	8

Tableau 1 : offre de chaque objet.

Solution:

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0	0	0	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
2	0	0	0	5	5	5	5	5	10	10	10	15	15	15	15	15
3	0	0	0	5	5	6	6	6	11	11	11	15	15	16	16	16
4	0	0	8	8	8	13	13	14	14	14	19	19	19	23	23	24

Tableau 2 : méthode de programmation dynamique.

Le tableau si dessus représente le fonctionnement de la méthode de programmation dynamique, on obtient le résultat suivant :

Les objets retenus : (2,3,4)

Le poids maximal des objets retenu : $8+5+2=15$

Bénéfice maximal optimisé : $10+6+8=24$

III.2 Méthodes approchées (glouton) :

Le problème KP est un problème d'optimisation combinatoire NP complet, il est donc intéressant d'avoir des algorithmes polynomiaux faciles à mettre en œuvre, permettant de calculer une solution approchée. Parmi les méthodes heuristiques les plus utilisées pour la recherche d'une solution pour le KP, on trouve la méthode gloutonne. Les méthodes

gloutonnes sont une classe de méthodes heuristiques qui construisent une solution en se concentrant entièrement sur une amélioration immédiate sans tenir compte de l'avant. En d'autres termes, l'algorithme choisit toujours un optimum local dans l'espoir de parvenir à une solution optimum global. Les algorithmes gloutons ne donnent pas forcément des solutions optimales. Néanmoins, ils sont très puissants et fonctionnent correctement pour plusieurs problèmes d'optimisation combinatoire. Depuis des décennies, ils sont la façon la plus immédiate pour déterminer une solution réalisable. Dans ce qui suit, nous présentons, une méthode gloutonne basée sur les principes proposés par Dantzig pour résoudre le 0-1 KP. Premièrement, tous les éléments sont triés par ordre décroissant en fonction de leur rapport du profit sur le poids (c_i/w_i), tel que :

$$\frac{c_1}{w_1} \leq \frac{c_2}{w_2} \dots \leq \frac{c_n}{w_n}$$

Ainsi, à chaque étape, sélectionner de façon gloutonne un article selon l'ordre défini précédemment. Si l'élément est recevable, cela veut dire si son poids ne dépasse pas la capacité du sac après fixation des autres éléments, alors, il est placé dans le sac à dos.

Sinon, nous sélectionnons l'élément suivant qui peut être recevable, et ainsi de suite, Jusqu'à épuisement des éléments qui pourraient être placés dans le sac à dos. Il convient de noter que, cette méthode n'est pas la seule méthode gloutonne pour le problème de sac à dos. Ainsi, il existe plusieurs autres versions et améliorations par rapport à cette simple méthode

Exemple :

Même exemple que dynamique

Objet	1	2	3	4
Poids (X_i)	3	8	5	2
Bénéfice (B_i)	5	10	6	8

Tableau 3: offre de chaque objet.

- Déroulons l'algorithme glouton sur notre exemple :

Première étape :

— Calculer l'efficacité (B_i/X_i) de chaque objet i;

Objet	1	2	3	4
Efficacité	1,6667	1,25	1,2	4

Tableau 4: l'efficacité (bénéfice/poids) pour chaque objet.

Deuxième étape :

Trier tous les objets par ordre décroissant de l'efficacité

Objet	4	1	2	3
Poids (X_i)	2	3	8	5
Bénéfice (B_i)	8	5	10	6
Efficacité	4	1,667	1,25	1,2

Tableau 5:classement des objets par ordre décroissant d'efficacité.

Troisième étape :

Sélectionner les objets un à un dans l'ordre du tri et ajouter l'objet sélectionné dans le sac, si le poids maximal reste respecté.

Objet 4 : on le met dans le sac vide, le poids du sac est alors de 2 est inférieur à 15.

Objet 1 : on le met dans le sac car $2 + 3 = 5$ est inférieur à 15.

Objet 2 : on ne le met pas dans le sac car $2+3+8=13$ est supérieure à 15.

Objet 3: on le met dans le sac car $2+3+8+5=18$ est supérieure à 15.

La solution trouvée est donc de mettre les objets 4,1 et 2 dans le sac, ce qui donne un bénéfice de 23.

Cet algorithme ne donne forcément pas de solution optimale, mais il reste assez rapide et efficace.

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons évoqué le problème d'optimisation combinatoire de type sac à dos ainsi que ces variantes, nous avons aussi présenter les différents méthodes de résolutions de ce problème, et on a cité comme exemple d'une méthode de résolution approchée: la méthode de glouton et pour une méthode de résolution exacte: la méthode de Branch and Bound et la méthode de programmation dynamique.

Dans le dernier chapitre, on va vous montrez les résultatsde notre programmation et implémentation sur le logiciel matlab qu'on a obtenu, et on vous propose une comparaison entre eux .

Chapitre IV:

Implémentation et expérimentation

I. Introduction

L'idée clé de la décision sur le spectre dans les RRC est la sélection de la meilleure BF disponible pour satisfaire les exigences des (SU), sans interférer avec la transmission des (PU).

Les RRC préfèrent utiliser des métaheuristiques pour résoudre le problème d'allocation des ressources spectrales afin de satisfaire le plus grand nombre des (SU).

Dans ce chapitre on vous propose une comparaison entre une méthode exacte qui est la Programmation dynamique et une méthode approchée qui est la méthode de glouton une méthode qui permet de maximiser le coût «bénéfice pour le PU » et aussi le nombre de SUs ainsi que de minimiser le temps de traitement « temps de réponse aux SUs ».

Note : Les méthodes exactes et la métaheuristique ont été implémentées sous le logiciel **MATLAB R2014a**.

