



République Algérienne Démocratique et Populaire  
Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen  
Faculté des Sciences  
Département d'Informatique

**Mémoire de fin d'études  
pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique**

**Option: Réseaux et Systèmes Distribués (RSD)**

## Thème

*Optimisation de la QOS dans un réseau de radio cognitive en  
utilisant les algorithmes génétiques*

**Réalisé par :**

***M. HASSAINE Yazid***

**Présenté le 24 Juin 2014 devant le jury composé de MM.**

***N. LABRAOUI***

***(Président)***

***B. BENMAMMAR***

***(Encadreur)***

***M. LEHSAINI***

***(Examineur)***

***A. BELHOUCINE***

***(Examineur)***

***Année universitaire: 2013-2014***

# Remerciements

---

Je remercie Dieu tout puissant, qui m'a donné la force et la patience pour l'accomplissement de ce travail.

Je tiens à remercier Monsieur B. BENMAMMAR Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, pour l'honneur qu'il m'a fait de bien vouloir m'encadrer, et pour les conseils donnés lors de la réalisation de ce travail.

Je remercie aussi mon co-encadreur Melle N. ALI SAOUCHA de m'avoir proposé ce sujet et pour les remarques qu'elle m'a donné.

J'adresse mes remerciements les plus sincères aux membres du jury présent ce jour.

Je remercie Madame N. LABRAOUI de l'Université de Tlemcen, pour l'honneur qu'elle m'a fait de bien vouloir présider ce jury.

Aussi, Mes respectueux remerciements à Monsieur M. LEHSAINI et Monsieur A. BELHOUCINE qui ont acceptés d'examiner ce travail.

Enfin, Mes remerciements les plus sincères à tous mes proches, familles, amis et collègues qui m'ont toujours soutenu et encouragé. Tous ceux et celles qui ont contribué, de près ou de loin, par leur soutien, leur amitié ou leur expérience tout au long de ce travail.

# Résumé

---

Dans ce mémoire on s'est intéressé à l'optimisation de la qualité de service dans les réseaux radio cognitives, dans un contexte multi-porteuses, en utilisant les algorithmes génétiques basés sur le codage binaire et le codage réel. L'accent est mis sur l'impact de l'accroissement des sous-porteuses. Les résultats ont montré que l'utilisation du codage réel peut améliorer significativement la qualité de service de l'utilisateur, mais son utilisation doit être limitée à un certain nombre de sous porteuses pour être utilisée dans un contexte temps réel.

**MOT CLES:** Radio cognitive, optimisation multi-objectifs, algorithmes génétiques, QoS.

# Abstract

---

In this report we are interested in optimizing the quality of service in cognitive radio networks, in multi-carrier context, using genetic algorithms based on binary coding and real coding. The focus is on the impact of increased subcarrier. The results showed that the use of real coding can significantly improve the quality of service of the user, but its use should be limited to a certain number of channels to be used in a real time environment.

**KEYWORDS:** Cognitive radio, multiobjective optimization, genetic algorithm, QoS.

## الملخص

---

العمل المقدم في هاته المذكرة مخصص بتحسين نوعية الخدمة في الشبكات الراديوية الإدراكية في اطار متعدد الحوامل باستخدام الخوارزميات الجينية الثنائية و الحقيقية الترميز , حيث تمت دراسة مدى تأثير زيادة عدد الحوامل على فعالية الخوارزميات الجينية الثنائية و الحقيقية الترميز. أظهرت النتائج أن استخدام الترميز الحقيقي يمكن أن يحسن بشكل كبير نوعية الخدمة للمستعمل، ولكن استخدامه ينبغي أن يقتصر على عدد معين من الحوامل لاستخدامه في مجال الزمن الطبيعي.

**الكلمات المفتاحية:** الراديوية الإدراكية، التحسين المتعدد الهدف، الخوارزميات الجينية، جودة الخدمة.

# Sommaire

---

<b>Introduction.....</b>	<b>1</b>
<b>I- La radio cognitive .....</b>	<b>3</b>
I-1 Introduction .....	3
I-2 Généralités sur la gestion du spectre radio.....	4
I-3 Exemple de limites du modèle classique de gestion du spectre .....	5
I-4 Statut actuel de l'allocation du spectre .....	5
I-5 Accès dynamique au spectre.....	7
a- Les utilisateurs primaires .....	8
b- Les utilisateurs secondaires .....	8
I-6 Radio logicielle restreinte.....	9
I-7 Radio cognitive.....	9
a- Les utilisateurs du réseau secondaire .....	11
b- La station de base du réseau secondaire .....	11
c- Le courtier spectral.....	11
I-8 La capacité cognitive .....	11
a- Spectrum Sensing.....	12
• La détection de l'émetteur primaire.....	12
• La détection du récepteur primaire.....	13
• La gestion des interférences.....	13
b- Spectrum Decision .....	14
c- Spectrum Sharing .....	15
d- Spectrum Mobility.....	15
I-9 Conclusion.....	16
<b>II- Les algorithmes génétiques.....</b>	<b>17</b>
II-1 Introduction .....	17
II-2 Présentation.....	18
II-3 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique .....	18
II-4 Représentation.....	19
a- Représentation binaire.....	20

b- Représentation réel .....	21
II-5 Population initiale .....	21
II-6 Fonction d'évaluation .....	21
II-7 Sélection .....	22
a- Roue de la loterie .....	23
b- Sélection par rang trie.....	23
c- Sélection par tournoi.....	24
II-8 Croisement.....	25
a- Croisement à un point.....	25
b- Croisement multipoints.....	26
c- Croisement uniforme .....	26
II-9 Mutation .....	27
a- Mutation stochastique .....	27
b- Mutation à 1 bit .....	27
II-10 Remplacement .....	27
a- Remplacement générationnel.....	28
b- Remplacement élitiste .....	28
c- Remplacement continu .....	28
II-11 Critère d'arrêt .....	28
II-12 Paramétrages des algorithmes génétiques .....	28
a- Influence du nombre d'individus.....	29
b- Influence du nombre de générations .....	29
c- Influence du taux de mutation .....	29
II-13 Conclusion.....	30
<b>III- Application .....</b>	<b>31</b>
III-1 Introduction .....	31
III-2 La fonction objectif .....	32
III-3 Les différents modes de transmission.....	35
a- Mode urgence .....	35
b- Mode multimédia .....	35
c- Mode batterie faible.....	35
III-4 Le moteur cognitif.....	36
III-5 Espace de conception .....	37
a- Puissance.....	37
b- Modulation .....	38

c- Atténuation .....	38
III-6 Codage .....	38
a- Représentation binaire.....	38
• Codage binaire de la puissance .....	39
• Codage binaire de la modulation.....	39
b- Représentation réel .....	40
III-7 Population initiale .....	41
III-8 Sélection .....	42
III-9 Reproduction .....	42
a- Croisement.....	42
b- Mutation .....	43
III-10 Critère d'arrêt .....	44
III-11 Présentation de l'application .....	44
III-12 Comportement de l'algorithme dans les différents modes .....	49
III-13 Codage binaire Vs codage réel .....	52
a- Résultats obtenus.....	52
b- Temps de calcul.....	53
III-14 Conclusion.....	55
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>56</b>
<b>Bibliographie .....</b>	<b>58</b>

# Liste des figures

---

Figure I-1 : Occupation du spectre mesuré sur six emplacements [4].....	6
Figure I-2 : Occupation du spectre mesuré en moyenne sur six emplacements [4] .....	6
Figure I-3 : L'allocation statique vs L'allocation dynamique du réseau routier [5].....	7
Figure I-4 : Le concept des trous du spectre [6] .....	8
Figure I-5 : Lien entre les différents types de radio [10] .....	10
Figure I-6 : Réseau de future génération [11].....	10
Figure I-7 : La capacité cognitive [12] .....	12
Figure I-8 : Problèmes de la détection d'émetteur [11].....	13
Figure I-9 : Accès au spectre coopératif et non-coopératif [13] .....	14
Figure II-1 : Organigramme de fonctionnement d'un algorithme génétique [20].....	19
Figure II-2 : Exemple de codage binaire .....	20
Figure II-3 : Fonctions mono critère et multi critère .....	22
Figure II-4 : La méthode de la sélection par tournoi .....	24
Figure II-5 : Croisement à un point .....	25
Figure II-6 : Croisement à deux points .....	26
Figure II-7 : Croisement uniforme.....	26
Figure II-8 : Mutation stochastique vs Mutation à 1 bit .....	27
Figure III-1 : Synoptique d'un moteur cognitif [30].....	36
Figure III-2 : Structure d'un chromosome.....	37
Figure III-3 : Codage binaire de l'individu .....	40
Figure III-4 : Exemple de codage réel .....	40
Figure III-5 : Liste des individus .....	41
Figure III-6 : Croisement réel .....	42
Figure III-7 : Exemple d'erreur lors du croisement binaire .....	43
Figure III-8 : Fenêtre principale.....	44
Figure III-9 : Menu Fichier .....	44
Figure III-10 : Menu préférences.....	45
Figure III-11 : Menu algorithme .....	45
Figure III-12 : Menu mode .....	46
Figure III-13 : Configuration manuel de la puissance .....	46
Figure III-14 : Configuration manuel de la modulation.....	47
Figure III-15 : Structure du fichier de persistance .....	47
Figure III-16 : Démonstration des figures générées .....	48
Figure III-17 : Convergence de la fonction objectif dans les différents modes de transmission .....	50
Figure III-18 : La différence de performance entre le codage binaire et réel .....	53
Figure III-19 : Temps de calcul du codage binaire par rapport au codage réel .....	54

# Liste des tableaux

---

Tableau I-1 : Exemple d'allocation des bandes licenciées aux Etats-Unis [1] .....	4
Tableau II-1 : La méthode de la sélection de la roue de loterie .....	23
Tableau II-2 : La méthode de la sélection par rang trie .....	24
Tableau III-1 : Représentation mathématique des trois critères [28].....	32
Tableau III-2 : Taux d'erreur sur les différents types de modulation [28] .....	33
Tableau III-3 : Définition des différents paramètres .....	33
Tableau III-4 : Influence des différents paramètres.....	34
Tableau III-5 : Poids associé aux différents modes de transmission .....	35
Tableau III-6 : Codage binaire de la puissance.....	39
Tableau III-7 : Codage binaire de la modulation.....	39
Tableau III-8 : Paramètre de configuration.....	49
Tableau III-9 : Espace de conception .....	49
Tableau III-10 : Meilleurs scores obtenus pour les trois modes .....	51
Tableau III-11 : Meilleurs scores obtenus après 10000 générations.....	52
Tableau III-12 : Valeurs optimales minimum.....	53
Tableau III-13 : Comparaison entre le codage binaire et le codage réel .....	54

# Acronyme

---

<b>Acronyme</b>	<b>Définition</b>
<b>UIT</b>	Union internationale des télécommunications
<b>CMR</b>	Conférences Mondiales des Radiocommunications
<b>AGS</b>	Autorité compétente de Gestion du Spectre
<b>ARCEP</b>	Autorité de Régulation des Communications Electroniques et des Postes (France)
<b>FCC</b>	Federal Communications Commission (USA)
<b>ISM</b>	Bandes radio Industriel, Scientifique, et Médical
<b>NTIA</b>	National Telecommunications and Information Administration
<b>SSC</b>	Shared Spectruc Company
<b>SDR</b>	Software Defined Radio
<b>KTH</b>	Institut royal de technologie
<b>RKRL</b>	Radio Knowledge Representation Language
<b>QOS</b>	Quality Of Service
<b>AGs</b>	Algorithmes Génétiques
<b>RC</b>	Radio Cognitive
<b>U-NII</b>	Unlicensed National Information Infrastructure
<b>PSK</b>	Phase Shift Keying
<b>QAM</b>	Quadrature Amplitude Modulation

# Introduction

---

Le domaine des télécommunications sans fil est en constante évolution, il tend à prendre une place de plus en plus importante dans les sociétés actuelles. Malheureusement, ce développement est en train de subir un blocage à cause de la pénurie du spectre. En effet, la majorité du spectre qui représente le support physique de la transmission sans fil, a déjà été alloué aux systèmes existants, en effet. D'après une étude réalisée en 2011 par National Telecommunications and Information Administration (NTIA) [3], on constate une saturation excessive de la table d'allocation du spectre, ce qui gêne l'attribution de fréquences pour de nouveaux systèmes radios.

Ainsi il devient évident qu'il faut plus de flexibilité dans la gestion du spectre, en effet, l'utilisation du spectre de fréquence n'est pas uniforme, bien que certaines bandes sont excessivement utilisées, d'autre ne le sont peu ou pas du tout, c'est là que l'idée de la gestion dynamique du spectre est apparue.

En effet, en parcourant le spectre entièrement, il se peut qu'à un moment donné, on trouve une bande de fréquence non utilisée par son propriétaire, il serait alors judicieux d'accéder à cette ressource non utilisée, Néanmoins, les technologies habituelles ont été conçues pour fonctionner avec des fréquences uniques prédéfinies, et ils ne sont pas capables de profiter de cette flexibilité. C'est là que la radio logiciel intervient, elle permet de se reconfigurer de manière à s'adapter soit en termes de fréquence, de débit, ou bien de type de modulation utilisée.

Cependant, pour résoudre le problème de la rareté du spectre et pour garantir une meilleure qualité de service aux utilisateurs, des fonctionnalités supplémentaires ont été ajoutées à la radio logiciel de façon à la rendre encore plus efficace, celle-ci donnant naissance à la radio cognitive.

La radio cognitive est une nouvelle approche des communications sans fil dont les émetteurs et récepteurs radios sont combinés avec des capteurs, la radio cognitive est dotée d'une intelligence qui lui permet d'ajuster ses paramètres (fréquence, puissance, modulation, bande passante) en fonction de son environnement, de la position

géographique et des besoins de l'utilisateur. Dans ce contexte, les algorithmes génétiques ont été reconnus pour leurs rapidités à parcourir un large espace de configuration possible, et ainsi, trouver la solution la plus adaptée.

Parmi les études effectuées dans ce domaine on peut citer l'étude de Newman [28]. Dans cette étude, on peut remarquer que le nombre de génération a été fixé, le type de codage utilisé est toujours le même, et le nombre de sous porteuse disponible est de l'ordre de 64.

Notre contribution consiste à comparer les performances des différents types de codage en prenant en considération un nombre de canal différent afin de mesurer l'impact de l'accroissement des sous porteuses.

Dans le premier chapitre, nous aborderons en premier lieu les problèmes provoqués par la gestion courante du spectre, et puis nous présenterons les grandes lignes de la radio cognitive.

Dans le deuxième chapitre, nous exposerons les différentes facettes liées aux algorithmes génétiques.

Dans le dernier chapitre, nous développerons dans la première partie, l'approche utilisée pour résoudre le problème de la qualité de service dans les réseaux cognitive en utilisant les algorithmes génétiques, dans la deuxième partie, nous présenterons notre application avec ses différentes fonctionnalités, par la suite nous exposerons les différentes simulations liées à l'accroissement des sous porteuses en utilisant le codage binaire et le codage réel.

Enfin, nous finirons par une conclusion dressant le bilan des travaux effectués, et nous exposerons quelques suggestions et visions sur des perspectives futures.

# I- La radio cognitive

---

## **I-1 Introduction**

La dernière décennie fut marquée par les systèmes de télécommunication qui ont évolué d'une façon exponentielle, toutes ces nouvelles technologies sont devenues indispensables, la demande croissante des utilisateurs de technologie sans fil est de plus en plus exigeante, que ce soit sur la qualité ou bien la disponibilité des services.

Cependant, ce développement est en train de subir un blocage à cause de la pénurie du spectre, ce qui a conduit à la recherche de solution destiné à résoudre ce problème, ainsi une nouvelle technologie appelée radio cognitive a émergé apportant avec elle une gestion dynamique du spectre.

Dans ce chapitre, nous allons appréhender les différents problèmes liés à la mauvaise gestion du spectre, par la suite nous allons présenter les grandes lignes de la radio cognitive et de ses différentes fonctions.

## I-2 Généralités sur la gestion du spectre radio

L'Union internationale des télécommunications (UIT) est une institution spécialisée des Nations Unies qui gère les spectres radio depuis 1927. Ces derniers organisent tous les trois ans des conférences appelées CMR (conférences mondiales des radiocommunications) pour débattre et, si nécessaire, réviser les traités internationaux qui réglementent l'usage du spectre.

L'attribution des fréquences se fait sur une base nationale et internationale. Ainsi l'UIT attribue des plages de fréquences entre 3 kilohertz et 300 gigahertz, qui correspondent à différents types d'utilisations, comme par exemple le [Tableau I-1]. Ensuite une autorité compétente de Gestion du Spectre (AGS) gère son utilisation conformément à UIT, telle que ARCEP (Autorité de Régulation des Communications Electroniques et des Postes) en France ou la FCC (Federal Communications Commission) aux Etats-Unis. Ces fréquences accueillent plusieurs types d'activités commerciales, personnelles, industrielles, publiques ou privées, parmi les activités les plus demandées figurent les activités de télécommunications qui constituent un outil très important pour le développement économique et social.

Service/système	Plage de fréquences
Radio AM	535 – 1605KH
Radio FM	88 – 108MHz
Diffusion TV (Chaines 2–6)	54 – 88MHz
Diffusion TV (Chaines 7–13)	174 – 216MHz
Diffusion TV (UHF)	470 – 806MHz
Broadband Wireless	746 – 764MHz, 776 – 794MHz
3G Wireless	1.7 – 1.85GHz, 2.5 – 2.69GHz
1G et 2G cellulaire	806 – 902MHz
Systèmes de communication personnels	1.85 – 1.99GHz
Wireless communications service	2.305 – 2.32GHz, 2.345 – 2.36GH
Radio numérique par satellite	2.32 – 2.325GHz
TV satellite	12.2 – 12.7GHz
Services fixes sans fil	38.6 – 40GHz

**Tableau I-1 : Exemple d'allocation des bandes licenciées aux Etats-Unis [1]**

Le spectre radio est une ressource rare, sa gestion doit être réglementée au niveau international. Il ne s'agit pas simplement d'une question pratique car ces ondes ne

respectent pas les frontières d'états souverains. La gestion du spectre comprend à la fois l'attribution des bandes de fréquences en veillant à leur utilisation prévue sans interférence, et l'obtention du rendement maximal du spectre. En effet, les fréquences élevées en raison de leurs bandes passantes accrues peuvent porter d'avantage d'information par rapport aux fréquences basses.

Depuis toujours, l'accès au spectre radio et son utilisation sont réglementés afin d'interdire tout brouillage entre utilisateurs de fréquences adjacentes [2], ainsi la totalité du spectre radio est découpés en blocs ou bandes fixes non-chevauchés et séparés par des bandes de garde.

