



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID - TLEMCEN

THÈSE

Présentée à :

FACULTE DES SCIENCES – DEPARTEMENT INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

DOCTORAT EN SCIENCES

Spécialité : Informatique

Par :

Mme ALI SAOUCHA Naziha

Sur le thème

Exploitation des techniques de l'intelligence artificielle pour l'optimisation de la QoS et l'efficacité spectrale dans les réseaux de radio cognitive

Soutenue publiquement le 30 janvier 2020 à Tlemcen devant le jury composé de :

Mr BENDIMERAD Fethi Tark	Professeur	Université de Tlemcen	Président
Mr BENMAMMAR Badr	Professeur	Université de Tlemcen	Directeur de thèse
Mr GHALEM Belalem	Professeur	Université d'Oran 1	Examineur
Mr BOUKLI Hacene Sofiane	Maître de Conférences A	Université de Sidi-Belabbes	Examineur
Mr LEHSAINI Mohamed	Professeur	Université de Tlemcen	Examineur

*Laboratoire de Télécommunications de Tlemcen (LTT)
BP 119, 13000 Tlemcen - Algérie*

Remerciements

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

Je tiens à remercier Monsieur Badr Benmammar, de m'avoir accordé sa confiance en acceptant d'être mon Directeur de thèse, pour sa modestie, sa disponibilité au cours de l'élaboration de ce travail de Doctorat. Monsieur Badr Benmammar a su me guider à travers ses précieux conseils et son assistance qui m'ont été des plus utiles.

Mes remerciements s'adressent également aux membres du jury pour l'immense honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer ce travail et pour le temps qu'ils ont consacré pour la lecture de cette thèse.

Enfin, mes remerciements vont aussi à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin à concrétiser ce travail.

Table des matières

Table des figures	iii
Liste des tableaux	iv
Liste des algorithmes	v
Liste des abréviations	vi
Introduction générale	1
 Partie I : Contexte et méthodes utilisées	 4
Chapitre 1 : Les réseaux de radio cognitive	5
1.1 Introduction	7
1.2 Les générations des réseaux des télécommunications	7
1.2.1 La génération 0 (G0)	8
1.2.2 Les réseaux de la première génération (1G)	8
1.2.3 Les réseaux de la deuxième génération (2G)	9
1.2.4 Les réseaux de la troisième génération (3G)	10
1.2.5 Les réseaux de la quatrième génération (4G)	11
1.2.6 Les réseaux de la cinquième génération (5G)	11
1.3 Politique traditionnelle de gestion du spectre	13
1.4 Accès dynamique au spectre	15
1.5 Radio logicielle	16
1.6 La radio cognitive	18
1.6.1 Reconfigurabilité	18
1.6.2 Capacité cognitive	19
1.7 Sondage spectral	19
1.7.1 La détection locale	20
1.7.1.1 La technique du filtre adapté	20

1.7.1.2	La technique de détection de l'énergie	21
1.7.1.3	La technique de cyclostationnarité	22
1.7.2	La détection coopérative	22
1.7.3	La détection externe	23
1.8	Gestion du spectre	24
1.9	Partage du spectre	24
1.9.1	L'architecture	24
1.9.2	Le comportement	25
1.9.3	La technologie d'accès	25
1.10	Mobilité du spectre	26
1.11	Applications de la radio cognitive	27
1.11.1	Réseaux de sécurité publique	27
1.11.2	Réseaux d'urgence et gestion des catastrophes	27
1.11.3	Applications multimédia	27
1.11.4	Surveillance en temps réel	28
1.11.5	Santé	28
1.11.6	Applications militaires	28
1.12	Conclusion	29
Chapitre 2	Les méthodes de résolution des problèmes d'optimisation	30
2.1	Introduction	31
2.2	Les problèmes d'optimisation	31
2.3	Classification des problèmes d'optimisation	34
2.3.1	Optimisation linéaire vs non linéaire	35
2.3.2	Optimisation sans contraintes vs avec contraintes	35
2.3.3	Optimisation mono-objectif vs multi-objectifs	35
2.3.4	Optimisation déterministe vs stochastique	36
2.3.5	Optimisation unimodal vs multimodale	36
2.4	Théorie de la complexité	37
2.5	Classification des méthodes de résolution	38
2.6	Les méthodes exactes	39
2.7	Les méthodes approchées	40
2.7.1	Les heuristiques	41
2.7.2	Les métaheuristiques	42
2.7.3	Les métaheuristiques à solution unique	42
2.7.3.1	La méthode de descente	42
2.7.3.2	Le recuit simulé	43
2.7.3.3	La recherche tabou	43
2.7.4	Les métaheuristiques à base de population	44
2.7.4.1	Les algorithmes évolutionnaires	44
2.7.4.2	Les algorithmes basés sur l'intelligence en essaim	44
2.8	Conclusion	46