4.1 Le logiciel Matlab

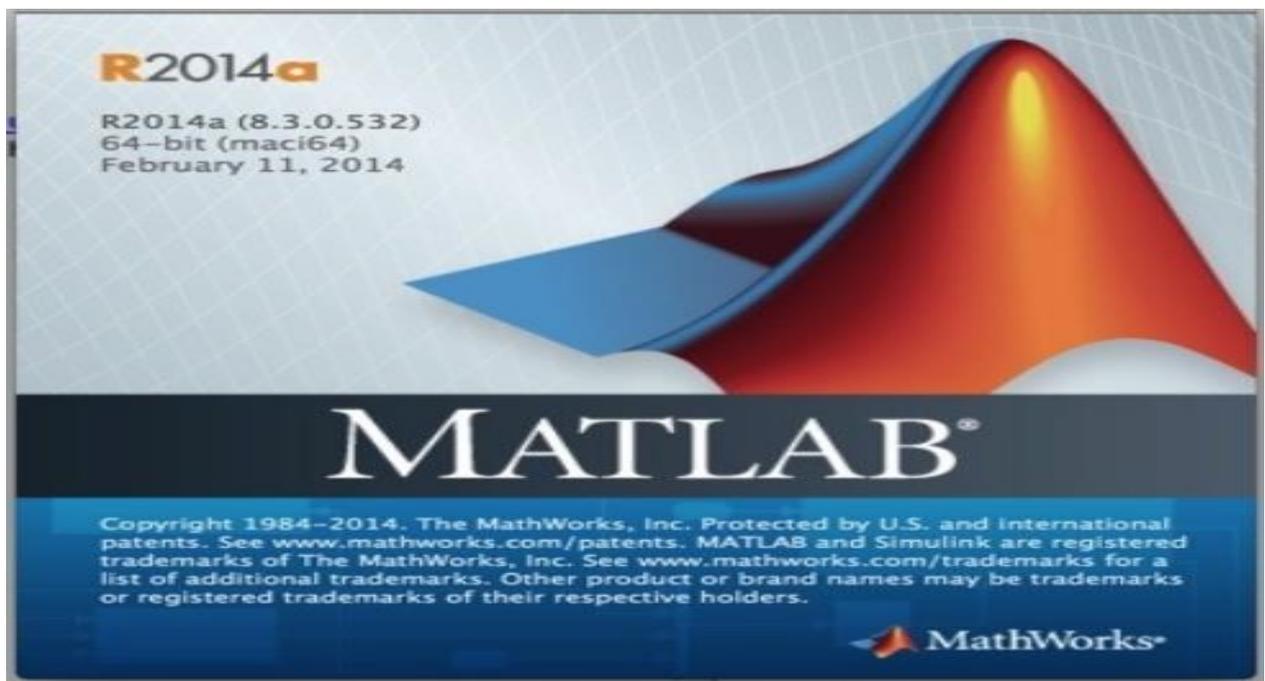


Figure IV 1 : Logiciel MATLAB.

MATLAB (matrix laboratory) est un langage de programmation et un environnement de développement; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++ et Java. Les utilisateurs de MATLAB sont de milieux très différents comme l'ingénierie, les sciences et l'économie dans un contexte aussi bien industriel que pour la recherche.

II Fonction objectif :

La fonction de décision du spectre sélectionne une bande spectrale basée sur les exigences de qualité de service (QoS) des SU, telles que la qualité, le nombre de canaux demandé, ainsi que le temps d'allocation. Dans notre cas cette fonction a pour but de maximiser le coût « bénéfique pour l'utilisateur primaire » et aussi maximiser la qualité et de minimiser le temps de traitement « temps de réponse aux utilisateurs secondaires ». Soit les paramètres suivants:

n : le nombre des SU.

w : le nombre de canaux libres coté PU.

x : tableau de taille n.

x[i] : est le nombre de canaux demandés par SU(i).

b: tableau de taille n,

b [i] : représente le prix proposé pour W[i] par SU(i).

Les deux fonctions à optimiser sont : $\text{Max} \sum_{ni=1} T1[i]$, $\text{Max} \sum_{ni=1} T2[i]$

La contrainte à respecter est : $\sum x[i] \leq wni=1$

III Implémentation

a)Algorithme de Glouton :

Dans ce programme on utilise l'algorithme qui suit avec les paramètres suivant :

```
n=100 .
w=100.
x[i] = Random (i) 1 ≤ i ≤ w .
b[i] = Random (i) 1 ≤ i ≤ 100.
Initialisation d'Algorithme :
n : le nombre des objets (SU).
W : le nombre de canaux libres coté PU.
x(i) : est le poix du i éme objet
b (i) : représente le prix proposé par le i éme objet .
s= 0
début :
pour i allant de 1 à n
calculé l'efficacité ;
classé l'efficacité par ordre décroissant ;
si l'efficacité est maximale ;
si x(i) < w :
w ← w-(xi) ;
s← s-b (i) ;
fin si ;
fin si ;
fin pour ;
fin.
```

Selon cette algorithmme, le code matlab, classe les objets selon leurs efficacités par un ordre décroissant, en négligeant les objets avec un poids qui dépasse le poids total (w), tout en calculant les bénéfices des objets qui ont été retenu. Voir les figures (4.2) (4.3) (4.4).