### **I-3 Exemple de limites du modèle classique de gestion du spectre**

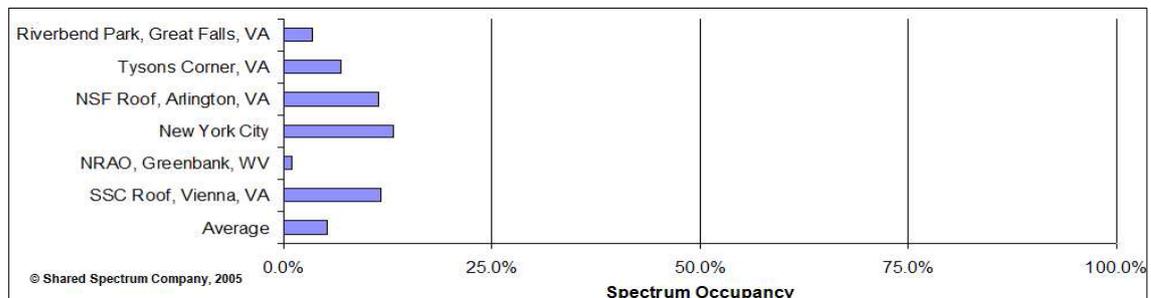
- 1- Le type d'utilisation du spectre est fixé, par exemple si une fréquence est destinée à être utilisée pour la télévision analogique, elle ne peut pas être allouée pour la télévision numérique, ainsi une grande partie du spectre sous utilisée est perdu.
- 2- Quand une société de télécommunication veut permettre à ces abonnés de communiquer, elles utilisent les fréquences qui lui sont allouées au niveau national, ainsi, dans les villes à grande densité l'exploitation des fréquences sont justifiée et dans d'autre cas, dans les zones rurales par exemple, le taux d'utilisation est très faible.
- 3- Seuls les utilisateurs qui ont des licences ont la possibilité d'utiliser le spectre, sauf dans le cas des bandes de fréquences ISM qui ne sont pas soumise à une licence.

### **I-4 Statut actuel de l'allocation du spectre**

Au cours de ces dernières années, des innovations importantes et des changements ont touché la pratique et la réglementation dans le domaine de la gestion du spectre. Cette amélioration fait suite à un problème dû aux retards concernant l'introduction et le développement de plusieurs types de technologies et de services bénéfiques, à cause d'une pénurie de fréquences radio.

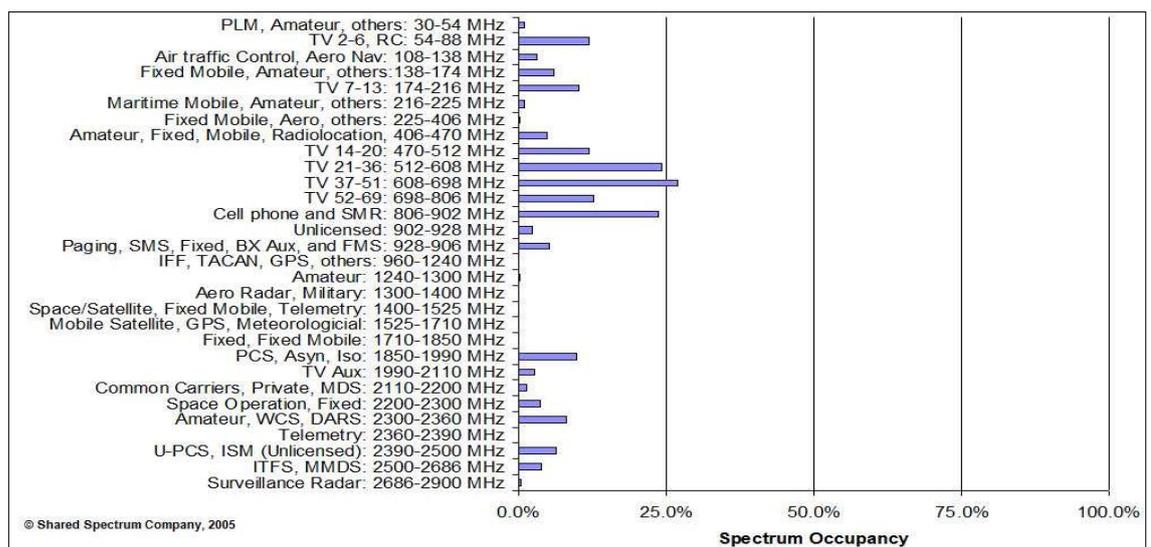
En effet, les spectres radio deviennent de plus en plus rares d'après une étude réalisée en 2011 par la National Telecommunications and Information Administration (NTIA) [3], on constate une saturation excessive de la table d'allocation du spectre, ce qui gêne l'attribution de fréquences pour de nouveaux systèmes radios.

D'après une autre étude réalisée par la Shared Spectruc Company (SSC) de janvier 2004 jusqu'à Aout 2005 [Figure I-1 et I-2], certaines bandes de fréquence sont déjà surchargés aux heures de pointe, néanmoins, d'autres le sont beaucoup moins. Ce qui fait que le taux d'utilisation du spectre de fréquence est relativement faible, par exemple à New York City, le taux moyen d'occupation spectrale est de 13.1% [4], celui-ci correspond à la plus forte densité d'utilisateur parmi les 6 emplacements qui ont fait l'objet de cette étude.



**Figure I-1 : Occupation du spectre mesuré sur six emplacements [4]**

Ainsi l'utilisation peut changer d'une position géographique à une autre, et selon les types de fréquences.



**Figure I-2 : Occupation du spectre mesuré en moyenne sur six emplacements [4]**

Au fur et à mesure du temps, il y a eu une importante augmentation du nombre d'abonnés souscrivant à des services sans fil en tout genre, en plus de la demande croissante du très haut débit partout et tout le temps, et l'augmentation exponentielle des

données échangées par les usagers, les différents pays ont été obligés de rechercher une nouvelle manière d'utiliser les spectres, ainsi est venu l'idée de la gestion dynamique du spectre.

Pour mieux se situer dans le contexte, prenons l'exemple d'un réseau routier, imaginant qu'il y ait une voie spécifiquement utilisée pour des véhicules bien déterminés, ou bien, des voie utilisées pour les cas d'urgences, et laisser en contrepartie d'autres voies complètement saturées [Figure I-3], et si au contraire tous les véhicules partageaient les mêmes voies, ainsi notre réseau routier sera mieux exploité, en évitera le cas de surcharge, et ont aura plus de place même pour les nouveaux véhicules.

Concrètement, si on applique cette idée a la gestion du spectre, ont aurais des solutions aux problèmes de manque artificiel des fréquences, En effet, les autorités mondiales de gestion du spectre s'orientent vers une modernisation de leurs politiques d'attribution de bande spectrales, et étudient des modèle alternatifs de gestion du spectre, ces études ont été portées vers l'idée de l'accès dynamique au spectre, en prenons en compte des aspects négligés auparavant comme la dimensions temporelles et géographiques du spectre.

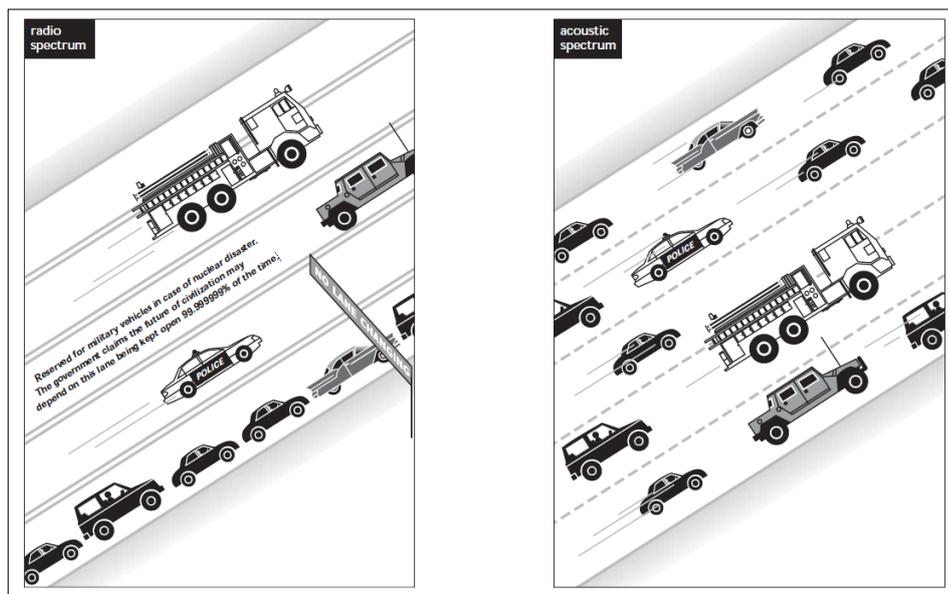


Figure I-3 : L'allocation statique vs L'allocation dynamique du réseau routier [5]

## I-5 Accès dynamique au spectre

L'un des acteurs clés qui influencent sur l'accès dynamique au spectre sont les utilisateurs primaires et secondaires :

## a- Les utilisateurs primaires

Ces utilisateurs (dit utilisateurs licenciés) sont des utilisateurs qui disposent d'une licence qui leur permet d'opérer sur des bandes spectrales qui leur sont réservées, ainsi ils ont le droit de communiquer en toute liberté à tout instant sur leurs bande de fréquence.

## b- Les utilisateurs secondaires

Ces utilisateurs ne possédant pas de licence, ils accèdent au spectre de façon opportuniste, mais ils doivent veiller à ne pas gêner les utilisateurs primaires, en effet ils doivent prendre la responsabilité de ne jamais interférer avec les utilisateurs primaires.

L'accès dynamique est une notion qui suit le principe de partage du spectre, en effet, à un temps donné et à un emplacement géographique spécifique, il arrive qu'un utilisateur primaire n'utilise plus sa bande de fréquence, ainsi d'autre utilisateur secondaires peuvent exploiter ces fréquences grâce à des trous dans le spectre [Figure I-4], et ça, sans perturber les communications des utilisateurs primaires, néanmoins, les systèmes sans fil existants ont été conçus pour fonctionner sur des fréquences dédiées, ce qui fait qu'ils ne pourront pas profiter de cette flexibilité prévue.

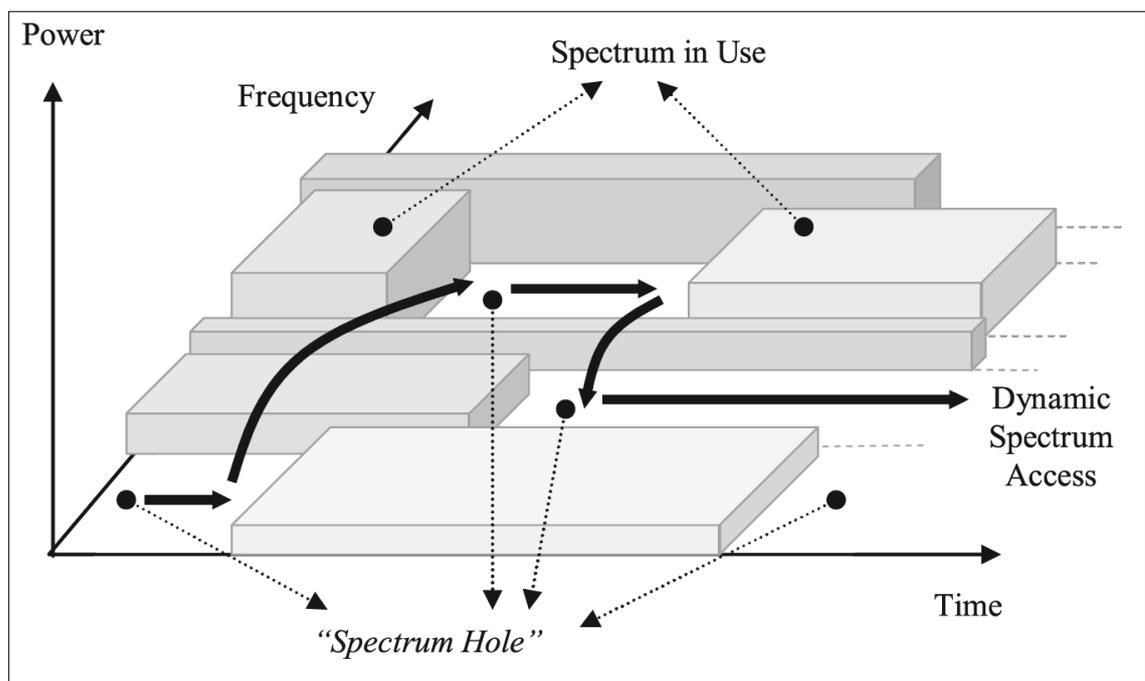


Figure I-4 : Le concept des trous du spectre [6]

En effet un système sans fil qui est sensé fonctionner sur la bande de fréquence 2.4Ghz par exemple ne pourra pas fonctionner sur d'autres fréquences, il se peut aussi que le type de modulation du signal et même la puissance soit différente.

Depuis, Le concept des radios multistandards a surgie [7], l'idée été de proposer une radio qui peut être reconfigurée dynamiquement, cette radio appelée radio logicielle (SDR ou Software Defined Radio) fut par la suite associée à d'autres fonctionnalités de façon à la rendre encore plus efficace, celle-ci a donnée naissance à la radio cognitive.

## **I-6 Radio logicielle restreinte**

La radio logicielle restreinte est un équipement qui peut modifier dynamiquement certaines de ses caractéristiques de façon logiciel [8], ainsi il peut modifier sa fréquences porteuse qui va lui permettre de transmettre et recevoir des signaux sur une large bande de fréquence, il peut aussi modifier le type de modulation et le niveau de puissance, et ça en utilisant le même matériel, en effet, la reconfiguration serait commandée par des algorithmes d'allocation flexible du spectre.

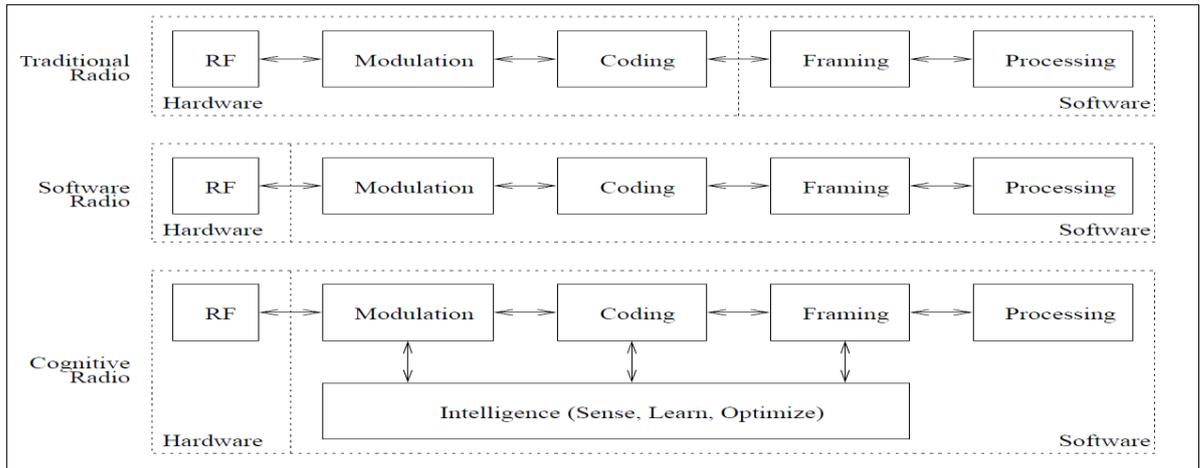
Ainsi, le concept de radio logicielle idéale qui a été envisagé dans les années 90 est en train de devenir une réalité, et va à long terme apporter de nombreux avantages pour tous les acteurs du domaine, concrètement, le gain d'une reconfiguration d'un équipement sera important mais doit en même temps compenser le surcout de ces terminaux équipé de cette technologie.

## **I-7 Radio cognitive**

Le concept de radio cognitive a été présenté par Joseph Mitola III en 1999 durant un séminaire à KTH [9], l'Institut royal de technologie. Contrairement à la radio logicielle, la radio cognitive introduit un langage appelé RKRL (Radio Knowledge Representation Language), et permet de faire une communication intelligente entre différents types de terminaux en sein d'un réseau sans fil, ainsi d'après Mitola : *«Une radio cognitive peut connaître, percevoir et apprendre de son environnement puis agir pour simplifier la vie de l'utilisateur.»*

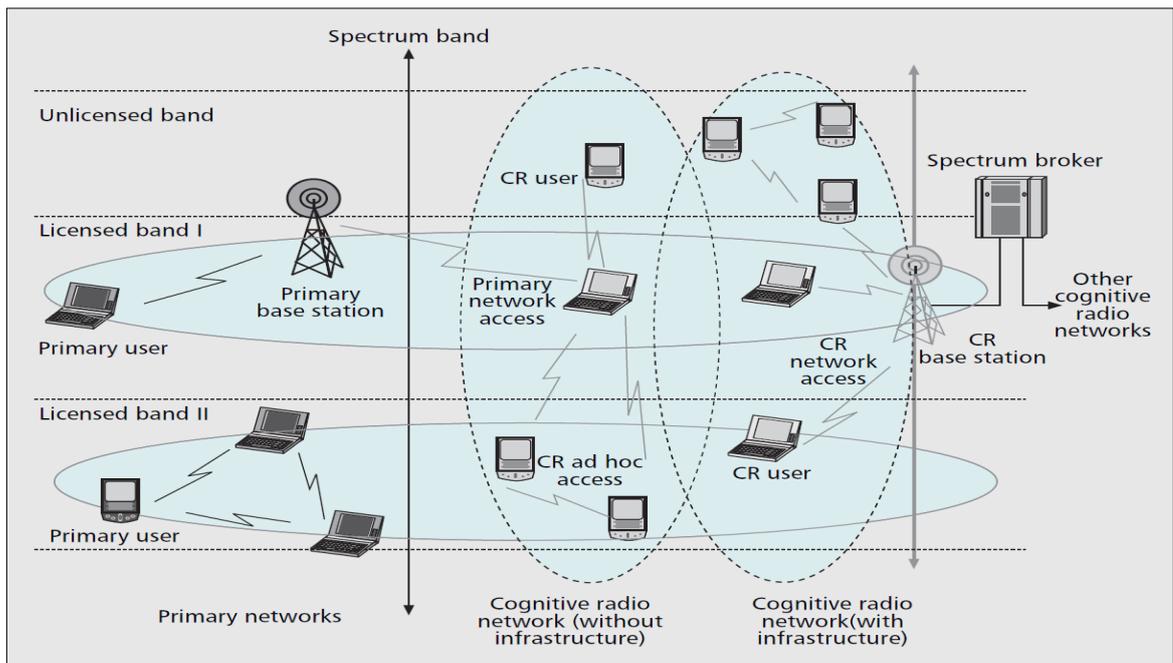
La radio cognitive est une nouvelle approche des communications sans fil dont les émetteurs et récepteurs radios sont combinés avec des capteurs, En effet, la radio cognitive est dotée d'une intelligence qui lui permet d'ajuster ses paramètres

(fréquence, puissance, modulation, bande passante) en fonction de son environnement, de la position géographique et des besoins de l'utilisateur, par conséquent, la radio cognitive doit être mise en œuvre autour d'une radio logicielle.