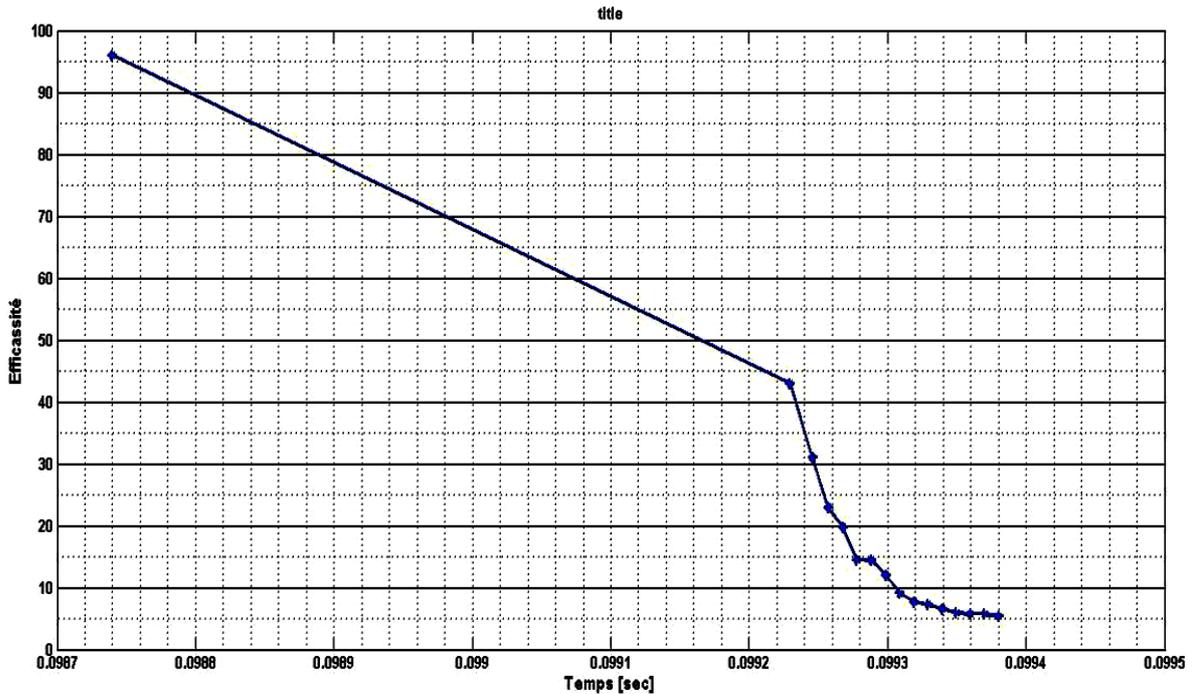


Figure IV 2 : efficacité des objectifs retenus par rapport au temps

La figure si dessus, représente un schéma descendant, justifié par les efficacités classées de la plus grande valeur à la plus petite, Chaque point correspond à une efficacité d'un objet retenu en fonction du temps.

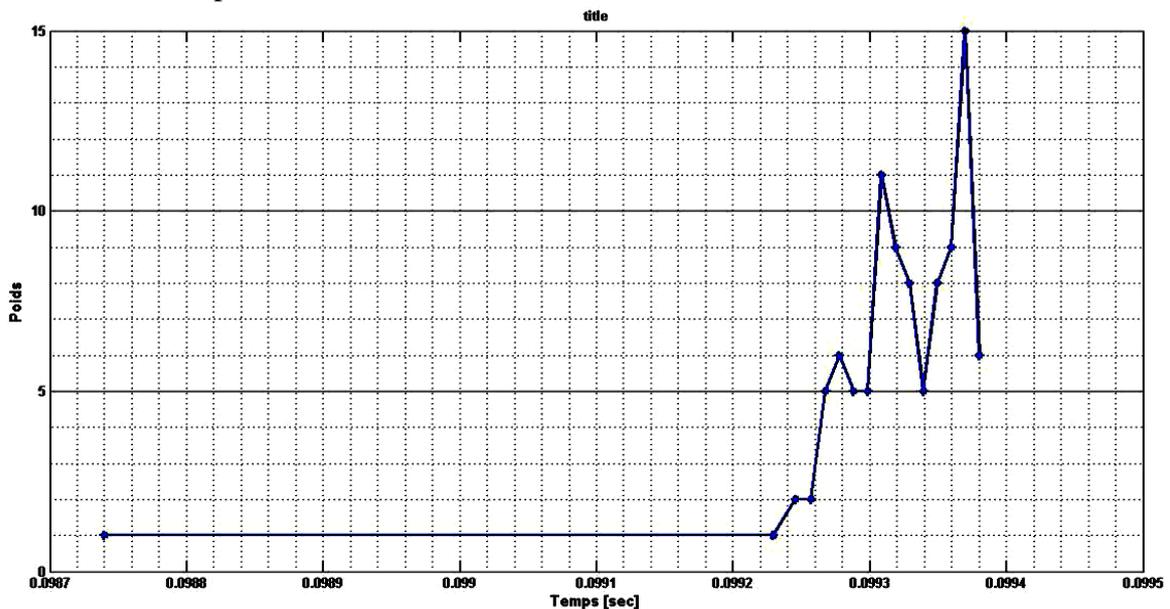


Figure IV 3 : le poids de chaque objet retenu par rapport au temps

La figure ci-dessus représente un schéma aléatoire, justifié par le poids des objets retenus qui sont classés en fonction de leurs efficacités.

Autrement dit, chaque point correspond à un poids d'objets retenus en fonction du temps.