**Figure I-5 : Lien entre les différents types de radio [10]**

Cependant, la radio cognitive nécessite en plus des réseaux actuellement disponibles, un réseau spécifiquement dédié pour la radio cognitive [Figure I-6], ce réseau secondaire également appelé réseau d'accès dynamique au spectre, n'opère pas sur une bande de fréquence spécifique.



**Figure I-6 : Réseau de future génération [11]**

Parmi les composants qui constituent ce réseau on peut citer :

- Les utilisateurs du réseau secondaire (CR user)
- La station de base du réseau secondaire (CR base station)
- Le courtier spectral (Spectrum broker)

### **a- Les utilisateurs du réseau secondaire**

Comme défini en haut, l'utilisateur secondaire n'a pas de licence pour transmettre sur une bande spécifique, néanmoins, il a l'avantage d'avoir une technologie qui lui permet de détecter l'absence des utilisateurs primaires, et ainsi utiliser les bandes licenciées.

Les utilisateurs secondaires, peuvent communiquer entre eux de différentes manières, soit en mode ad-hoc, soit en mode infrastructure en utilisant les stations de base du réseau secondaire.

### **b- La station de base du réseau secondaire**

La station de base de réseau secondaire est une antenne relais qui est capable de travailler sur large gamme de fréquences afin de reconnaître différents signaux présent dans le réseau, et s'adapter en conséquence changeant ainsi sa configuration.

### **c- Le courtier spectral**

Le courtier spectral est une entité qui est reliée à plusieurs réseaux secondaire. Ce dernier a un rôle déterminant dans la répartition des ressources spectrales entre différents réseaux secondaire.

## **I-8 La capacité cognitive**

Une des caractéristiques de la radio cognitive est sa capacité cognitive [**Figure I-7**], Cette spécificité lui permet d'interagir avec son environnement et ainsi, lui permettre de s'adapter pour procurer à l'utilisateur, une qualité de service optimal (QOS), et ce, même si l'utilisateur n'a pas de licence, en contrepartie, la radio cognitive doit assurer qu'il n'y ait pas la moindre interférence concernant les propriétaires du spectre, ainsi la radio cognitive offre une solution aux problèmes de l'encombrement du spectre en accordant d'abord l'usage prioritaire aux utilisateurs primaires, puis en autorisant les utilisateurs secondaires a se servir des parties inutilisées du spectre.

Parmi ses fonctions on peut citer :

- Spectrum Sensing (Sondage)
- Spectrum Decision (Décision)
- Spectrum Sharing (Partage)
- Spectrum Mobility (Mobilité)

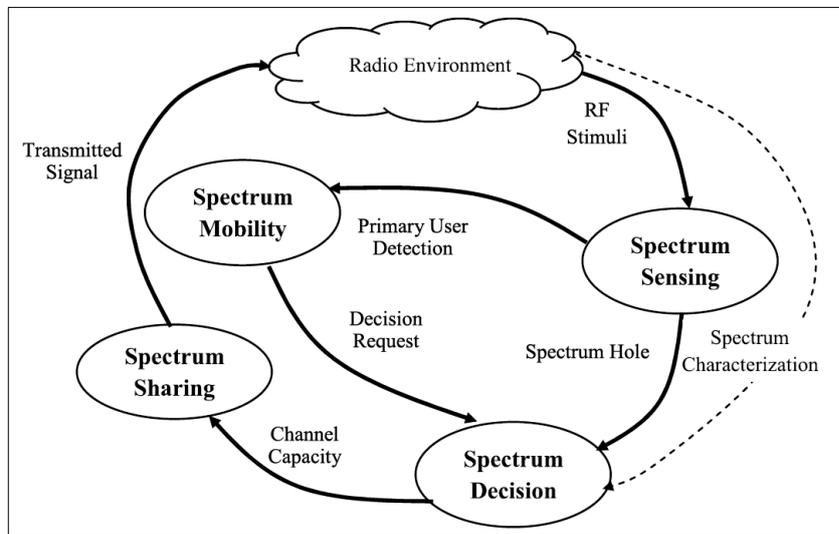


Figure I-7 : La capacité cognitive [12]

### a- Spectrum Sensing

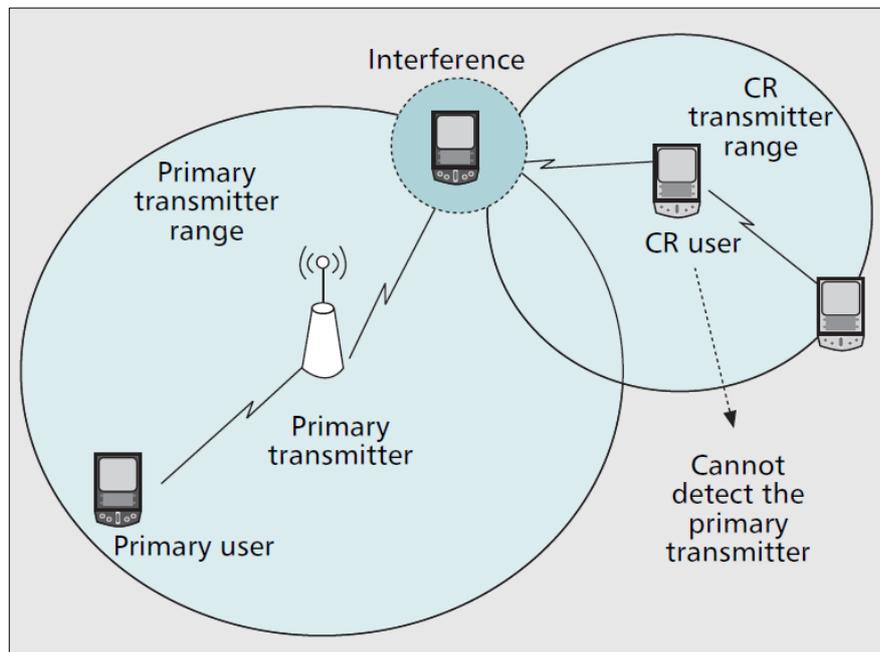
Une des fonctions de base de la radio cognitive est la détection et le partage des spectres non utilisés sans interférence, concrètement, ils existent trois techniques [11] de détection du spectre :

- La détection de l'émetteur primaire
- La détection du récepteur primaire
- La gestion des interférences

#### • La détection de l'émetteur primaire

Cette technique repose principalement sur la détection des faibles signaux provenant des émetteurs primaires, cependant, il est difficile de ne pas causer d'interférence aux utilisateurs primaires à cause de l'absence d'information concernant l'émetteur primaire [Figure I-8].

Ainsi, une autre idée est apparue, celle de la détection coopérative. En effet, la détection coopérative permet à un utilisateur secondaire d'avoir accès aux informations des autres utilisateurs, ce qui lui permet théoriquement de détecter plus précisément l'émetteur primaire même dans un environnement à fortes atténuations du signal, cependant, ces approches coopératives provoquent des effets néfastes à cause du trafic exigé.



**Figure I-8 : Problèmes de la détection d'émetteur [11]**

- **La détection du récepteur primaire**

La méthode la plus efficace pour détecter les trous dans le spectre est de détecter les utilisateurs primaires qui reçoivent des données dans la portée des utilisateurs secondaires, ainsi il est possible d'exploiter des signaux en déroute émis par les utilisateurs primaires, mais la mise en œuvre d'un détecteur fiable n'est pas triviale.

- **La gestion des interférences**

Habituellement, l'interférence peut être contrôlée à l'émetteur par la puissance rayonnée et la localisation d'émetteurs individuels, cependant, l'interférence peut avoir lieu au niveau du récepteur [Figure I-8], par conséquent, un nouveau modèle récemment introduit par la Federal Communication Commission (FCC) a vu le jour, il permet de mesurer la « température d'interférence », ce modèle limite les interférences au niveau du récepteur par l'intermédiaire d'une limite de température d'interférence, cette

variable correspond à la limite maximum qu'un récepteur pourrait tolérer, ainsi, tant que l'utilisateur secondaire ne dépasse pas cette limite autorisée, il peut utiliser cette bande de fréquence, ainsi la difficulté de ce modèle réside principalement sur la détermination de cette limite.

## b- Spectrum Decision

Après la détection des différents spectres, les utilisateurs secondaires doivent être capables d'estimer la qualité des spectres obtenus, cette qualité est déterminée et classifiée par rapport à plusieurs critères [14]. L'une d'entre elles est le niveau d'interférence, le taux d'erreur dans le canal, le débit, elle peut aussi être associée à l'activité de l'utilisateur primaire, cependant ces informations peuvent être bruyantes ou incomplètes.

Après le classement de toutes les bandes spectrales, on applique un ensemble de règles qui vont permettre de décider et d'obtenir en fonction des exigences de l'utilisateur secondaire, là où les bandes spectrales les plus appropriées à la transmission en cours.

Concrètement, l'utilisateur secondaire doit décider quel spectre il doit choisir en fonction d'un objectif, cet objectif peut être multiple [13], maximisant ainsi la complexité du modèle de décision, par exemple un utilisateur qui veut en même temps maximiser son débit, et minimiser le taux de perturbation de l'utilisateur primaire.

Cependant, il y a plusieurs manières pour réaliser ces objectifs, l'une consiste à coopérer avec d'autres utilisateurs grâce à un contrôleur central et ainsi maximiser une fonction objectif commune [Figure I-9.A], en prenant en compte toutes les contraintes.

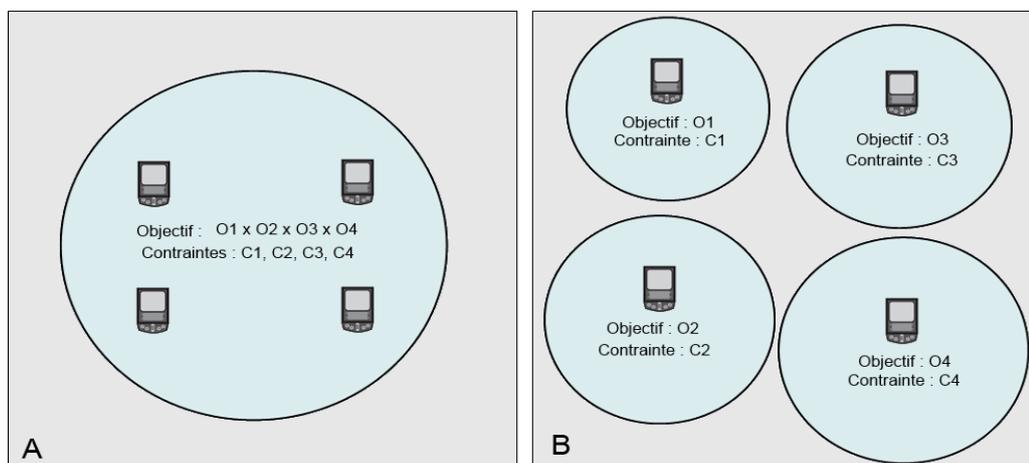


Figure I-9 : Accès au spectre coopératif et non-coopératif [13]

L'autre méthode est appliquée à un contexte multi utilisateur distribué, dans ce cas chaque utilisateur est indépendant (non-coopératif) **[Figure I-9.B]**, ainsi grâce à un algorithme distribué conçu pour les utilisateurs secondaires, il arrive à prendre une décision optimale en observant l'historique des actions entreprises par les autres utilisateurs.

### **c- Spectrum Sharing**

Les caractéristiques uniques de la radio cognitive, tels que la coexistence des utilisateurs secondaires avec les utilisateurs primaires, et la large gamme du spectre disponible, impose la coordination des transmissions entre les utilisateurs secondaires, en effet, il se peut qu'il y ait plusieurs utilisateurs secondaires qui essayent d'accéder au spectre au même moment, de ce fait, leurs transmissions doivent être coordonnées pour éviter les collisions.

Les principaux paramètres [11] à prendre en compte sont :

- L'architecture (centralisé vs distribué)
- Comportement d'attribution des fréquences (coopératif vs non-coopératif)
- Technique d'accès au spectre
- La portée

### **d- Spectrum Mobility**

Comme définie plus haut, la radio cognitive doit assurer qu'il n'y ait pas la moindre interférence concernant les propriétaires du spectre, de ce fait, elle doit être capable de changer sa fréquence (connu en anglais sous le nom de spectrum handoff) de fonctionnement le plus rapidement possible [13], et basculer vers une autre bande libre (trou), ainsi, l'interférence avec l'utilisateur primaire pourra être évité.

En outre, cette technique peut être appliquée dans le cas d'une détérioration de la bande spectrale, et va permettre d'éviter une dégradation des performances pour l'utilisateur secondaire.

## **I-9 Conclusion**

La radio cognitive est une technologie qui va révolutionner le monde de la télécommunication, sa capacité d'interaction et d'adaptation lui permettent d'élargir son champ d'opérabilité, et va garantir à terme une bande passante plus large aux utilisateurs de la radio cognitive grâce aux techniques d'accès dynamique au spectre. La radio cognitive va ainsi permettre d'exploiter le spectre sans fil existant de façon opportuniste, et va résoudre les problèmes des réseaux sans fil actuels résultant de la limitation et de l'utilisation inefficace du spectre. Toutes ces techniques doivent être coordonnées avec des algorithmes hautement sophistiqués afin d'avoir la technologie la plus aboutie possible.

# II- Les algorithmes génétiques

---

## II-1 Introduction

Une des principales caractéristiques de la radio cognitive est sa capacité d'adaptation, cette capacité lui permet de prendre conscience de son environnement et de modifier ses paramètres en conséquence, ce niveau d'adaptation ne peut pas être atteint sans une couche d'intelligence.

Dans ce contexte les algorithmes génétiques ont été proposés afin de résoudre ce problème, ces algorithmes font partie de la famille des algorithmes évolutifs, fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique, ils s'inspirent du credo de la nature [15] « *la survie est pour l'individu le mieux adapté à l'environnement* ».

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes étapes de fonctionnement des algorithmes génétiques.

## II-2 Présentation

Les Algorithmes génétiques (AGs) ont été mis au point par John Holland de l'université du Michigan aux Etats-Unis dans les années 60 [16], Ils ont ensuite été raffinés par De Jong [17] et popularisés par Goldberg [19] et Goldberg et Holland [18], ces algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisations s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution naturelle proposés par Charles Darwin.

D'après la théorie de Charles Darwin, les populations d'individus qui sont adaptés à leur milieu naturel ont plus de chance de se reproduire que les autres, et pourront ainsi générer une descendance, au contraire, les individus peu adaptés à leur milieu ont tendance à disparaître.

Au niveau de l'ADN, la recombinaison de l'ADN des deux parents peut permettre de générer différentes combinaisons de gènes, de ce fait, si on combine l'ADN de deux parents qui ont une bonne adaptation, il y a des chances d'avoir un individu (fils) encore plus adapté. Cependant, le fils résultant peut aussi avoir des gènes inexistant chez les parents, ce phénomène est appelé mutation génétique.

## II-3 Principe de fonctionnement d'un algorithme génétique

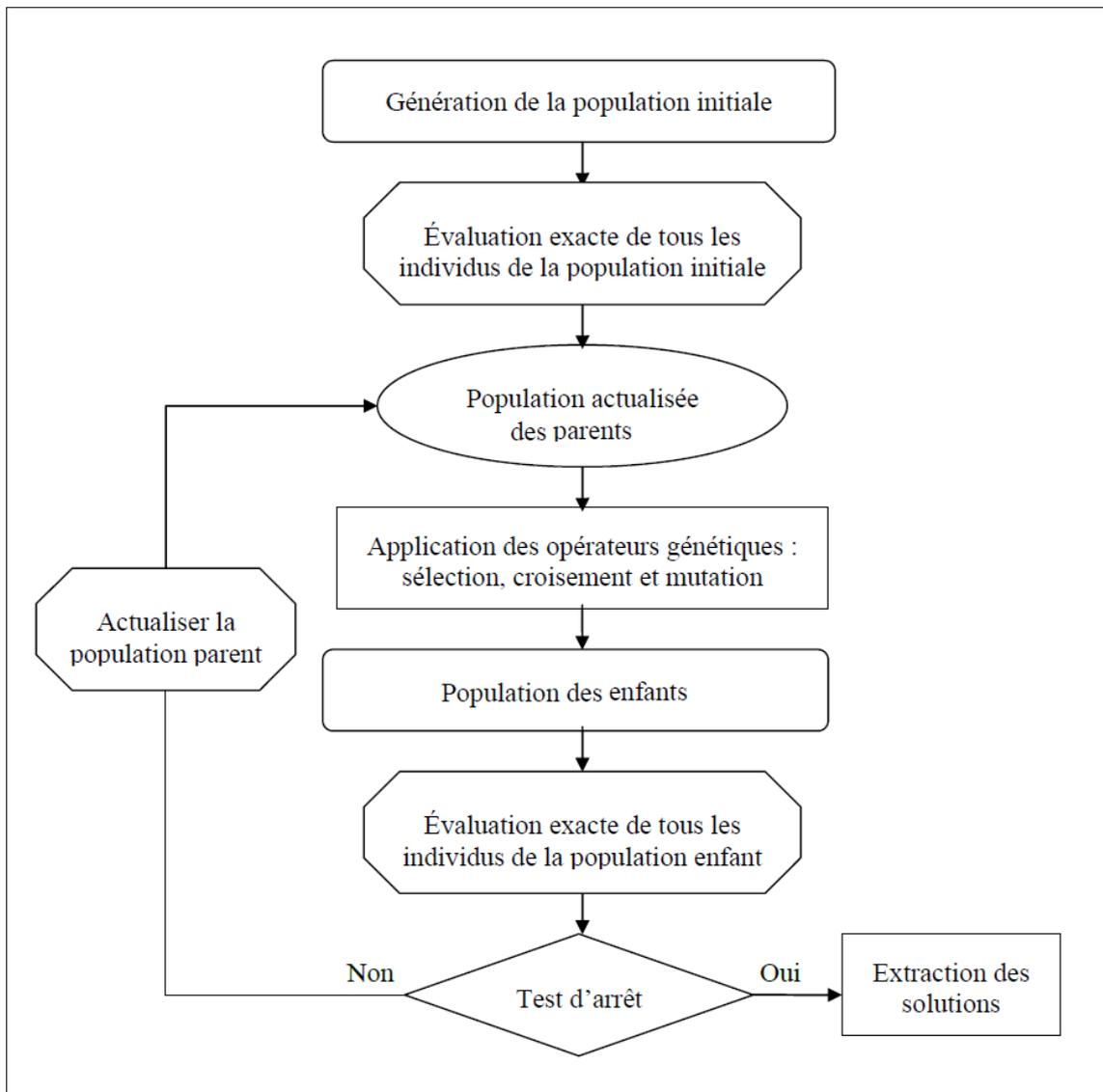
Comme on peut le voir sur l'organigramme suivant [Figure II-1], le principe de fonctionnement d'un algorithme génétique est très simple [20], Au début on part d'un ensemble initial d'individus «population initiale», qui est généré de façon aléatoire dans l'espace de recherche.

Après, on évalue de manière exacte la performance de chaque individu en calculant la valeur de la fonction coût (fitness). Ensuite, on choisit grâce à un mécanisme de sélection deux parents pour un éventuel couplage.

Avec la sélection de ces deux parents, on effectue une opération de croisement et de mutation qui vont permettre de créer une population enfant, cette population va être évaluée à nouveau pour indiquer la performance de chacun de ses individus, et va permettre de décider lesquels des individus enfants méritent de remplacer certains parents.

La nouvelle population obtenue, appelée « population parent » va à son tour constituer la population parent de la nouvelle génération, ce mécanisme va se répéter jusqu'à ce

que le critère d'arrêt soit vérifiés, à la fin, on considère la ou les solutions obtenues comme satisfaisantes. Le plus souvent l'algorithme génétique est arrêté au bout d'un certain nombre d'itération fixé au départ.



**Figure II-1 : Organigramme de fonctionnement d'un algorithme génétique [20]**

## II-4 Représentation

Pour faire le lien avec la génétique, les algorithmes génétiques agissent sur un ensemble de chromosomes (individus), où chaque chromosome est composé de gènes, le but étant d'optimiser les individus, et à la fin, avoir la ou les solutions voulues.

De ce fait, chaque gène doit représenter une variable du problème, et doit être codifié.

On distingue deux types d'algorithmes génétiques suivant le type de codage utilisé, le premier utilise une représentation binaire et l'autre une représentation réel.

### a- Représentation binaire

Le codage binaire consiste à représenter chaque gène par une chaîne de bits, chaque gène peut être classifiée selon son type, ainsi la taille de codage de chaque type de gène doit être fixée au départ, et ça, suivant la quantité de données à codifier au niveau de chaque type de gène.

Dans la figure suivante [Figure II-2], l'ensemble des chromosomes sont codifié suivant ce principe, par exemple, pour codifier le chromosome « 1 » il faut 3 gènes, chaque gène est codifié suivant son type, ainsi, le gène « 2 » a besoin d'au moins 4 bits pour être codifié car la taille de son ensemble correspond à « 9 ».



Figure II-2 : Exemple de codage binaire

Ce codage s'adapte bien aux problèmes où les paramètres ont une valeur binaire, comme les problèmes booléens ou discrets, il a comme avantage d'avoir un alphabet minimum en plus de la facilité concernant sa mise en place.

Cependant, cette représentation a plusieurs inconvénients [21] :

La représentation binaire traditionnelle crée des problèmes concernant les espaces de recherche qui augmente exponentiellement avec de grandes dimensions à haute précision numérique.

Les opérations génétiques comme le croisement ou la mutation peuvent créer des individus n'appartenant pas à l'espace de recherche.

## **b- Représentation réel**

Une des améliorations majeurs de ce type de codage est d'utiliser directement la valeur réelle des paramètres, les résultats donnés par une étude [22] montre que la représentation binaire aboutit souvent à une moins bonne précision, et que le gain en terme de temps de calcul et significativement diminué grâce à la représentation réel, les résultats ont montrés qu'une représentation plus naturelle du problème offre des solutions plus cohérent.

Néanmoins, l'utilisation d'une représentation réelle nécessite quelque adaptation au niveau des opérations génétiques, mais l'individu à l'avantage d'être toujours dans l'espace des valeurs permises.

## **II-5 Population initiale**

La population initiale est un sous ensemble de tout l'espace des solutions, il est généralement généré aléatoirement en respectant les contraintes, le choix de la population initiale est primordial, si la population générée n'est pas assez diversifiée ou que la taille de la population est trop petite, elle aura comme conséquence une convergence vers un optimum local, en contrepartie, le choix d'une population trop élevée peut augmenter considérablement le temps de calcul.

Néanmoins, la population initiale peut-être générée par des heuristiques dédiées aux problèmes traités, ainsi une connaissance des individus de bonne qualité comme points de départ détermine la rapidité de la convergence [23].

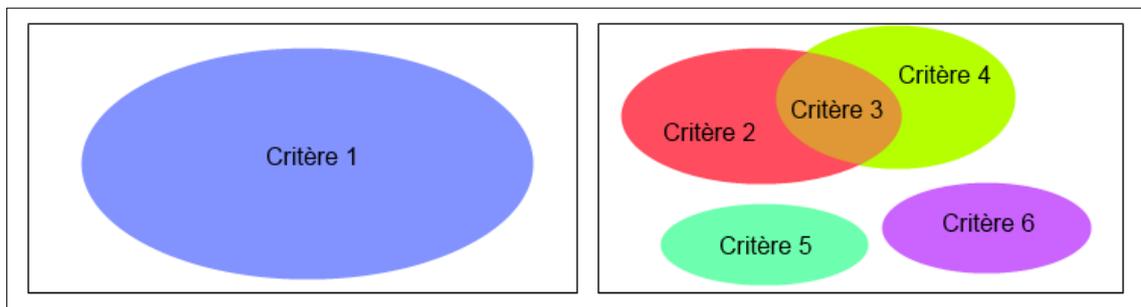
## **II-6 Fonction d'évaluation**

La fonction d'évaluation appelée aussi fonction fitness permet d'évaluer les individus en fonction de leurs qualité, l'évaluation d'un individu ne dépendant pas des autres, elle

permet ainsi de garder que les individus ayant la meilleure performance et remplacer les autres par des individus enfants possédant un coût plus élevé. En résumé, plus le résultat de la fonction est élevé plus l'adaptation est bonne.

L'efficacité en termes de temps de calcul de l'algorithme génétique et la pertinence de la solution dépend principalement de la fonction d'évaluation, de ce fait, elle doit définir le ou les objectifs de façon la plus fidèle possible.

Il existe deux types de fonctions [24], tout d'abord, il y a les fonctions mono critère qui reposent sur une seule et même fonction objectif, ce qui fait, que la résolution de ce type de fonction est simple. Et puis il y a les fonctions multi critère [Figure II-3]. Ces fonctions sont généralement les plus utilisées, ils permettent de fusionner plusieurs fonctions dont certaines sont en concurrence, et ainsi avoir une seule fonction d'adaptation multi critère.



**Figure II-3 : Fonctions mono critère et multi critère**

## II-7 Sélection

La sélection est une opération essentielle puisqu'elle permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir, la qualité de chaque individu est évaluée grâce à la fonction d'évaluation, en règle générale les individus qui s'adaptent le plus (fitness le plus élevé) ont plus de chance d'être sélectionnés pour les opérations suivantes. Dans la littérature il existe plusieurs méthodes pour choisir les meilleurs individus, il y a la sélection proportionnelle, la sélection par tournoi et la sélection par rang. Parmi celles-ci, la sélection proportionnelle (la roue de la loterie) et la sélection par tournoi sont les méthodes les plus utilisées. On présente ici les méthodes les plus courantes [25]:

## a- Roue de la loterie

Cette méthode a été introduite par Goldberg [19], c'est une méthode stochastique qui permet de sélectionner un individu selon ses performances, le principe de la sélection proportionnelle introduit une roulette de casino qui comporte autant de case que d'individus dans la population, ainsi, la largeur de la case d'un individu est directement proportionnelle à sa performance [Tableau II-1].

La roue est lancée, l'individu va être sélectionné aléatoirement par l'arrêt de la roue sur sa case. Cette méthode favorise considérablement les meilleurs individus, bien que tous les individus aient une chance d'être sélectionnés, il y a un risque de convergence prématurée qui peut causer une perte de la diversité de la population, concrètement, on peut arriver à une lourde domination d'un individu qui est localement supérieur, et après quelques générations on peut se retrouver avec des copies du même individu, et au final, on restera bloqué sur un optimum local.

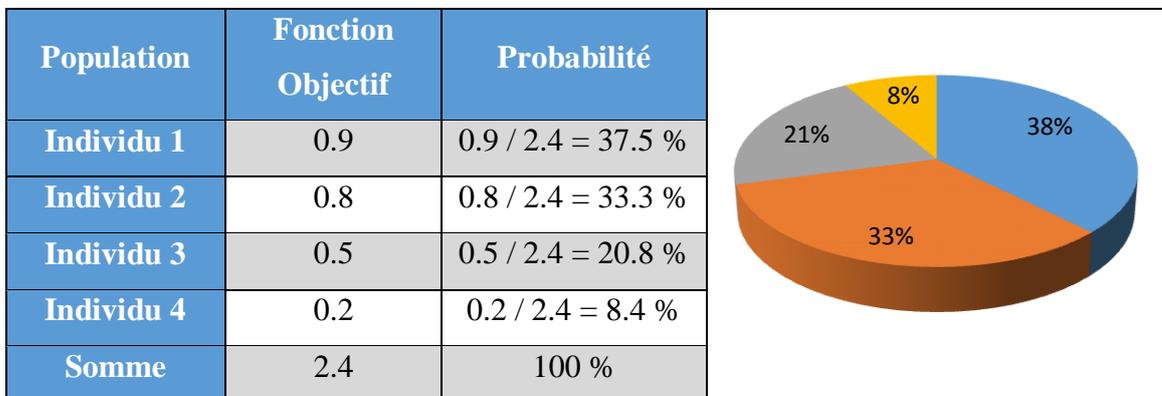


Tableau II-1 : La méthode de la sélection de la roue de loterie

## b- Sélection par rang trie

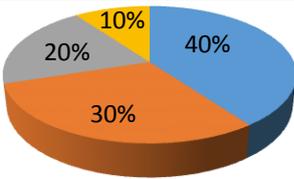
La sélection par rang trie suit le même principe que la roue de la loterie, la différence principale réside dans le fait que chaque individu est classé dans l'ordre décroissant selon le coût de la fonction objectif, ainsi l'individu ayant le plus faible taux d'adaptation se verra attribuer le rang 1, le 2<sup>ème</sup> aura le rang 2 etc..., ainsi la sélection est basée sur le rang.

Dans le tableau [Tableau II-2] on peut remarquer que les différents individus ont des chances plus équilibrés, mais le taux d'adaptation joue toujours un rôle pour l'attribution des rangs, ainsi grâce à cette méthode, tous les individus ont une chance

d'être sélectionnés, on évitera ainsi le problème de l'optimum local, mais on contrepartie la convergence vers la solution optimale aura un impact sur le temps de calcul.

Population	FO	Probabilité	Rang	Prob Rang
Individu 1	0.9	$0.9 / 2.4 = 37.5 \%$	4	$4 / 10 = 40 \%$
Individu 2	0.8	$0.8 / 2.4 = 33.3 \%$	3	$3 / 10 = 30 \%$
Individu 3	0.5	$0.5 / 2.4 = 20.8 \%$	2	$2 / 10 = 20 \%$
Individu 4	0.2	$0.2 / 2.4 = 8.4 \%$	1	$1 / 10 = 10 \%$
Somme	2.4	100 %	10	100 %

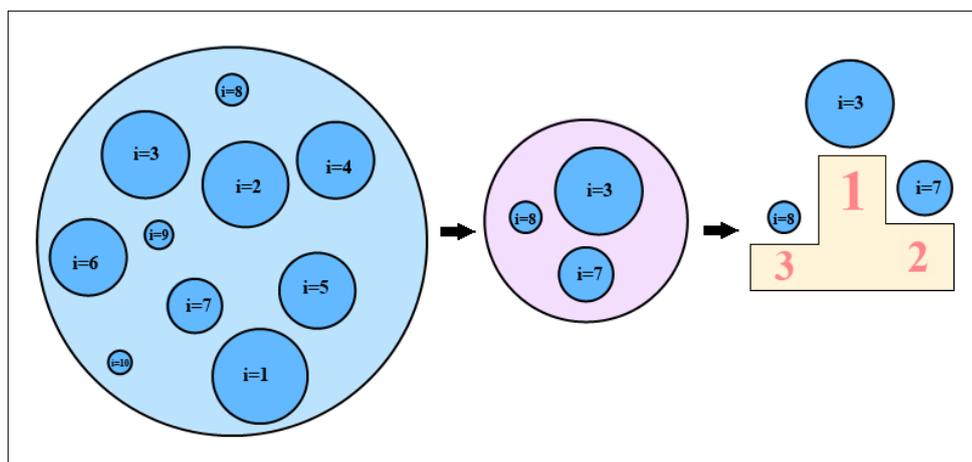
  

Taux	
------	--

**Tableau II-2 : La méthode de la sélection par rang trie**

### c- Sélection par tournoi

Le principe de la sélection par tournoi consiste à sélectionner un sous ensemble de la population d'une manière aléatoire, les individus de ce sous ensemble sont confrontés. Au final l'individu avec le meilleure taux d'adaptation va être sélectionné [Figure II-4], dans cette opération on peut aussi sélectionner plusieurs individus et conserver par exemple les 2 ou 3 meilleurs individus, ainsi on a le choix de créer beaucoup de tournois ou au contraire créer des tournois avec beaucoup de participant.



**Figure II-4 : La méthode de la sélection par tournoi**

On répète cette opération autant de fois de manière à obtenir la liste des individus de la population qui vont servir de parent pour la génération suivante, dans la sélection par tournois les individus peuvent être sélectionnés plusieurs fois de suite, néanmoins, la sélection par tournois a l'avantage d'augmenter la chance de sélection des individus de piètre qualité [26].

## II-8 Croisement

Le croisement utilisé par les algorithmes génétiques est semblable au mécanisme qui permet, dans la vie, la production de nouveaux chromosomes qui héritent partiellement des caractéristiques des parents, son rôle est de permettre la recombinaison des informations présentes dans le patrimoine génétique des parents.

Ce croisement débute après l'opération de sélection des individus parents, et permet de créer une nouvelle génération en recombinant les individus sélectionnés. Cette opération fait partie du mécanisme de convergence de l'algorithme génétique, et permet de se rapprocher de la solution optimale.

En général, le croisement se fait en échangeant un ou plusieurs parties des gènes venant des individus parents, ainsi, il arrive parfois que des bons gènes d'un parent viennent remplacer les mauvais gènes d'un autre et créent des individus fils encore plus adaptés.

Concrètement, on distingue plusieurs types de croisements possibles [25]:

### a- Croisement à un point

Ce type de croisement est considéré comme étant le plus simple à mettre en œuvre, il consiste simplement à choisir un point aléatoire de coupure dans les chromosomes des deux individus parents [Figure II-5], puis à dissocier les deux parties de part et d'autre de ce point, au final, les segments obtenus sont alors échangés pour créer deux nouveaux chromosomes correspondant à des individus enfants.

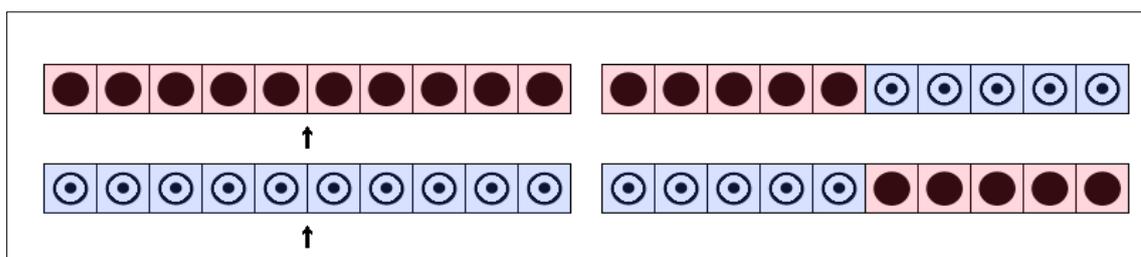


Figure II-5 : Croisement à un point

## b- Croisement multipoints

C'est une opération qui représente une généralisation du croisement à un point, ainsi au lieu de prendre un seul point de coupure, on découpe les chromosomes en N segments. Les différents points de coupure [Figure II-6] sont générés aux hasards et fixés à l'avance, on échange alors les différents segments pour obtenir les chromosomes des individus fils.

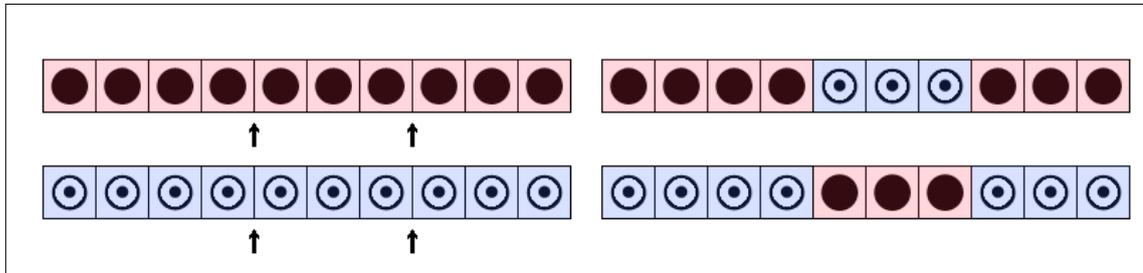


Figure II-6 : Croisement à deux points

## c- Croisement uniforme

Ce type de croisement utilise un masque binaire qui est engendré aléatoirement et qui a la même longueur que les individus, il permet comme dans le croisement multipoints d'avoir différents points de coupure, ainsi, en appliquant le masque binaire aux deux parents on obtient le premier fils [Figure II-7], le second fils est généré en appliquant la négation du masque binaire.