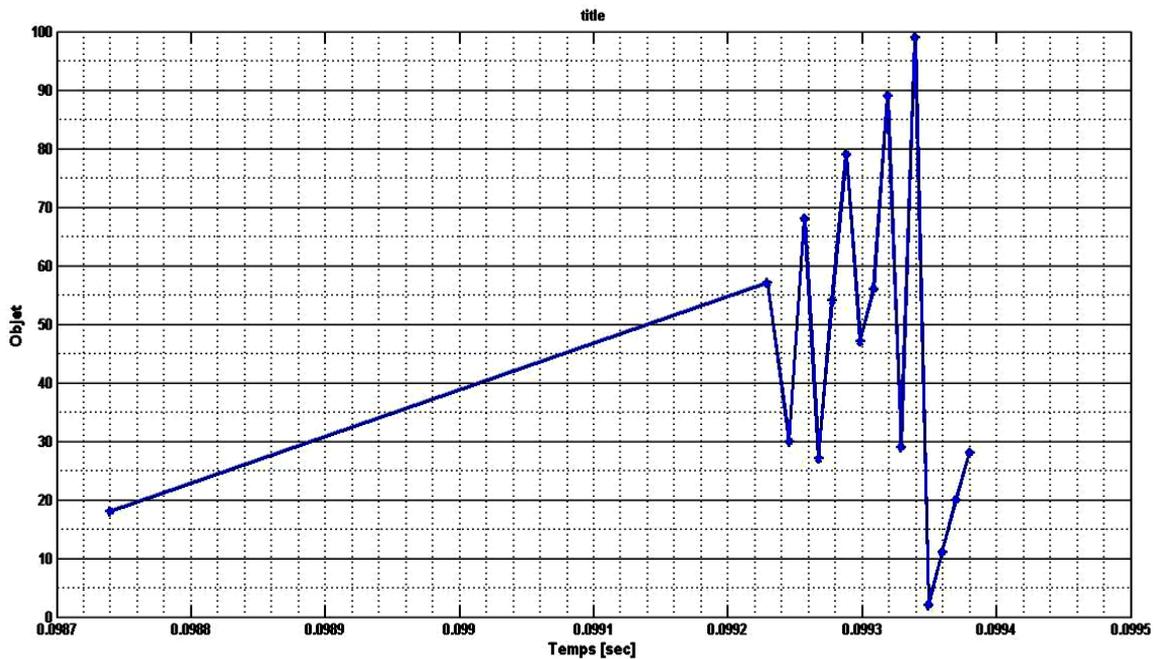


Figure IV 4 : le temps de traitement de chaque objet retenu

La figure ci-dessus représente un schéma aléatoire, qui représente le classement des objets sélectionnés selon leurs efficacités et leurs poids. Le nombre des points affichés dans ce graphique représente le nombre d'objets retenus.

D'après les figures (4.2) (4.3) (4.4) on obtient les résultats affichés dans le tableau suivant :

Les objets	18	57	30	68	27	54	79	47
Efficacité	96	43	31	23	19,8	14,5	14,4	12
Poids	1	1	2	2	5	6	5	5
Les objets	56	89	29	99	2	11	20	28
Efficacité	9,1	7,66	7,25	6,6	5,875	5,6685	5,6666	5,334
Poids	11	9	8	5	8	9	15	6

Tableau 6: les objets retenus, l'efficacité et le poids de chaque objet.

Le bénéfice totale = 1040.

Le temps d'exécution = 0,09938 s.

b) Algorithme Programmation dynamique

Dans ce programme on utilise l'algorithme qui suit, avec les mêmes paramètres qu'on a utilisés dans le programme précédent

Initialisation de l'Algorithme:

- On note $B(k, p)$ le bénéfice maximal réalisable avec des objets 1, 2, ..., k et le poids maximal p

L'algorithme précédent va afficher un tableau de programmation dynamique de dimension $[n ; w]$.

Le temps de traitement de chaque ligne représente le temps de traitement de chaque objet.

La dernière colonne de la « n » éme ligne représente le bénéfice des « n » objets traités.

Donc La valeur de la dernière colonne de la dernière ligne représente la valeur maximale optimisée du bénéfice.

Voire les figures (4.5)(4.6)

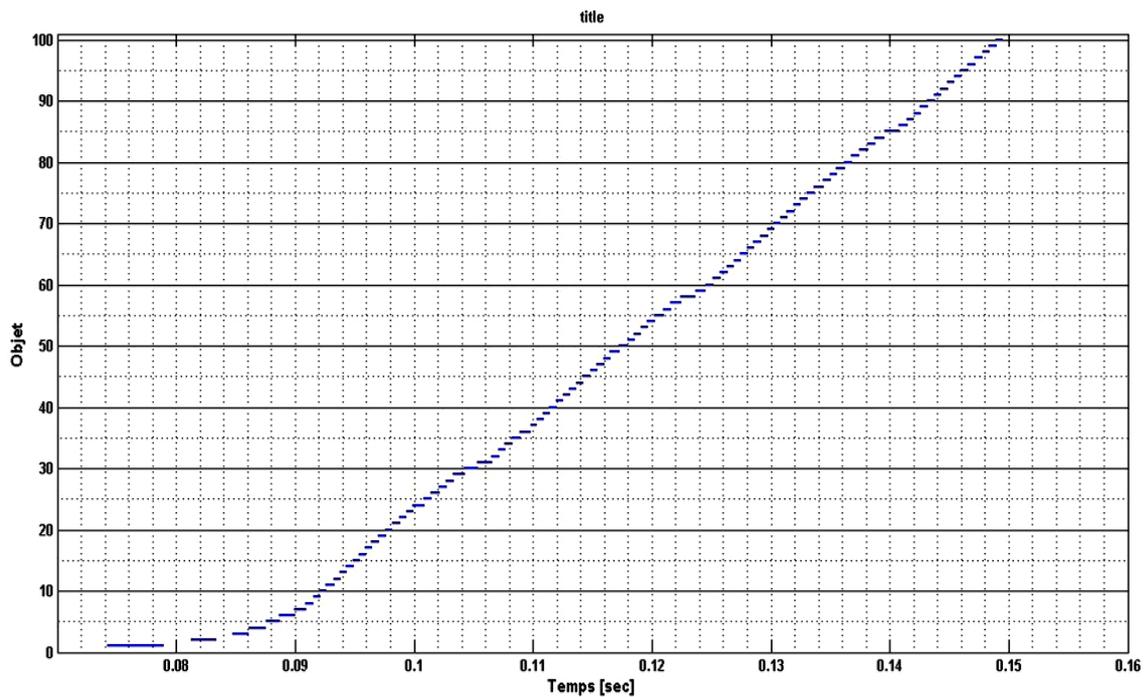


Figure IV 5 : le temps de traitement de chaque objet.