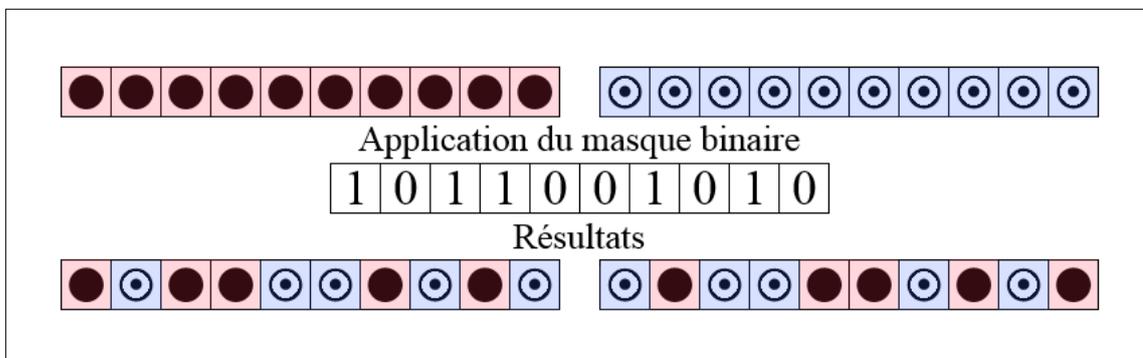


Figure II-7 : Croisement uniforme

## II-9 Mutation

Pour préserver la diversité de la population, les algorithmes génétiques ont introduit l'opération de mutation, son rôle est de créer un nouveau individu qui résulte d'une modification aléatoire d'une partie d'un individu parent, concrètement, la probabilité de mutation est déterminée par un taux généralement très faible, typiquement de 0.01 à 0.001, puisqu'un taux élevé risque de conduire à une solution non optimale ou à une solution qui n'appartient pas à l'espace de recherche.

La mutation est essentielle, elle permet d'atteindre tous les points de l'espace de recherche (ergodicité), et peut ainsi conduire à des solutions « inexplorées », par exemple dans le cas d'un codage binaire, il existe deux types de mutations [25] :

### a- Mutation stochastique

C'est la méthode la plus utilisée [Figure II-8], elle permet d'inverser indépendamment chaque bit du chromosome, jusqu'à ce que le taux de mutation soit atteint.

### b- Mutation à 1 bit

Comme son nom l'indique, cette mutation consiste simplement à inverser un bit au hasard.

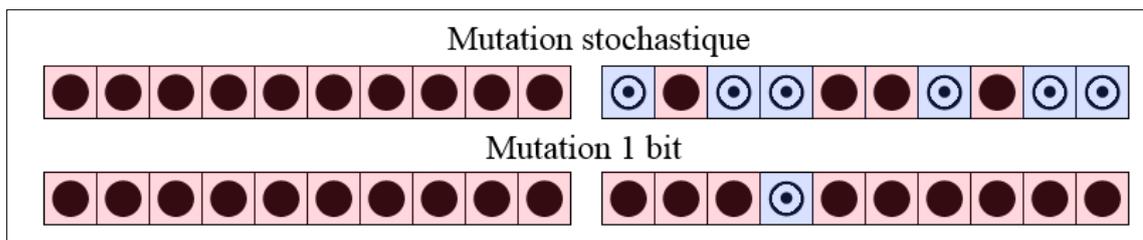


Figure II-8 : Mutation stochastique vs Mutation à 1 bit

## II-10 Remplacement

Après les opérations de croisement et de mutation, des individus fils vont être générés, l'étape de remplacement consiste à connaître quels sont les individus apte à être les parents de la génération suivante, que ce soit, les parents de la génération en cours ou bien leurs fils.

A la différence de l'étape de sélection qui peut sélectionner plusieurs fois le même individu, le remplacement est définitif, c'est-à-dire que si un individu est remplacé alors il ne pourra plus appartenir à la génération suivante.

Il y a différents types de méthodes de remplacements présentent dans la littérature [25]:

### **a- Remplacement générationnel**

La nouvelle génération contient uniquement des enfants, ainsi tous les individus parents vont être remplacés automatiquement sans prendre en compte leurs performances, cependant il y a un inconvénient majeur qui est lié à la perte des meilleurs individus parents.

### **b- Remplacement élitiste**

Ce remplacement consiste à garder les parents ayant les meilleures performances et remplacer les autres par des individus enfants.

### **c- Remplacement continu**

Les individus les moins performants de la génération en cours vont être remplacés par des individus fils choisis aléatoirement.

## **II-11 Critère d'arrêt**

Le critère d'arrêt de l'algorithme génétique est vérifié pour chaque génération, ce critère peut correspondre à un nombre maximum de génération fixée au départ. Pour éviter un temps de calcul trop long on peut aussi arrêter l'exécution quand les résultats de l'algorithme stagnent, ou bien, quand une solution satisfaisable est atteinte (proche de la solution optimale).

En effet, au cours de l'exécution, la population converge, et au bout d'un certain temps tous les individus vont se ressembler, créant ainsi une solution proche en terme de qualité de la solution optimale [27].

## **II-12 Paramétrages des algorithmes génétiques**

Le paramétrage est la principale difficulté des algorithmes génétiques, en effet, les différents paramètres doivent être optimisés pour chaque type de problème traité, en

général les valeurs des paramètres sont réglés par étapes en fonction des résultats expérimentaux obtenus.

Il y a plusieurs types de paramètre à prendre en compte, il peut s'agir de la taille de la population initiale, du nombre de génération, ou bien du taux de mutation.

### **a- Influence du nombre d'individus**

Le nombre d'individus a une grande influence dans les algorithmes génétique, ainsi d'après différents tests effectués par cette étude [26], on constate que plus le nombre d'individus augment plus la qualité de la solution est meilleure, mais au bout d'un certain nombre d'individus l'évaluation reste constante. En revanche, le temps de calcul est plus important, en conclusion, il est important de fixer ce paramètre pour avoir le meilleur compromis entre la qualité de la solution et la rapidité de l'algorithme.

En plus, un nombre d'individus trop petit pourrait conduire à un optimum local, de ce fait il est préférable d'avoir un nombre d'individus suffisamment grand pour avoir une grande diversité et éviter ce problème.

### **b- Influence du nombre de générations**

Les résultats obtenus par la même étude on montrés que le nombre de génération est directement proportionnel à la qualité de la solution, cependant, après un certain nombre de génération les solutions n'évoluent plus.

### **c- Influence du taux de mutation**

La mutation permet de préserver la diversité de la population, néanmoins, il est nécessaire de choisir un taux de mutation relativement faible pour éviter de tomber dans une recherche aléatoire, et ainsi conserver le principe de l'algorithme génétique qui est basé sur l'évolution des individus.

## **II-13 Conclusion**

Les algorithmes génétiques grâce à leurs différentes opérations (sélection, croisement, mutation) qui s'inspirent principalement des mécanismes d'évolution de la nature, permettent de fournir rapidement des solutions proches de la solution optimale.

Les résultats obtenus sont principalement influencés par la fonction objectif qui est au centre de tous les calculs, le choix du codage et les différentes implémentations des opérations génétiques permettent de créer plusieurs variantes de l'algorithme génétique, ces variantes combinées avec les bons paramètres vont déterminer le meilleur compromis entre la qualité de la solution et la rapidité de l'algorithme.

# III- Application

---

## III-1 Introduction

Parmi les recherches effectuées dans le domaine de la radio cognitive, on retrouve des algorithmes spécialement conçus pour l'optimisation de la qualité de service, en effet, l'utilisateur secondaire a la possibilité de modifier dynamiquement sa configuration, cette capacité combinée avec le bon algorithme lui permet de changer ses paramètres de transmission, que ce soit, le type de modulation ou bien la puissance du signal en fonction du niveau d'exigence de l'utilisateur et de la qualité du canal.

Les algorithmes génétiques ont prouvés récemment leurs efficacités dans ce domaine, parmi les études effectués on peut citer l'étude de Newman [28], dans cette étude on peut remarquer que tous les paramètres ont été fixés, et que le nombre de canaux disponible est toujours de l'ordre de 64.

Notre contribution consiste à faire une étude comparative en prenant en considération un nombre de canal varié, et en utilisant les algorithmes génétiques avec un codage réel et binaire.

### III-2 La fonction objectif

La fonction objectif (fitness function) joue un rôle très important dans l'orientation de l'algorithme génétique, elle permet de mesurer la pertinence d'une solution et ainsi obtenir la meilleure solution dans un large espace de recherche. Dans le cas présent elle doit représenter le problème de la qualité de service dans les réseaux cognitifs.

La qualité de service est directement liée à l'utilisateur secondaire, comme vu précédemment, la radio cognitive permet à l'utilisateur secondaire de prendre conscience de son environnement et de s'adapter en se reconfigurant dynamiquement.

De ce fait, quand un utilisateur secondaire veut transmettre il doit d'abord connaître l'état interne de son système (économie d'énergie, performance élevée...) et aussi externe (les autres utilisateurs, atténuation du signal), et doit pouvoir s'adapter en modifiant ses paramètres (puissance de transmission, type de modulation) en fonction du contexte.

Dans le domaine de la télécommunication il y a principalement trois critères à prendre en compte :

- Minimisation du taux d'erreur.
- Maximisation du débit.
- Minimisation de la consommation d'énergie.

La fonction objectif doit de ce fait, définir ces trois critères. D'après l'étude [28], la représentation mathématique de ces critères est la suivante :

Fonction	
Minimisation du taux d'erreur	$1 - \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(P_{be})}$
Maximisation du débit	$\frac{\log_2(M)}{\log_2(M_{max})}$
Minimisation de la consommation d'énergie	$1 - \frac{P_i}{n * P_{max}}$

Tableau III-1 : Représentation mathématique des trois critères [28]

Il y a différents types de fonctions pour mesurer le taux d'erreur ( $P_{be}$ ) sur les canaux, ces fonctions sont spécifiques pour chaque type de modulations utilisées [28] :

Type de modulation	$P_{be}$
<b>B PSK</b>	$Q\left(\sqrt{\frac{P_i}{N}}\right)$
<b>M-ary PSK</b>	$\frac{2}{\log_2(M)} Q\left(\sqrt{2 * \log_2(M) * \frac{P_i}{N} * \sin \frac{\pi}{M}}\right)$
<b>M-ary QAM</b>	$\frac{4}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}}\right) Q\left(\sqrt{\frac{3 * \log_2(M) P_i}{M - 1 N}}\right)$

**Tableau III-2 : Taux d'erreur sur les différents types de modulation [28]**

Les trois fonctions montrées utilisent la fonction  $Q(x)$ , qui représente la fonction d'erreur de Gauss, l'estimation de cette fonction représente [29] :

$$Q(x) = \frac{e^{-\frac{x^2}{2}}}{1.64x + \sqrt{0.76x^2 + 4}}$$

Les différents paramètres de ces fonctions sont définis dans le tableau suivant :

Variable	Définition
<b><math>P_i</math></b>	La puissance du signal sur la sous-porteuse i
<b><math>n</math></b>	Le nombre de porteuses
<b><math>P_{max}</math></b>	La puissance maximale qu'on peut transmettre sur une seule sous-porteuse.
<b><math>M</math></b>	L'index de modulation
<b><math>M_{max}</math></b>	L'index de modulation maximal
<b><math>\overline{P_{be}}</math></b>	Le taux d'erreur moyen sur N canaux
<b><math>N</math></b>	Le taux d'atténuation

**Tableau III-3 : Définition des différents paramètres**

En s'appuyant sur les formules présentés [Tableau III-1 et III-2], on remarque que les différents paramètres interagissent de manière conflictuelle, le tableau suivant relie chaque fonction aux paramètres qui l'influencent. Les signes ↗ et ↘, exprime le fait que la fonction est respectivement, proportionnellement et inversement proportionnelle aux paramètres en question.

L'objectif	Paramètre associés
Minimisation du taux d'erreur	P ↗, N ↘, M ↘
Maximisation du débit	M ↗
Minimisation de la consommation d'énergie	P ↘

**Tableau III-4 : Influence des différents paramètres**

On peut remarquer que la minimisation du taux d'erreur a pour but de maximiser la puissance, or cette action aura un effet négatif sur la consommation d'énergie, on outre, la maximisation du débit a pour résultat d'augmenter le nombre de bits par symbole mais va en contrepartie augmenter le taux d'erreur.

Pour résoudre les différents problèmes de la qualité de service dans les réseaux de la radio cognitive, la fonction objectif doit comporter ces trois critères. Dans l'étude [28], l'approche utilisée consiste à réunir ces trois fonctions dans une et même fonction objectif, cette fonction résulte de la somme pondérée de ces derniers, ainsi, chacune des trois fonctions est associées à un poids pour déterminer l'importance accordée à chaque objectif, la somme de tous ces poids est égale à 1.

$$\text{Fonction Objective} = \begin{cases} P_1 \times \text{Fonction de minimisation du taux d'erreur} + \\ P_2 \times \text{Fonction de maximisation du débit} + \\ P_3 \times \text{Fonction de minimisation de la consommation} \end{cases}$$

$$\sum_{i=1}^3 P_i = 1 \text{ avec } P_i \in [0, 1]$$

### III-3 Les différents modes de transmission

La qualité de service a comme objectif d'optimiser l'utilisation en fonction de la demande de l'utilisateur, en d'autre terme, elle ne consiste pas à tout optimiser car comme dit précédemment, les fonctions sont conflictuelles.

L'utilisateur a plusieurs niveau d'exigence en terme de qualité de service, il peut par exemple avoir besoin d'une utilisation intensive de la bande passante dans le cas d'une utilisation purement multimédia (*mode multimédia*), il peut aussi vouloir économiser la batterie (*mode batterie faible*), ou bien éviter les erreurs de transmission dans le cas d'une application critique (*mode urgence*).

Concrètement, un mode de transmission peut être vu comme une association de poids aux différents objectifs de la radio, donnant ainsi à la fonction la plus importante un poids élevé, la fonction qui est en conflit avec la fonction principale recevra un poids faible, tant dit que la fonction qui ne les pas, recevra un poids intermédiaire.

Dans notre étude nous allons opter pour les trois cas suivants :

Mode de transmission	Poids		
	Taux d'erreur	Débit	Consommation
Mode urgence	0.80	0.05	0.15
Mode multimédia	0.05	0.80	0.15
Mode batterie faible	0.15	0.05	0.80

Tableau III-5 : Poids associé aux différents modes de transmission

Les différents poids sont utilisés pour constituer les fonctions objectifs de chaque mode de transmission :

#### a- Mode urgence

$$\text{Fonction Objectif} = (0.80 * F_{\min \text{ taux d'erreur}}) + (0.05 * F_{\max \text{ débit}}) + (0.15 * F_{\min \text{ consommation}})$$

#### b- Mode multimédia

$$\text{Fonction Objectif} = (0.05 * F_{\min \text{ taux d'erreur}}) + (0.80 * F_{\max \text{ débit}}) + (0.15 * F_{\min \text{ consommation}})$$

#### c- Mode batterie faible

$$\text{Fonction Objectif} = (0.15 * F_{\min \text{ taux d'erreur}}) + (0.05 * F_{\max \text{ débit}}) + (0.80 * F_{\min \text{ consommation}})$$

### III-4 Le moteur cognitif

L'intérêt de la radio cognitive vient de son moteur cognitif, il permet de contrôler dynamiquement la reconfiguration de la radio cognitive grâce au système de communication.

En effet, le système de communication fournit plusieurs types d'informations en fonction de son contexte opérationnel [Figure III-1], il permet par exemple de faire des mesures sur son environnement radio (le taux d'atténuation, occupation spectrale...), du niveau de la batterie restante, de la politique diffusée. Ensuite, le moteur cognitif analyse les exigences de l'utilisateur et de l'opérateur, ainsi que les régimes de régulation et le lien physique, afin de déterminer les différentes contraintes.

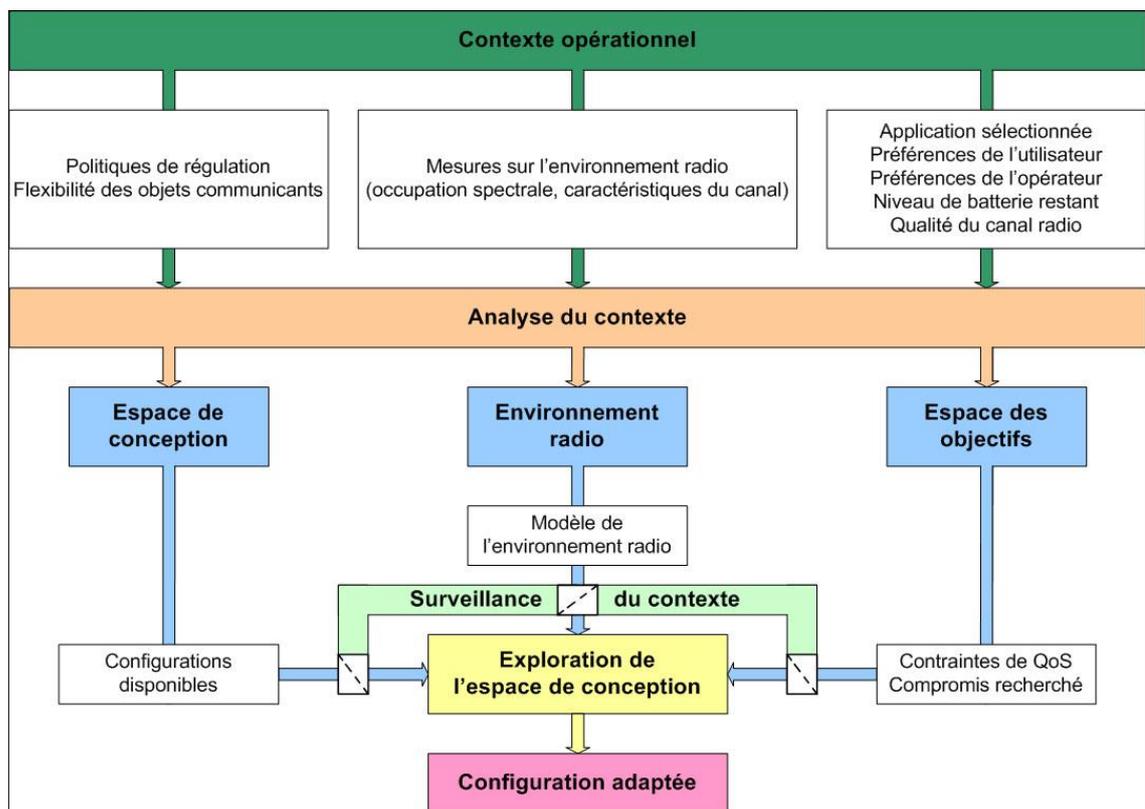


Figure III-1 : Synoptique d'un moteur cognitif [30]

Ces contraintes permettent de réduire l'espace de conception, par exemple, le cadre de la régulation peut imposer des contraintes sur la puissance d'émission ou bien sur les portions du spectre accessibles. En outre, la radio peut vouloir communiquer avec un équipement non flexible ne supportant pas des formes d'ondes spécifiques, de ce fait, le moteur cognitif doit éliminer ces ondes de son espace de conception. En résumé,

l'espace de conception représente l'ensemble des paramètres pris en compte par l'algorithme génétique.