Cette figure nous montre le temps d'exécution de chaque objets.

Le temps d'exécution de dernier objet représente le temps d'exécution du programme.

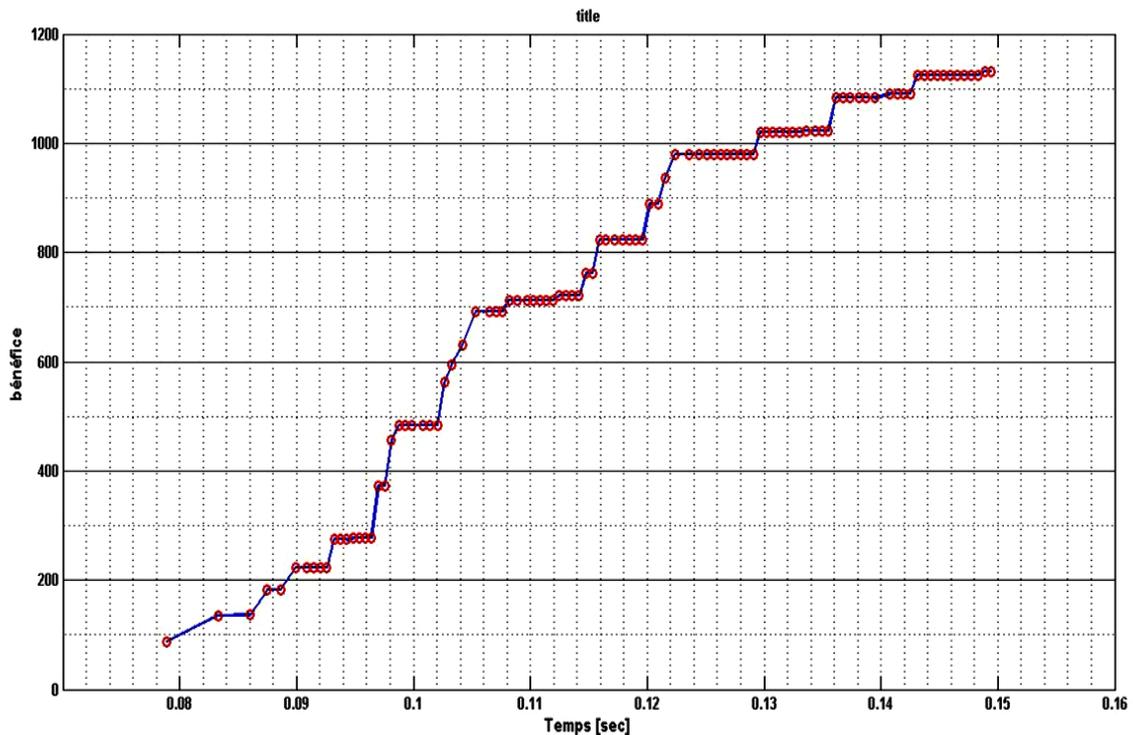


Figure IV 6 : le bénéfice obtenu de chaque objet traité par rapport au temps.

Chaque point représente la valeur de la dernière colonne de chaque ligne (nombre de n traité). Et le point final représente la valeur maximale optimisée du bénéfice.

Le bénéfice maximale optimisé = 1132.

Le temps d'exécution = 0,15s

VI Comparaison :

D'après l'expérience précédente on constate que la valeur de bénéfice qui a été résolu par la méthode de la programmation dynamique est plus grande et plus optimisée que le résultat obtenu par la méthode de glouton avec les mêmes paramètres $1132 > 1040$.

Par contre la méthode de la programmation dynamique prend plus de temps que la méthode de glouton à l'exécution avec les mêmes paramètres $0,15 > 0,09938$ [second].

- **Exemples supplémentaires :**

Les paramètres :

	n	W
1	250	250
2	500	500
3	1000	1000
4	1200	1500

Tableau 7: le nombre d'exemple et les paramètres considérés de chaque objet.

Les résultats obtenus :

Bénéfice :

Le tableau suivant représente la différence entre les valeurs de bénéfice obtenue par la méthode de la programmation dynamique et la méthode de glouton :

	1[250;250]	2[500;500]	3[1000;1000]	4[1200;1500]
Dynamique	1537	2108	2723	2892
Glouton	1469	2050	2676	2827

Tableau 8:le bénéfice obtenu par chaque méthode pour chaque exemple.

l'exemple	1	2	3	4
La comparaison	68	58	47	65

Tableau 9: comparaison de bénéfice obtenu par chaque méthode pour chaque exemple.

On remarque que pour n'importe qu'elle valeur de « n » et n'importe qu'elle valeur de « w » la valeur de bénéfice obtenu par la méthode de programmation dynamique est plus grande que la valeur de bénéfice obtenu par la méthode de glouton.