Ensuite, un mode de transmission est sélectionné, en fonction de plusieurs facteurs comme par exemple le débit de transmission, le délai de communication, l'atténuation, le niveau de la batterie...etc.

### III-5 Espace de conception

Il y a principalement trois paramètres qui entrent en compte dans la réalisation de l'algorithme génétique, ces paramètres sont directement liés aux différents modes présentés dans ce mémoire, tout d'abord il y a la puissance du signal qui joue un rôle déterminant dans la minimisation du taux d'erreur et la consommation d'énergie, ensuite, les différents types de modulations qui permettent de maximiser le débit ou minimiser le taux d'erreur, et enfin, la qualité du canal.

Les algorithmes génétiques agissent sur un ensemble d'individus, où chaque individu est composé de gènes, le but étant d'optimiser les individus, et à la fin, avoir la ou les solutions voulues.

Typiquement, pour chaque canal on a besoin d'une puissance et d'un type de modulation, la forme d'une solution ou d'un individu est comme suit :

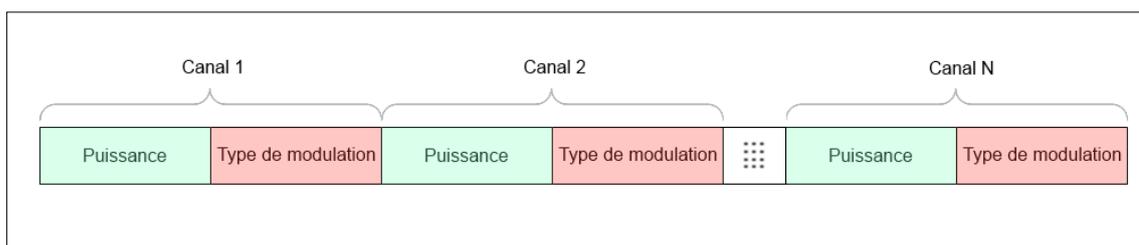


Figure III-2 : Structure d'un chromosome

Nous allons maintenant détailler chaque type de gènes :

#### a- Puissance

L'intervalle de puissance utilisé dans cette étude s'inspire principalement de l'étude de Newman [28], il correspond à 94 valeurs, de 0.1 à 2.4808 mW avec un incrément de 0.0256 mW, la valeur de 2.4808 mW a été choisie car le niveau de puissance maximum

pour une largeur de bande de 1MHz est de 2.5 mW dans la bande U-NII LOW (Unlicensed National Information Infrastructure) : [5.15 – 5.25 GHz].

## **b- Modulation**

Pour la simulation, nous avons utilisé différents types de modulations, la première correspond à la modulation PSK (Phase Shift Keying), la deuxième à la modulation QAM (Quadrature Amplitude Modulation), chaque type ayant plusieurs index de modulations (nombre de byte par symbole) qui correspond à l'intervalle :  $2^i$  avec  $i \in [1, 10]$

## **c- Atténuation**

Pour simuler un environnement multicanaux dynamique, une valeur d'atténuation aléatoire compris entre]0, 1dB] a été attribuée pour chaque canal.

## **III-6 Codage**

Le codage représente un des facteurs les plus importants dans le déroulement de l'algorithme génétique, il permet de représenter les différentes variables du problème sous forme de gènes, l'ensemble des gènes donnant naissance à un chromosome (individu).

Comme vu précédemment, il y a deux types de codage (binaire et réel), d'après les différentes études la plupart se sont dirigées vers le codage binaire [28], bien que de nouvelles études ont montrées la puissance et la rapidité du codage réel [24]. Dans notre cas, nous allons étudier la performance des deux types de codages avec un nombre de canal dynamique.

### **a- Représentation binaire**

Le codage binaire consiste à représenter chaque gène d'un chromosome avec un ou plusieurs bits. Dans notre cas, le nombre de bits utilisé pour le codage est dynamique, il s'adapte automatiquement à la base de données des différents types de modulations et de puissances.

- **Codage binaire de la puissance**

Le nombre de puissance est dynamique et il doit être compris entre 1 et 94 valeurs, si par exemple, en prend le cas de 8 puissances, le nombre de bits nécessaire au codage est de 3 bits peu importe la valeur des puissances générées, dans ce cas, le mapping de chaque puissance est illustré dans le tableau suivant :

Valeur	1	2	3	4	5	6	7	8
<b>Codage</b>	000	100	010	110	001	101	011	111
<b>Puissance</b>	0.1	0.356	0.2024	2.4808	1.38	1.124	2.276	0.4584

**Tableau III-6 : Codage binaire de la puissance**

- **Codage binaire de la modulation**

Dans notre étude, la taille de la modulation dépend de deux paramètres, la méthode utilisée et l'index de modulation, si par exemple en prends 2 méthodes de modulation (M-ary PSK, M-ary QAM), avec les index suivants (4, 8, 16), le nombre de bits nécessaire au codage correspond à 3 bits, dont 1 bit pour les méthodes de modulation et 2 bits pour les index de modulation [Tableau III-7].

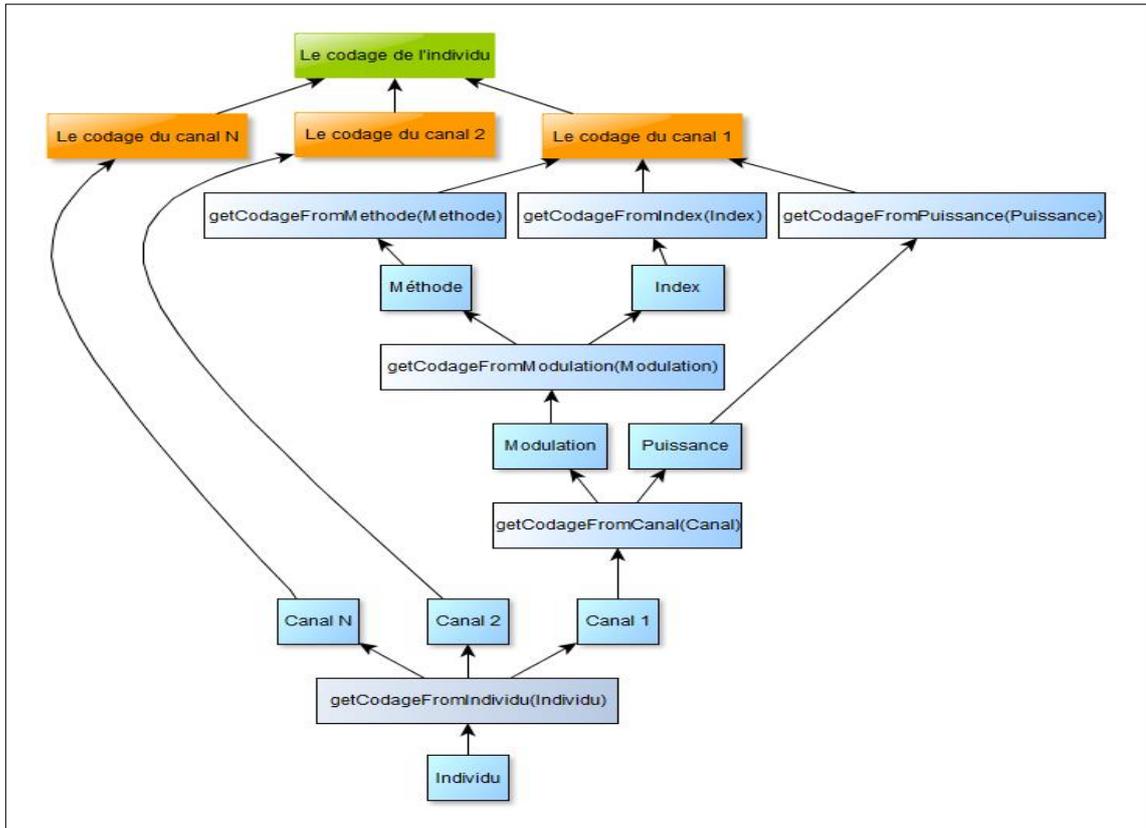
Valeur	1	2	3	4	5	6
<b>Codage</b>	000	001	010	100	101	110
<b>Modulation</b>	4PSK	8PSK	16PSK	4QAM	8QAM	16QAM

**Tableau III-7 : Codage binaire de la modulation**

En résumé, le processus de codage passe par plusieurs étapes :

- Le calcul de la taille en binaire des gènes atomiques (méthode de modulation, index de modulation, puissance du signal) en fonction de la base de données.
- Passage par un processus itératif pour le codage de chaque type de gènes, au final, le codage des gènes est assemblé pour créer le codage de l'individu.

La figure suivante résume le processus utilisé pour réaliser le codage binaire de l'individu :



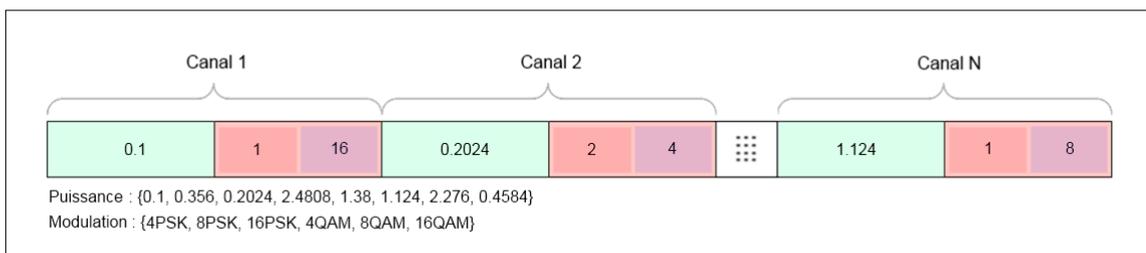
**Figure III-3 : Codage binaire de l'individu**

Pour le décodage, la représentation binaire de l'individu est subdivisée en fonction du nombre de canaux et de la taille du codage de chaque gène, au final, une nouvelle instance de l'individu est créée, contenant les mêmes caractéristiques que l'original.

### b- Représentation réel

Le codage utilise directement la valeur réelle des paramètres, de ce fait il est théoriquement plus rapide que le codage binaire vu l'absence de l'étape de transcodage.

Par exemple, si on prend le même espace de conception pris dans l'exemple précédant [Tableau III-6 et 7], on peut avoir un individu ayant la forme suivante :



**Figure III-4 : Exemple de codage réel**

Cet individu a N canaux, chaque canal correspond à une puissance et une modulation, chaque modulation contient deux partie, la première correspond à la méthode de modulation, la deuxième correspond à l'index de modulation.

En résumé, on a :

- Canal 1 :  $\begin{cases} \text{Puissance} : 0.1 \text{ mW} \\ \text{Modulation} : 16\text{PSK} \end{cases}$
- Canal 2 :  $\begin{cases} \text{Puissance} : 0.2024 \text{ mW} \\ \text{Modulation} : 4\text{QAM} \end{cases}$
- ....
- Canal N :  $\begin{cases} \text{Puissance} : 1.124 \text{ mW} \\ \text{Modulation} : 8\text{PSK} \end{cases}$

### III-7 Population initiale

Après l'initialisation de l'espace de conception, la population initiale est générée, le choix de la population initiale est purement aléatoire, même si leurs évaluation (fitness) est relativement faible, cette technique permet d'avoir une population d'individu diversifiée.

Le taux d'atténuation est généré aléatoirement pour chaque canal [Figure III-5], néanmoins, ce taux va se répéter pour l'ensemble des individus afin d'avoir la solution la plus adaptée en fonction du mode et du taux d'atténuation.

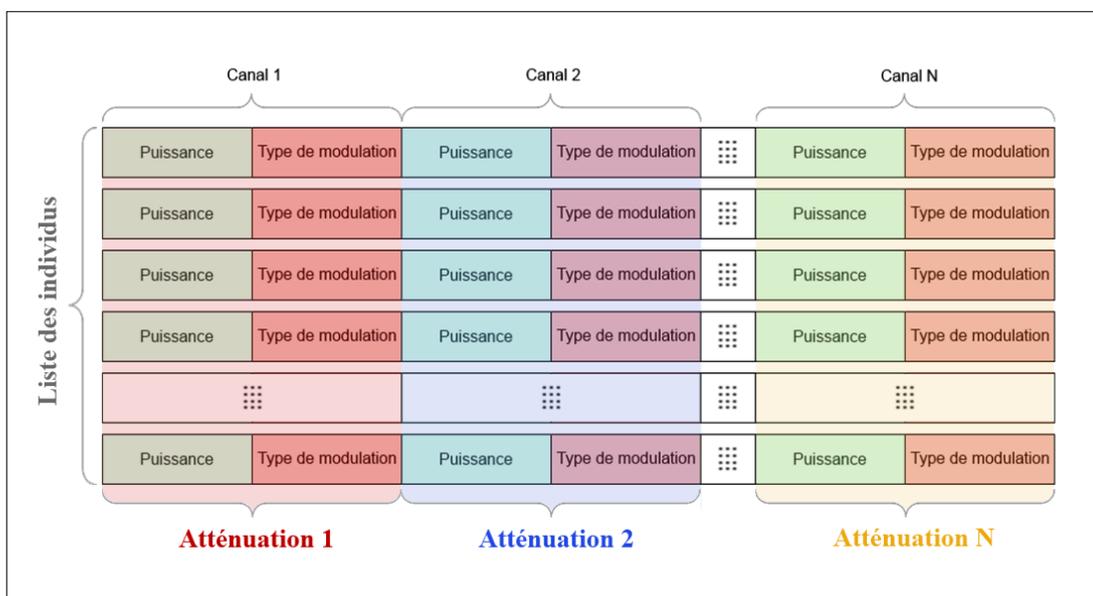


Figure III-5 : Liste des individus

### III-8 Sélection

Après la création de la population initiale, chaque individu va être évalué avec la fonction objectif. La sélection va permettre par la suite de déterminer les individus aptes à subir les opérations de reproduction.

Dans notre étude, la sélection par rang a été implémentée, cette sélection a été choisie car elle donne aux différents individus une chance plus équilibrée par rapport à leurs taux d'adaptation, ainsi grâce à cette méthode, tous les individus ont une chance d'être sélectionnés, et on évitera ainsi le problème de l'optimum local. Cette sélection passe par plusieurs étapes :

- Trie par ordre décroissant en fonction de l'évaluation de la fonction objectif.
- Détermination des rangs pour chaque individu.
- Sélection aléatoire de deux individus dans chaque génération.

### III-9 Reproduction

Comme défini dans le chapitre 2, l'opération de reproduction passe par deux étapes, ces étapes sont le croisement et la mutation.

#### a- Croisement

Dans notre étude, le croisement à deux points a été implémenté, mais contrairement à l'opération de sélection, le croisement diffère en fonction du type de codage.

Dans le cas du codage réel, l'opération consiste simplement à choisir deux points de coupure aléatoires, dans notre implémentation, ce croisement consiste à échanger les différents canaux de deux individus comme sur le schéma suivant :

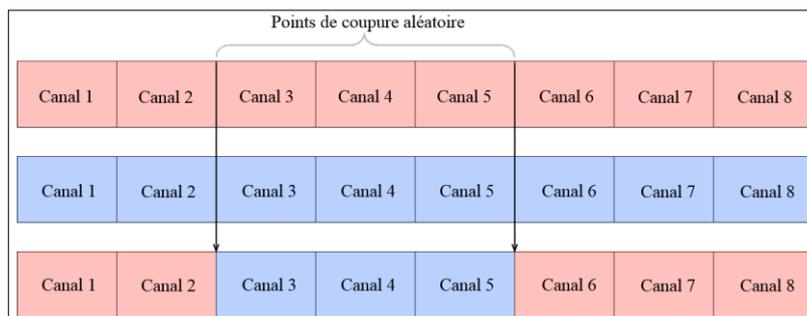


Figure III-6 : Croisement réel

Dans le codage binaire, l'ensemble des individus sont représentés en binaire, le croisement va se faire en sélectionnant deux points de coupure aléatoirement, contrairement au codage réel, l'individu obtenu après l'opération de croisement peut ne pas appartenir à l'espace des solutions [Figure III-7].

La figure suivante représente un croisement binaire entre deux individus, l'espace de conception utilisé pour la puissance et la modulation est dans le [Tableau III-6 et 7].

Dans cet exemple, on remarque qu'il y a une erreur dans la génération de l'individu enfant, plus précisément à cause de la génération d'une modulation (111) qui n'appartient pas à l'espace de conception [Tableau III-7]. Pour remédier à ce problème, l'opération de croisement va se renouveler jusqu'à l'obtention d'un individu correcte.

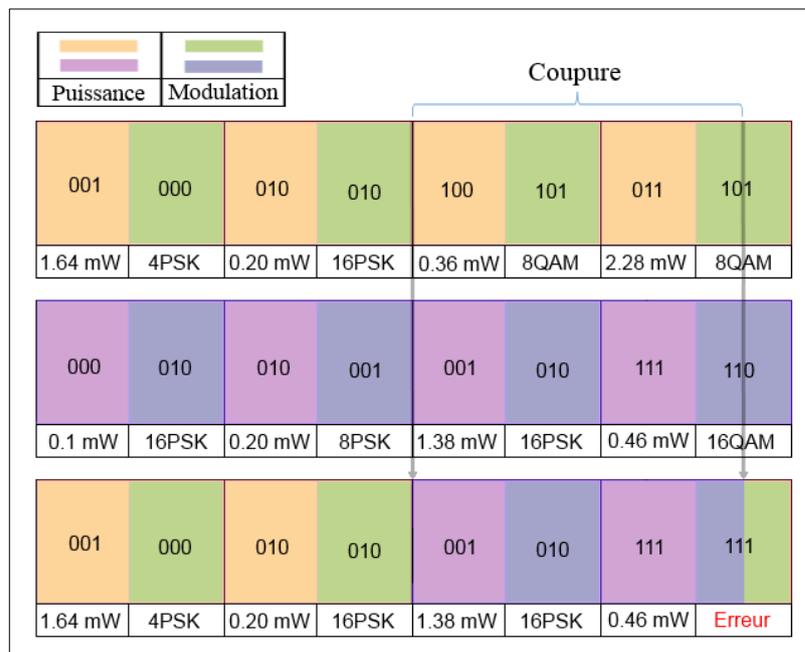


Figure III-7 : Exemple d'erreur lors du croisement binaire

## b- Mutation

La mutation fonctionne différemment en fonction du codage utilisé et du taux de mutation, cette opération consiste :

- Pour le codage réel : les canaux vont muter de différentes manières, que ce soit la puissance, la modulation ou les deux, et ceci, en fonction du taux de mutation. Les valeurs choisies appartiennent à l'espace de conception.