La valeur de bénéfice obtenu par la méthode de la programmation dynamique est optimisé dans le cas de maximisation de cout.

Le temps de traitement [second] :

Le tableau suivant représente la différence entre le temps de traitement[second] de programme de la méthode de la programmation dynamique et le temps[second] de traitement de programme de la méthode de glouton:

	1[250;250]	2[500;500]	3[1000;1000]	4[1200;1500]
Dynamique	0,7407	2,9082	11,5654	20,7939
Glouton	0,0717	0,0821	0,1320	0,1316

Tableau 10:le temps de traitement pour chaque méthode pour chaque exemple.

l'exemple	1	2	3	4
La comparaison	0.669	2.826	11.4334	20.6623

Tableau 11: comparaison du temps de traitement de chaque méthode pour chaque exemple.

On remarque que le temps de traitement de programme de la méthode de glouton est plus petit que le temps de traitement de programme de la méthode de la programmation dynamique pour n'importe qu'elle valeur de « n »et « w ».

On remarque aussi que pour n'importe qu'elle valeur de « n »et « w » la méthode de glouton ne dure que des fractions de secondes pour le traitement, par contre le programme de la méthode de la programmation dynamique dure une dizaine de secondes dans le cas ou la valeur de « n »et « w » est grand.

Conclusion

Afin de répondre à l'objectif de concevoir un algorithme d'optimisation multi objectif efficace, en temps de calculs (raisonnable), en qualité de solutions produites et permettant de traiter des problèmes de taille raisonnable, nous avons proposé dans ce chapitre deux algorithmes un exacte et l'autre approché pour résoudre le problème d'allocation des ressources dans RC.

On a conclu que les valeurs qu'on a obtenu dans l'exemple de la méthode exacte sont optimales dans le cas de maximisation du bénéfice et que la durée du temps de traitement dépend du nombre des objets (n), plus le nombre (n) augmente le temps augmentera plus encore

Les valeurs obtenues par la méthode approchée ne sont pas optimales. Plus le nombre de (n) augmente plus on s'éloigne de la valeur optimale, mais ça reste une méthode assez rapide en question de temps de traitement pour n'importe quel nombre de (n)

Conclusion général :

On a abordé dans cette thèse la problématique d'allocation des ressources fréquentielles licenciées à des utilisateurs secondaires dans un RRC dans l'objectif d'utiliser le spectre radio d'une façon efficace.

Dans un RRC l'utilisation du spectre est partagée entre les « PUs » et les « SUs », ces derniers ont la capacité de fonctionner sur n'importe quelle bande, cette capacité peut causer des interférences à la transmission primaire. Dans le cas où on sélectionne des bandes fréquentielles licenciées, la résolution du problème nécessite : une architecture cellulaire spécifique (qui s'appelle l'architecture réseau radio cognitive (RRC)), des critères, des approches, et des techniques, et des techniques l'allocation du spectre radio .

L'objectif du PU est de maximiser son gain, c'est à dire qu'il va offrir les canaux libres au plus offrant.

La négociation entre les SU et PU se fera dans un premier temps sur trois critères qui sont :

- Le prix : ça veut dire le bénéfice maximal obtenu par « PU » pour l'allocation de ses ressources.
- Le temps de traitement : ça veut dire le temps nécessaire pour étudier les offres des « SUs » proposé et pour prendre la décision d'allocation par « PU ».
- Et la qualité.

Dans notre étude on s'est focalisé sur les deux premiers critères, le prix et le temps, qui sont considérés comme des problèmes d'optimisation combinatoire de type sac à dos.

On a proposé dans cette thèse la programmation dynamique comme un algorithme exacte, et la méthode de glouton comme méthode approchée pour la résolution. L'objectif principal était de comparer les résultats obtenus par ces deux méthodes, les expérimentations effectuées sur différents critères, tels que le temps de traitement, le coût obtenu qui ont prouvé leurs efficacité.

Les résultats obtenus mettent en évidence le très bon comportement de la méthode exacte pour l'optimisation de bénéfice d'un « PU » et la vitesse de traitement des données pour la méthode approchée.

Syntaxe

```
5 - tStart = tic;
6 - s=0;
7 - n = csvread('test0.csv');
8 - w = csvread('test1.csv');
9 - x = csvread('test2.csv');
10 - b = csvread('test3.csv');
11 - for i=1:1:n
12 -     eff(i)=b(i)/x(i);%l'efficassité
13 - end
14 - [a,ob]=sort(eff,'descend');
15
16 - for i=1:1:n
17 -     x_ll(i)= x(ob(i));
18 - end
19 - for i=1:1:n
20 -     if (max(a(i)))
21 -         if (x_ll(i)<=w)
22 -             a_l(i) = a(i);
23 -             x_l(i) = ob(i);
24 -             poit_l(i) = x_ll(i);
25 -             w=w-x_ll(i);
26 -             s=s+b(ob(i));
27 -             tEnd_l(i) = toc(tStart);
28 -         end
29 -     end
30 - end
31
32 - disp(x);
33 - disp(b);
34 - disp(eff);
35 - disp(s);
```