- Pour le codage binaire : en fonction du taux de mutation, un nombre défini de bits vont être inversé. Le choix des bits est aléatoire, de ce fait, la mutation binaire peut entraîner l'apparition d'un individu non valide.

### III-10 Critère d'arrêt

Dans notre étude, le critère d'arrêt correspond au nombre de génération que l'on souhaite exécuter, ce dernier est fixé avant chaque simulation, de ce fait, tant que l'algorithme n'a pas atteint cette limite il continu à s'exécuter.

### III-11 Présentation de l'application

L'application que nous proposons est une application multiplateforme codée en java, l'application a été pensée pour être facile à configurer, ainsi presque toute la configuration peut se faire à partir de la fenêtre principale.



Figure III-8 : Fenêtre principale

Les simulations peuvent être lancées directement à partir du menu (Fichier → Exécuter), et peuvent aussi être arrêtées à tout moment.

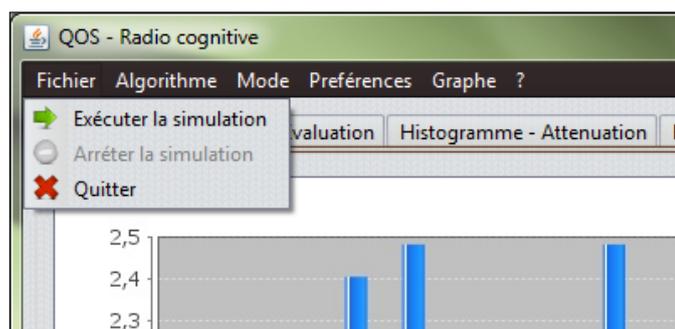


Figure III-9 : Menu Fichier

Les algorithmes génétiques doivent passer par l'étape de configuration, le choix des différents paramètres est primordial. Notre application permet de configurer directement à partir du menu préférence :

- La taille de la génération.
- Le nombre d'individu par génération.
- Le nombre de canaux par individu.
- Le taux de mutation.

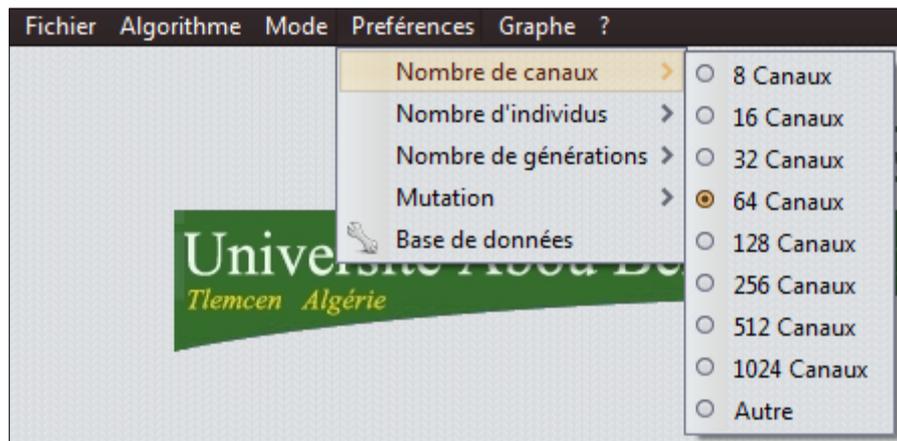


Figure III-10 : Menu préférences

Le choix des différents algorithmes à exécuter peut se faire grâce au menu Algorithme, ainsi, différents choix s'offrent à l'utilisateur, comme par exemple l'algorithme génétique avec un codage binaire, réel, ou bien les deux pour lancer deux simulations en même temps avec la même population initiale, et ainsi pouvoir comparer les performances de chaque algorithme.



Figure III-11 : Menu algorithme

Les différents modes de transmission présentés dans ce mémoire peuvent être choisis à partir du menu Mode, il y a le mode urgence, le mode multimédia, et enfin le mode batterie faible.

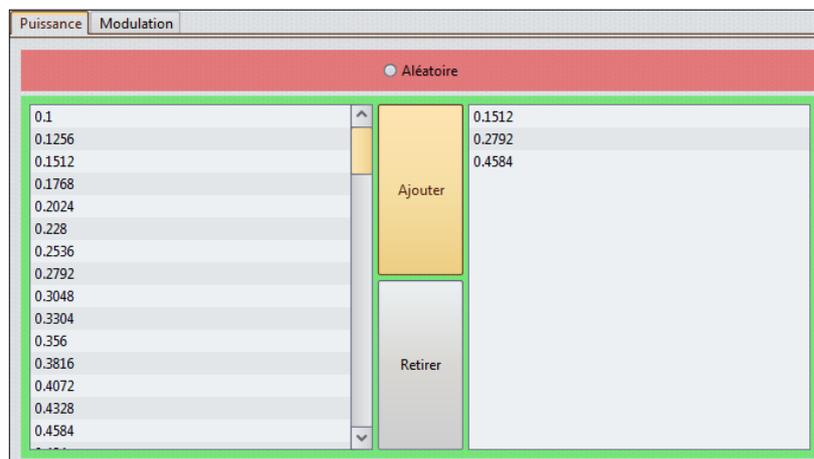


**Figure III-12 : Menu mode**

L'espace de conception que ce soit pour les puissances ou les modulations utilisées lors de la simulation, peut aussi être choisi, grâce à une fenêtre qui lui est spécialement dédié, elle peut être ouverte à partir du menu (Préférence -> Base de données). La fenêtre présente deux sections, la première correspond à la puissance, la seconde à la modulation.

La puissance peut être fixée de différentes manières :

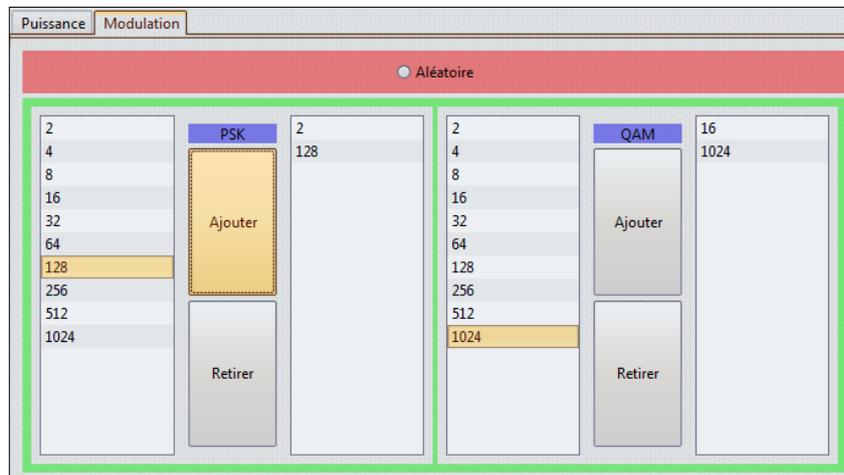
- Soit en choisissant les valeurs de puissance manuellement.
- Soit en générant l'intervalle aléatoirement, mais en fixant au préalable sa taille (entre 1 et 94 valeurs).



**Figure III-13 : Configuration manuel de la puissance**

Les modulations peuvent être choisies selon leurs types et leurs index de différentes manières :

- Soit en choisissant les index de modulation manuellement pour chaque type de modulation.
- Soit en générant l'intervalle aléatoirement, mais en fixant la taille des différents types de modulation (PSK, QAM).



**Figure III-14 : Configuration manuel de la modulation**

A chaque fermeture de l'application, les paramètres sont enregistrés dans un fichier externe (PersistenceDataBase.json), ce qui évitera à l'utilisateur de reconfigurer le logiciel à chaque fois, ce fichier peut être modifié directement.

```

{
  "configPuissance": "MANUAL",
  "selectedPuissance": 94,
  "manualDataBasePuissance": [
    0.1,
    0.3048,
    1.7384,
    2.4552
  ],
  "configModulation": "MANUAL",
  "selectedModulation_PSK": 1,
  "selectedModulation_MARY_PSK": 9,
  "selectedModulation_MARY_QAM": 9,
  "manualDataBaseModulationParIndex": {
    "2": [
      8,
      128,
      1024
    ],
    "3": [
      128,
      1024
    ]
  },
  "nombreIndividus": 50,
  "nombreCanaux": 64,
  "nombreGeneration": 1000,
  "mutation": 0.001,
  "mode": 1,
  "algorithme": 2,
  "resolution": {
    "width": 1280,
    "height": 720
  },
  "trie": false
}

```

**Figure III-15 : Structure du fichier de persistance**

Après la fin de la simulation l'application permet de générer des graphes directement depuis l'interface utilisateur, ces graphes peuvent être configurés en modifiant leurs résolutions depuis le menu (Graphe -> Résolution). En plus des histogrammes qui permettent de voir les caractéristiques de chaque canal, que ce soit, l'atténuation, l'index de modulation, la puissance, et enfin l'évaluation de la fonction objectif de chaque canal. Les différents histogrammes peuvent être triés en fonction de l'évaluation de la fonction objectif grâce au menu (Graphe -> Trié).

Les figures suivantes montrent les résultats obtenus grâce à une simulation effectuée en mode urgence avec 8 canaux.

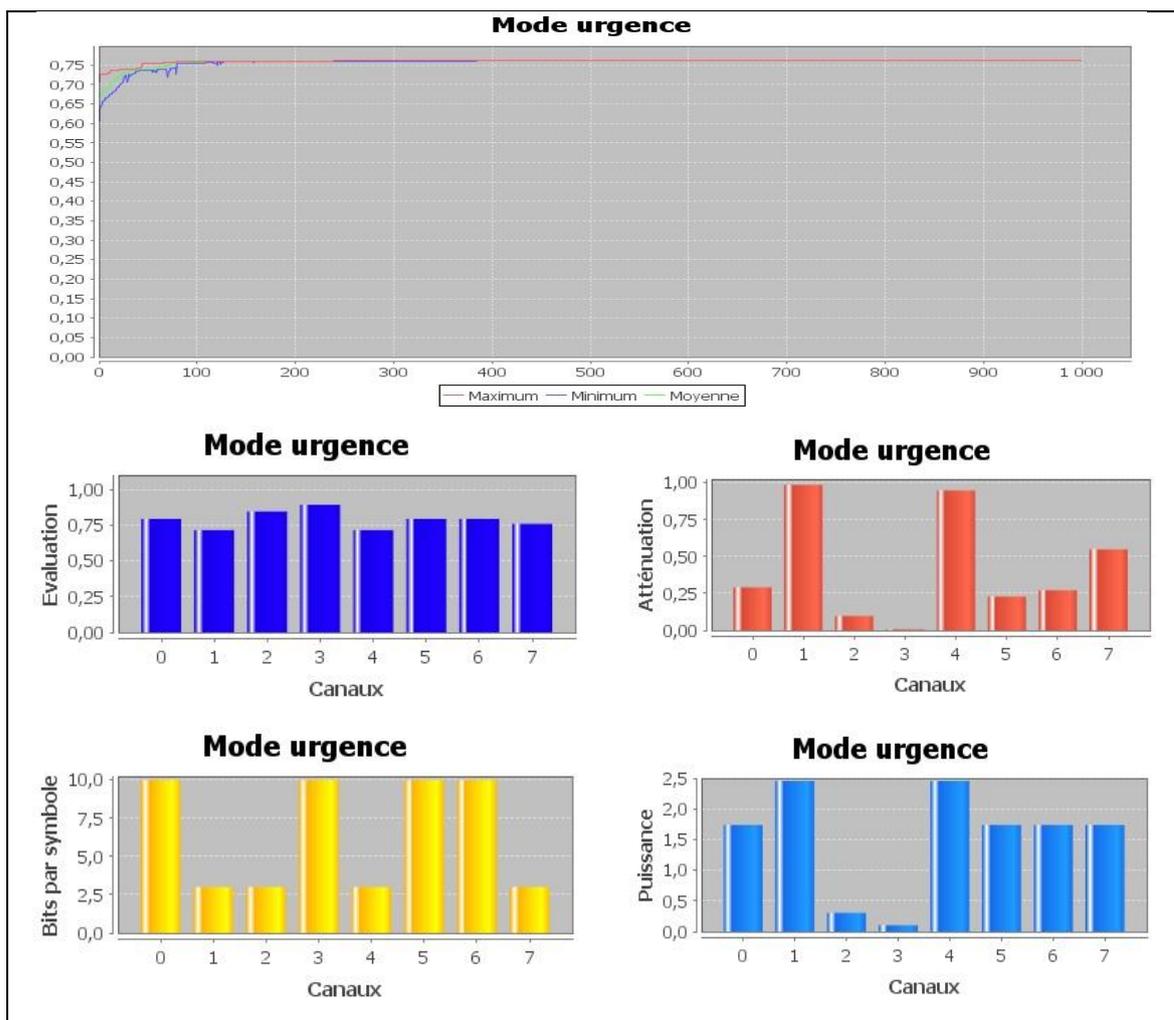


Figure III-16 : Démonstration des figures générées

### III-12 Comportement de l'algorithme dans les différents modes

Afin d'étudier le comportement de l'algorithme génétique dans les différents modes de transmission, nous allons d'abord définir les paramètres utilisés lors de cette simulation :

Paramètre	Valeur
Codage	Réel
Taille de la population	50
Nombre de génération	2500
Technique de croisement	Croisement à deux points
Taux de mutation	0.001
Nombre de canaux	64

**Tableau III-8 : Paramètre de configuration**

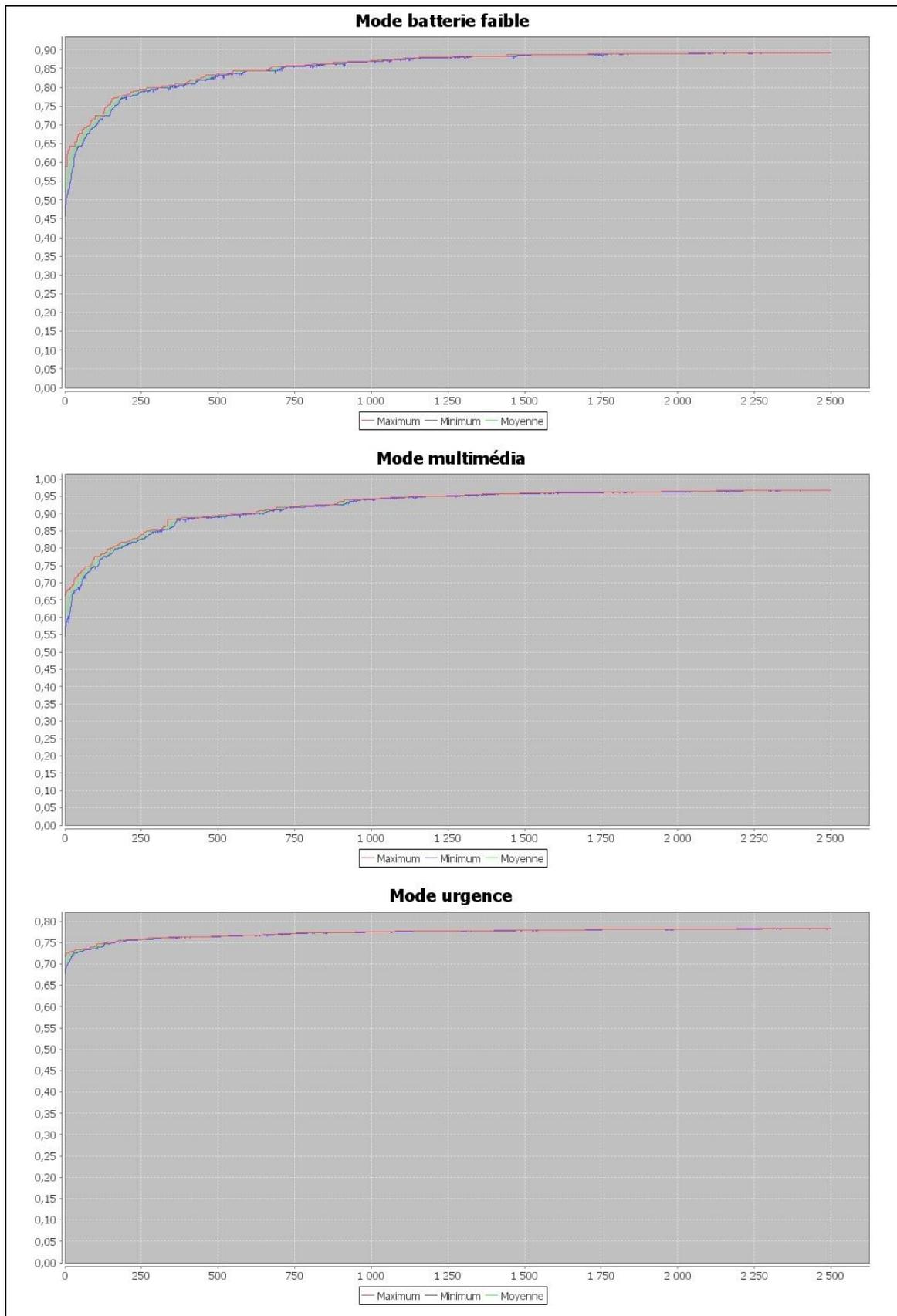
Dans ce qui suit, nous allons définir l'espace de conception utilisé dans notre étude. En effet, pour déterminer rapidement la valeur optimale pour chaque mode de transmission, il est nécessaire de fixer le nombre de paramètre utilisé dans la génération des individus, ceci pour limiter l'immense espace de recherche.

	Puissance	Modulation
Basse	0.1 mW	4 QAM
	0.5608 mW	8 QAM
Moyenne	1.0472 mW	64 QAM
	1.5336 mW	128 QAM
Elevée	2.02 mW	512 QAM
	2.4808 mW	1024 QAM

**Tableau III-9 : Espace de conception**

Les paramètres utilisés sont classés en trois catégories, en effet, il y a les valeurs (basses, moyennes, élevées), ces valeurs ont été choisies afin d'avoir une solution proche de la solution optimale peu importe le mode choisi. L'espace de recherche va contenir (6 Puissances \* 6 Modulations \* N Canaux) possibilités.

Les algorithmes génétiques sont des méthodes non-déterministes, de ce fait, on ne peut pas se baser uniquement sur une seule mesure pour pouvoir établir une conclusion, ainsi pour chaque mode de transmission la moyenne de 10 simulations est présentée ci-dessous.