Méthode de Glouton

```

12 -     w = csvread('test1.csv');
13 -     x = csvread('test2.csv');
14 -     b = csvread('test3.csv');
15 -     disp(x);
16 -     disp(b);
17 -     k=1;
18 -     for i=1:x(1)
19 -         s(1,i)=0;
20 -         tEnd_l(1,i) = toc(tStart);
21 -     end
22 -     for i=x(1)+1:w+1
23 -         s(1,i)=b(1);
24 -         tEnd_l(1,i) = toc(tStart);
25 -     end
26 -     for k=2:n
27 -
28 -         for i=1:x(k)
29 -             s(k,i)=s(k-1,i);
30 -             tEnd_l(k,i) = toc(tStart);
31 -         end
32 -         % for i=x(k)+1:w+1
33 -         for i=x(k)+1:w+1
34 -             if (s(k-1,i)<s(k-1,(i+1)-x(k)-1)+b(k))
35 -                 s(k,i)=s(k-1,(i+1)-x(k)-1)+b(k);
36 -                 tEnd_l(k,i) = toc(tStart);
37 -             else
38 -                 %s(k,i)=s(k-1,w-x(k)-1);
39 -                 s(k,i)=s(k-1,i);
40 -                 tEnd_l(k,i) = toc(tStart);
41 -             end
42 -         end

```

Programmation Dynamique

```
1 -   clc
2 -   clear all;
3 -   close all;
4
5 -   n=input('n=');%nombre d'objets (su)
6 -   w=input('w='); %pois totale
7 -   x=randi(100,n,1);
8 -   b=randi(100,n,1);
9
10 -  csvwrite('test0.csv',n)
11 -  csvwrite('test1.csv',w)
12 -  csvwrite('test2.csv',x)
13 -  csvwrite('test3.csv',b)
```

Programme d'initiation

Références Bibliographiques et Webliographie

- [1] ET Docket 03-222 "Notice of proposed rule making and order." FCC, Décembre 2003.
- [2] J.Mitola, "Cognitive radio architecture : The Engineering Foundations of Radio XML Link", John Wiley and Sons, 2006.
- [3] I.F.Akyildiz, W-Y. Lee, M.C. Vuran et S. Mohanty, "Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: a survey", Computer Networks, 2006, vol.50, n°13, pp. 2127–2159.
- [4] S.Haykin, "Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications", IEEE Journal on Selected Areas in Communications, Février 2005, vol. 23, pp. 201–220.
- [5] Q. Zhao et B.M. Sadler, "A survey of dynamic spectrum access: signal processing, networking, and regulatory policy", IEEE Signal Processing Magazine, vol. 4, n°.3, 2007, pp.79-89.
- [6] A. Amraoui, W. Baghli, and B. Benmammam, "Amélioration de la fiabilité du lien sans fil pour un terminal radio cognitive mobile".
- [7] Badr Benmammam, Asma Amraoui, "Réseaux de radio cognitive: Allocation des ressources radio et accès dynamique au spectre".
- [8] A. AMRAOUI "Vers une architecture multi-agents pour la radio cognitive opportuniste".
- [9] U. Mir, "Utilization of Cooperative Multiagent Systems for Spectrum Sharing in Cognitive Radio Networks", PHD THESES, September 2011 .
- [10] B. Ahlam, L. Mohamed, and M. B. Amel, "Vers l'auto-gestion d'un réseau de radio cognitive".
- [11] Amraoui Asma, Baghli Wassila, "Synthèse de profils applicatifs dans le cadre des réseaux radio cognitive".
- [12] A. Schaërlig, Décider sur plusieurs critères. Panorama de l'aide à la décision.
- [13] B. Benmammam, A. Amraoui, F. Krief, "A Survey on Dynamic Spectrum Access Techniques in Cognitive Radio Networks", International Journal of Communication Networks and Information Security (IJCNIS), August 2013.
- [14] B.Benmammam, "Présentation de la radio cognitive".
- [15] Czyzak, P., &Jaszkiewicz, A. 1998. Pareto simulated annealing a metaheuristic technique for multiple-objective combinatorial optimisation. Journal of Multi-Criteria Decision Analysis.

- [16] A. Kashyap, S. Ganguly, and S. Das. Characterizing interference in 802. 11-based wireless mesh networks. Technical report, Stony Brook University, 2006.
- [17] E. Z. Tragos, S. Zeadally, A. G. Fragkiadakis, and V. A. Siris. Spectrum assignment in cognitive radio networks : A comprehensive survey. In *IEEE communications surveys and tutorials third quarter*, volume 15, 2013.
- [18] I. Akyildiz, W. Lee, M. Vuran, and S. Mohanty. Next generation/ dynamic spectrum access/ cognitive radio wireless networks : A survey. *Networks*, 50(13) :2127–2159, September 2006.
- [19] FCC Federal Communications Commission. Notice of proposed rule making and order. Technical Report 03- 322, Federal Communications Commission, 2003.
- [20] N. Nie, C. Comaniciu, and P. Agrawal. A game theoretic approach to interference management in cognitive networks. *Wireless Communications*, 07030 :199–219, 2007.
- [21] N. Nie and C. Comaniciu. Adaptive channel allocation spectrum etiquette for cognitive radio networks. *Mobile Networks and Applications*, 11 :779–797, 2006.
- [22] D. R. Joshi, D. C. Popescu, and O. A. Dobre. Joint spectral shaping and power control in spectrum overlay cognitive radio systems. *IEEE Trans. Commun.*, (3) :1–6, 2012.
- [23] A. Hoang, Y. Liang, and M. Islam. Maximizing throughput of cognitive radio networks with limited primary users' cooperation. In *IEEE International Conference ICC'07*, page 5177–5182, 2007.
- [24] D. Chen, Q. Zhang, and W. Jia. Aggregation aware spectrum assignment in cognitive ad-hoc networks. In *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*, 2008, pages 1–6. 3rd International Conference on. IEEE, 2006.
- [25] A. Hoang and Y. Liang. Maximizing spectrum utilization of cognitive radio networks using channel allocation and power control. In *in Vehicular Technology Conference VTC-2006 Fall*, pages 1–5. 2006 IEEE 64th, 2006.
- [26] G. Liu, L. Zhou, K. Xiao, B. Yu, G. Zhou, B. Wang, and X. Zhu. Receiver-centric channel assignment model and algorithm in cognitive radio network. In *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, WiCOM'08*, 4th International Conference, number 1, page 1–4. IEEE, 2008.
- [27] H. A. Bany Salameh. Throughput-oriented channel assignment for opportunistic spectrum access networks. *Mathematical and Computer Modelling*, 53(11-12) :2108–2118, 2011.

- [28] D. Ngo, C. Tellambura, and H. Nguyen. Resource allocation for ofdma-based cognitive radio multicast networks with primary user activity consideration. In *EEETrans. Veh. Technol*, volume 59, page 1668–1679, 2010.
- [29] L. Yu, C. Liu, and W. Hu. Spectrum allocation algorithm in cognitive ad-hoc networks with high energy efficiency. In *Green Circuits and Systems (ICGCS) International Conference*, 2010.
- [30] C. Peng, H. Zheng, and B. Y. Zhao. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access. *Mobile Networks and Applications*, 11(4) :555–576, May 2006.
- [31] A. Plummer and S. Biswas. Distributed spectrum assignment for cognitive networks with heterogeneous spectrum opportunities. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 11(9) :1239–1253, September 2011.
- [32] D. Lee and W. Jeon. Channel assignment and routing with overhead reduction for cognitive radio-based wireless mesh networks. In *Wireless Communications and Signal Processing (WCSP), International Conference on. IEEE*, pages 1–5, 2011.
- [33] A. Hoang, Y. Liang, and M. Islam. Power control and channel allocation in cognitive radio networks with primary users’ cooperation. *IEEE Trans. Mobile Computing*, 9(3) :348–360, 2010.
- [34] Z. Wu, P. Cheng, X. Wang, X. Gan, H. Yu, and H. Wang. Cooperative spectrum allocation for cognitive radio network : An evolutionary approach. In *Communications(ICC), IEEE International Conference*, page 1–5, 2011.
- [35] H. Sandalidis and P. Stavroulakis. Heuristics for solving fixed- channel assignment problems. In *Handbook of wireless networks and mobile computing*, volume 8, page 51–70, 2002.
- [36] E. Silver. An overview of heuristic solution methods. *Operational research society*, 55(9) :936–956, 2004.
- [37] D. Lee, W. Jeon, and D. Jeong. Joint channel assignment and routing in cognitive radio-based wireless mesh networks. In *in Vehicular Technology Conference (VTC2010-Spring) IEEE 71st*, pages 1–5, 2010.
- [38] M. Bkassiny and S. K. Jayaweera. Optimal channel and power allocation for secondary users in cooperative cognitive radio networks. In *2nd International Conference on Mobile Lightweight Wireless Systems (MOBILIGHT)*, 2010.

- [39] J. Xiang. Joint qos-aware admission control, channel assignment, and power allocation for cognitive radio cellular networks. In IEEE 6th International Conference on Mobile Adhoc and Sensor Systems, page 294–303, October 2009.
- [40] H. Salameh, M. Krunz, and O. Younis. Distance- and traffic-aware channel assignment in cognitive radio networks. In Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks, SECON'08 5th Annual IEEE Communications Society Conference, page 10–18, 2008.
- [41] E. Z. Tragos, G. T. Karetzos, S. A. Kyriazakos, and K. Vlahodimitropoulos. Dynamic segmentation of cellular networks for improved handover performance. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 8(7) :907–919, 2008.
- [42] A. Hoang and Y. Liang. Downlink channel assignment and power control for cognitive radio networks. *IEEE Trans. Wireless Commun*, 7(8) :3106–3117, 2008.
- [43] Y. Li, X. Wang, and M. Guizani. Resource pricing with primary service guarantees in cognitive radio networks : A stackelberg game approach. In IEEE Globecom, pages 1–5, 2009.
- [44] C. Xin, M. Song, L. Ma, C. Shen, and G. Hsieh. On random dynamic spectrum access for cognitive radio networks. *IEEE GLOBECOM Conference 2*, pages 1–5, 2010.
- [45] C. J. Rieser, T. W. Rondeau, C. W. Bostian, Gallagher, and T. M. Gallagher. Cognitive radio testbed : Further details and testing of a distributed genetic algorithm based cognitive engine for programmable radios. In *IEEE Military Communications Conference*, volume 3, pages 1437–1443, October 2004.
- [46] M. Elnourani. *Cognitive radio and game theory : Overview and simulation*. J. Blekinge Institute of Technology, 2008.
- [47] C. Yang, J. Liang, and Z. Tian. Optimal power control for cognitive radio networks under coupled interference constraints : A cooperative game-theoretic perspective. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 59 :1696–1706, 2010.
- [48] D. Niyato and E. Hossain. Competitive pricing for spectrum sharing in cognitive radio networks : dynamic game, inefficiency of nash equilibrium, and collusion. *IEEE Transactions on Selected Areas in Communications*, 308 :192–202, 2008.
- [49] H. Xiuli, A. Prasad, S.P. Sethi, and G. Gutierrez. A survey of stackelberg differential game models in supply and marketing channels. *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, 16 :385–413, 2007.

- [50] Li Yun, X. Wang, and M. Guizani. Resource pricing with primary service guarantees in cognitive radio networks : A stackelberg game approach. In Proceedings of IEEE Globecom, pages 1–5, 2009.
- [51] I. Ngom et L. Diouf, “La radio cognitive”, Université Lille 1 USTL, 2008.
- [52] G. M. Padberg, «A branch-and-cut algorithm for the resolution of large scale symmetric traveling salesman problems,» SIAM review, 1991.