**Figure III-17 : Convergence de la fonction objectif dans les différents modes de transmission**

Les différents résultats obtenus sont illustrés dans le tableau suivant :

Mode de transmission	Meilleur score (1 <sup>er</sup> génération)	Meilleur score (dernière génération)	Temps
<b>Batterie faible</b>	0.59	0.89	290 ms
<b>Mode multimédia</b>	0.66	0.97	297 ms
<b>Mode urgence</b>	0.72	0.78	288 ms

**Tableau III-10 : Meilleurs scores obtenus pour les trois modes**

D'après les résultats obtenus on remarque une nette amélioration des résultats de la fonction objectif, de ce fait, on peut dire que l'algorithme génétique a su offrir une amélioration considérable de la qualité de service pour l'utilisateur.

Nous remarquons que les différents modes de transmission ne peuvent pas réaliser un score parfait, ceci peut être expliqué en revenant aux fonctions qui implémentent la fonction objectif [Tableau III-5]. En effet on remarque que les résultats ont tendance à diminuer si on donne un poids élevé à la fonction de minimisation du taux d'erreur.

Comme vu précédemment [Tableau III-4], la fonction de minimisation du taux d'erreur est en conflit avec les deux autres fonctions. En effet, elle a pour but de minimiser l'index de modulation et de maximiser la puissance, contrairement à la fonction de maximisation du débit et de minimisation de la consommation d'énergie.

Nous pouvons conclure que :

- Pour le mode multimédia : le poids de la fonction de minimisation du taux d'erreur a le poids le plus faible (0.05), par conséquent le score résultant est relativement élevé (0.97).
- Pour le mode batterie faible : le poids de la fonction de minimisation du taux d'erreur à un poids intermédiaire (0.15), le score est un peu moins élevé que le mode multimédia (0.89).
- Pour le mode urgence : le poids de la fonction de minimisation du taux d'erreur a un poids élevé (0.80), le score va automatiquement être faible (0.78).

### III-13 Codage binaire Vs codage réel

Le but de notre étude est de comparer les résultats obtenus avec un codage binaire et un codage réel, mais en changeant le nombre de canaux disponibles.

#### a- Résultats obtenus

Les différentes valeurs présentées ci-dessous, représentent les résultats obtenus pour chaque type de codage. Pour que les résultats soit cohérent, la même population de départ a été utilisée pour le codage binaire et réel, mais seulement avec les simulations qui ont le même mode et le même nombre canaux.

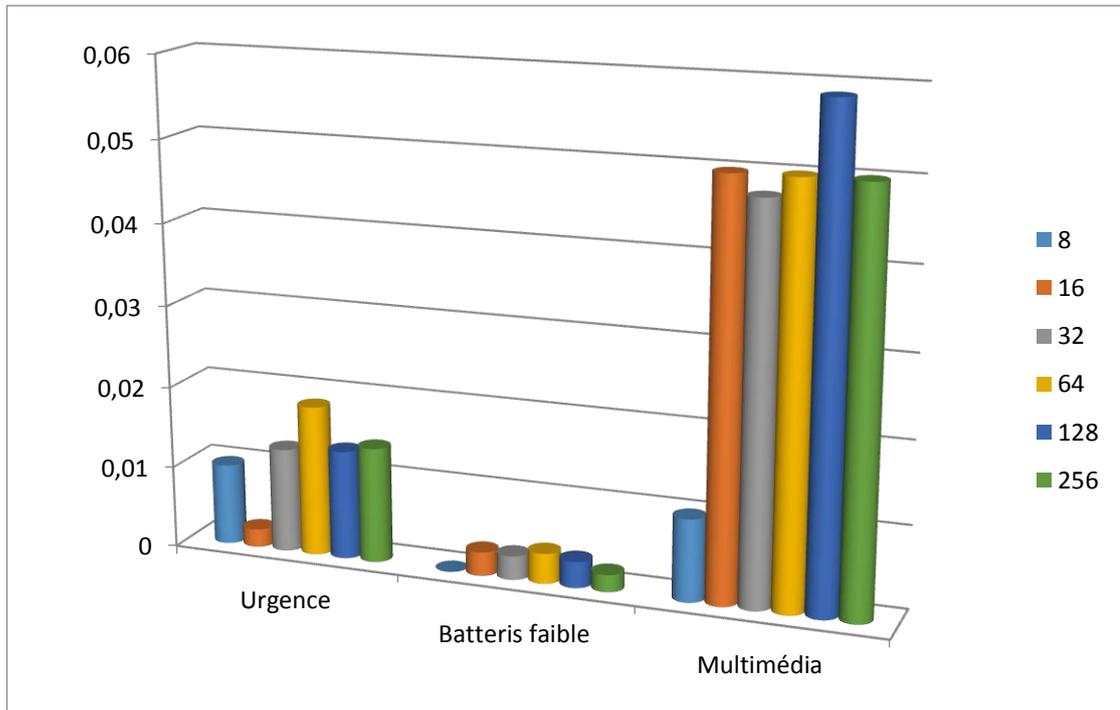
Nombre de canaux	Urgence		Batterie faible		Multimédia	
	Binaire	Réel	Binaire	Réel	Binaire	Réel
8	0.8099	0.8198	0.8955	0.8955	0.9601	0.9701
16	0.7961	0.7983	0.8907	0.8936	0.9250	0.9749
32	0.7799	0.7926	0.8967	0.8996	0.9226	0.9701
64	0.7799	0.7983	0.8908	0.8945	0.9195	0.9695
128	0.7720	0.7853	0.8930	0.8962	0.9102	0.9690
256	0.7682	0.7823	0.8927	0.8948	0.9168	0.9668

**Tableau III-11 : Meilleurs scores obtenus après 10000 générations**

Ces résultats représentent la valeur moyenne obtenue par la fonction objectif après 10000 générations, avec une population de 50 individus, et avec un taux de mutation de 0.001. Ces résultats vont être considérés comme étant les valeurs optimales pour chaque mode de transmission, que ce soit pour le codage réel ou bien le codage binaire.

L'intérêt principal des algorithmes génétiques et leurs rapidités d'exécution, de ce fait, l'intervalle avec un nombre de canaux supérieur à 256 a été ignoré, car les solutions obtenues sont moins efficace même avec 10000 générations, ce qui a constitué déjà un énorme temps de calcul.

A travers la [Figure III-18], nous constatons qu'avec un codage réel, l'algorithme génétique a réussi à trouver de meilleures solutions pour les trois modes comparé au codage binaire, et ceci, peu importe le nombre de canaux. Par exemple, dans le mode multimédia il y a une augmentation de près de 5% ce qui donne un net avantage au codage réel.



**Figure III-18 : La différence de performance entre le codage binaire et réel**

### b- Temps de calcul

Pour comparer les différents types de codage en terme de temps de calcul, il est nécessaire de fixer une valeur optimale minimale qui peut être atteinte peu importe le nombre de canaux et le type de codage utilisé, de ce fait, les valeurs suivantes ont été définies par rapport aux [Tableau III-11], en sélectionnant les résultats minimum obtenus dans chaque mode :

Urgence	Batterie faible	Multimédia
Binaire et Réel	Binaire et Réel	Binaire et Réel
0.7682	0.8907	0.9102

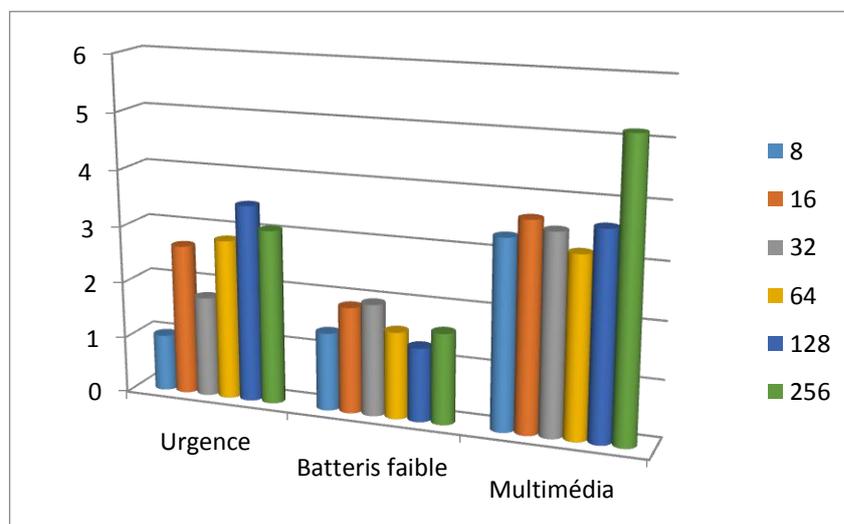
**Tableau III-12 : Valeurs optimales minimum**

Dans ce qui suit, nous allons calculer le nombre minimal de génération qui permet d'avoir ces résultats, et ceci, pour tous les canaux, ce qui va nous permettre par la suite de déterminer le temps de calcul de chaque type de codage.

Nombre de canaux	Mode	Binaire		Réel	
		Temps	Génération	Temps	Génération
8	Urgence	1 ms	30	1 ms	26
	Batterie faible	11 ms	170	8 ms	262
	Multimédia	10 ms	150	3 ms	67
16	Urgence	8 ms	148	2 ms	100
	Batterie faible	15 ms	212	8 ms	281
	Multimédia	18 ms	212	5 ms	109
32	Urgence	16 ms	157	9 ms	198
	Batterie faible	63 ms	514	32 ms	627
	Multimédia	56 ms	446	16 ms	315
64	Urgence	153 ms	646	54 ms	516
	Batterie faible	262 ms	1058	171 ms	1557
	Multimédia	200 ms	797	63 ms	578
128	Urgence	742 ms	1390	213 ms	862
	Batterie faible	1243 ms	2189	951 ms	3628
	Multimédia	1012 ms	1728	279 ms	1070
256	Urgence	3411 ms	1948	1105 ms	1575
	Batterie faible	9411 ms	5353	5857 ms	7777
	Multimédia	9125 ms	5066	1768 ms	2366

**Tableau III-13 : Comparaison entre le codage binaire et le codage réel**

Comme le montre la figure suivante, nous constatons que pour atteindre le même résultat pour les deux types de codage, il faut en moyenne 2 à 5 fois plus de temps pour les algorithmes génétiques utilisant le codage binaire par rapport à ceux utilisant le codage réel.



**Figure III-19 : Temps de calcul du codage binaire par rapport au codage réel**

### **III-14 Conclusion**

Les algorithmes génétiques sont des procédures robustes pour résoudre les problèmes d'optimisations, grâce à leurs différentes opérations, ils permettent de fournir rapidement des solutions proches de la solution optimale, la radio cognitive étant un système temps réel, les résultats apportés par les algorithmes génétiques lui permettent de modifier rapidement ses paramètres en fonction de son environnement.

Les résultats apportés par les algorithmes génétiques utilisant le codage réel donne un net avantage par rapport au codage binaire, et ceci, peu importe le nombre de canaux, que ce soit en terme de temps de calcul ou de performance.

En effet, nous avons remarqué qu'avec un codage réel, l'algorithme génétique a réussi à trouver de meilleures solutions pour les trois modes comparé au codage binaire, et ceci, peu importe le nombre de canaux.

En termes de temps de calcul, nous avons constaté que pour atteindre le même résultat pour les deux types de codage, il faut en moyenne 2 à 5 fois plus de temps pour les algorithmes génétiques utilisant le codage binaire par rapport à ceux utilisant le codage réel.

En conclusion, l'utilisation de ce type de codage, va grandement améliorer la qualité de service de l'utilisateur, mais son utilisation doit être limitée à un certain nombre de canaux pour être utilisé dans un contexte temps réel.

# Conclusion générale

---

La radio cognitive est une radio intelligente capable, grâce à sa capacité cognitive, d'interagir avec son environnement, de s'adapter, pour procurer à l'utilisateur une qualité de service optimal. Tout ceci ne peut pas se faire sans l'introduction d'une couche d'intelligence, capable de contrôler la reconfiguration de l'équipement face aux situations dynamiques.

L'intérêt des algorithmes génétiques pour l'optimisation en temps réel des performances de la radio cognitive a déjà fait ces preuves, la prise de décision de la radio cognitive peut être vue comme un problème d'optimisation multi objectif, mettant l'accent sur la minimisation du taux d'erreur, la maximisation du débit, ou la minimisation de la consommation d'énergie, ainsi en fonction du mode de transmission, la radio cognitive peut optimiser la qualité de service de l'utilisateur.

Le travail présenté dans ce mémoire est consacré à l'optimisation de la qualité de service dans les réseaux radio cognitives, en utilisant les algorithmes génétiques, et en mettant l'accent sur les performances des différents types de codage, en prenant en considération un nombre de canal différent, afin de mesurer l'impact de l'accroissement des sous porteuse.

L'étude a montré que les algorithmes génétiques utilisant le codage réel, donne un net avantage par rapport au codage binaire, peu importe le nombre de canaux, que ce soit en terme de temps de calcul ou de performance.

En effet, nous avons remarqué qu'avec un codage réel, l'algorithme génétique a réussi à trouver de meilleures solutions pour les trois modes de transmission (Urgence, Batterie faible, Multimédia) comparé au codage binaire, et ceci, peu importe le nombre de canaux.

En termes de temps de calcul, nous avons constaté que pour atteindre le même résultat pour les deux types de codage, il faut en moyenne 2 à 5 fois plus de temps pour les algorithmes génétiques utilisant le codage binaire par rapport à ceux utilisant le codage réel.

En conclusion, l'utilisation de ce type de codage, va grandement améliorer la qualité de service de l'utilisateur, mais son utilisation doit être limitée à un certain nombre de canaux pour être utilisé dans un contexte temps réel.

En perspective, nous proposons d'étendre l'approche à d'autres couches de la RC comme la couche application. Prendre en considération d'autres fonctions comme l'efficacité spectrale, les interférences. Et enfin, évaluer et tester d'autres techniques de l'intelligence artificielle.

# Bibliographie

---

- [1] E. Hossain, D. Niyato, and Z. Han, "Dynamic Spectrum Access and Management in Cognitive Radio Networks", Cambridge University Press, 2009.
- [2] A. Foster, M. Foster & Co, "Gestion du spectre radioélectrique", rapport, Juin 2009.
- [3] National Telecommunications and Information Administration, "United states frequency allocations",  
[http://www.ntia.doc.gov/files/ntia/publications/spectrum\\_wall\\_chart\\_aug2011.pdf](http://www.ntia.doc.gov/files/ntia/publications/spectrum_wall_chart_aug2011.pdf),  
2011, consultation avril 2014
- [4] J.C Dunat, "Allocation opportuniste de spectre pour les radios cognitives", Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunication, Paris, Avril 2006.
- [5] J. H. Snider and N. Holmes, "The Cartoon Guide to Federal Spectrum Policy", New America Foundation, Washington D.C, avril 2004.
- [6] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, and K. R. Chowdhury, "CRAHNs: cognitive radio ad hoc networks", Ad Hoc Networks, vol. 7, no. 5, pp. 810–836, 2009.
- [7] J Mitola, "The Software Radio," IEEE National Telesystems Conference, May 1992.
- [8] Federal Communications Commission, First Report and Order in ET Docket No. 00-47, rapport, 2001.
- [9] J. Mitola and G. Maguire, "Cognitive radio: Making software radios more personal", IEEE Personal Communications, Aout 1999.
- [10] T. Clancy, "Dynamic Spectrum Access in Cognitive Radio Networks", Ph.D. Dissertation, University of Maryland, April 2006.
- [11] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, "A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks", IEEE Communications Magazine, pp.40-48, April 2008.
- [12] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, and K. R. Chowdhury, "CRAHNs: cognitive radio ad hoc networks", Ad Hoc Networks, vol. 7, no. 5, pp. 810–836, 2009.

- [13] B. Benmammour, A. Amraoui, F. Krief, "A Survey on Dynamic Spectrum Access Techniques in Cognitive Radio Networks". *International Journal of Communication Networks and Information Security (IJCNIS)*. Vol. 5, No. 2, August 2013, pp: 68-79. ISSN: 2076-0930 (Print), ISSN: 2073-607X (Online).
- [14] A. Ben Dhaou, "Allocation dynamique des bandes spectrales dans les réseaux sans-fil à radio cognitive", thèse de Maitrise en Informatique, Université du Québec à Montréal, Septembre 2011.
- [15] S. Bourazza, "Variantes d'algorithmes génétiques appliquées aux problèmes d'ordonnancement", Thèse de doctorat, l'Université du Havre, novembre 2006.
- [16] J. H. Holland, "Outline for a logical theory of adaptive systems", *Journal of the Association for Computing Machinery*, vol. 9, no. 3, pp. 297–314, 1962.
- [17] K. A. De Jong, "An Analysis of the Behaviour of a Class of Genetic Adaptive Systems", Ph.D. Thesis, University of Michigan, 1975.
- [18] D. E. Goldberg AND J. H. Holland, "Genetic Algorithms and Machine Learning", *Machine Learning*, vol. 3, pp.95-99, 1988.
- [19] D. E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning", Addison-Wesley Longman Publishing, 1989.
- [20] M. Ejday, "Optimisation multi-objectifs à base de métamodèle pour les procédés de mise en forme", Thèse de Doctorat, l'École nationale supérieure des mines de Paris, Mars 2011.
- [21] T. Vallée, M. Yildizoglu, "Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie", Université de Nantes, septembre 2001.
- [22] Z. Michalewicz, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", Springer-Verlag, 1992.
- [23] S. Bourazza, "Variantes d'algorithmes génétiques appliquées aux problèmes d'ordonnancement", thèse de doctorat, Université du Havre, novembre 2006.
- [24] N. A. Saoucha, "Paramétrage des algorithmes génétiques pour l'optimisation de la QoS dans les réseaux radios cognitifs", thèse de magistère, Université de M'sila, mars 2013.

- [25] M. Tien Tho DO, "Optimisation de forme en forgeage 3d", Thèse de Doctorat, l'École nationale supérieure des mines de Paris, juillet 2006.
- [26] S. E. Merzouk, "Problème de dimensionnement de lots et de livraisons : application au cas d'une chaîne logistique", Thèse de doctorat de l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard et de l'Université de Franche-Comté, Novembre 2007.
- [27] P. Preux, "A study of population uniformization in GAs", Proc. of the workshop on applied genetic and other evolutionary techniques, ECAI'94, Amsterdam, The Netherlands, 1994.
- [28] T. R. Newman, B. A. Barker, A. M. Wyglinski, A. Agah, J. B. Evans, and G. J. Minden, "Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers", *Wireless Communications & Mobile Computing*, vol. 7, no. 9, pp. 1129-1142, Novembre 2007.
- [29] N. Kingsbury, "Approximation Formulae for the Gaussian Error Integral,  $Q(x)$ ", "<http://cnx.org/content/m11067/latest/>", consultation mai 2014.
- [30] N. Colson, "Mécanismes d'adaptation autonome pour la radio cognitive", Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud 11, Mai 2009.