Partie II : Problématique et contributions	48
Chapitre 3 : Modélisation, formulation mathématique du problème et état de l'art	49
3.1 Introduction	50
3.2 Principe du moteur cognitif	50
3.2.1 Les contraintes d'environnement	51
3.2.2 Contraintes de l'utilisateur	51
3.2.3 Contraintes d'équipement	51
3.3 Outils de prise de décision pour le moteur cognitif	52
3.3.1 Les approches expertes	53
3.3.2 Les approches prédictives	54
3.3.3 Les approches exploratoires	55
3.3.4 Approche adoptée	56
3.4 Modélisation et formulation du problème	57
3.4.1 Contexte radioélectrique	57
3.4.2 Optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire	59
3.4.3 Reformulation en mono-objectif	61
3.4.4 Modes de transmission	62
3.4.5 Les contraintes de l'optimisation	63
3.4.6 Architecture fonctionnelle du processus de prise de décision	64
3.4.7 Complexité du problème	65
3.5 État de l'art concernant l'adaptation des paramètres	65
3.6 Conclusion	69
Chapitre 4 : Prise de décision basée sur les méta-heuristiques	71
4.1 Introduction	72
4.2 Définition de la structure de la solution	72
4.3 Approche proposée basée sur l'algorithme des lucioles	73
4.4 Approche proposée basée sur l'algorithme de la recherche coucou	79
4.5 Approche proposée basée sur l'algorithme de chauves-souris	83
4.6 Simulation, résultats et discussions	86
4.6.1 Environnement radio fréquence	86
4.6.2 Mode de transmission	87
4.6.3 Environnement de simulations	87
4.6.4 Paramétrage des algorithmes	87
4.6.5 Critères d'évaluation	88
4.6.6 Mode batterie faible	89
4.6.7 Mode d'urgence	91
4.6.8 Mode multimédia	92
4.6.9 Impact du nombre de sous-porteuses sur les performances	93
4.7 Conclusion	96

Conclusion générale et perspectives	97
Liste de publications et co-encadrements	111

Table des figures

1.1	Estimation du nombre des objets et des dispositifs connectés à l'horizon de l'année 2020.	12
1.2	Le concept des trous du spectre.	16
1.3	Flexibilité matérielle apportée par la radio logicielle.	17
1.4	Le cycle cognitif.	19
1.5	Méthodes de sondage spectral.	20
1.6	Les problèmes du sondage local : (a) l'évanouissement et (b) l'ombrage.	23
1.7	Analogie comparative entre la méthode overlay et underlay	26
2.1	Domaine admissible et non admissible.	32
2.2	Optimum global Vs Optimums locaux.	33
2.3	Processus d'optimisation.	33
2.4	Classification des problèmes d'optimisation.	34
2.5	fonction unimodal vs fonction multimodal.	36
2.6	Classification des problèmes d'optimisation.	37
2.7	Classification des problèmes d'optimisation.	39
3.1	Schéma synoptique d'une radio cognitive incluant le moteur cognitif [78].	50
3.2	Un schéma conceptuel de l'espace de décision d'un moteur cognitif [79].	52
3.3	Réseau de neurones proposé pour la radio cognitive [82].	55
3.4	Le scénario de coexistence entre l'utilisateur primaire et l'utilisateur secondaire dans un système de communication multiporteuse.	57
3.5	La minimisation du taux d'erreur vs la minimisation de la consommation de puissance.	61
3.6	Processus de prise de décision.	64
4.1	Structure typique d'une solution.	73
4.2	La fonction V-shaped.	79
4.3	Convergence de la fonction objectif pour le mode batterie faible.	90
4.4	Convergence de la fonction objectif pour le mode d'urgence.	92

4.5	Convergence de la fonction objectif pour le mode multimédia.	93
4.6	Caractéristiques de la convergence de la fonction objectif en fonction du nombre de sous-porteuses et du temps.	95

Liste des tableaux

1.1	Réseaux de télécommunications de la première génération	9
1.2	Réseaux mobiles de la deuxième génération	10
1.3	L'allocation des fréquences aux Etats-Unis	14
2.1	Quelques exemples de problèmes résolus par méthodes exactes.	39
2.2	Impact de la structure de l'instance sur sa résolution avec les méthodes exactes.	39
3.1	Relations entre les paramètres de transmission et les objectifs.	60
4.1	Modes de transmission.	87
4.2	Paramétrage des algorithmes.	88
4.3	Mode batterie faible.	90
4.4	Gains réalisés pour la mode batterie faible.	91
4.5	Mode d'urgence.	91
4.6	Gains réalisés pour la mode d'urgence.	92
4.7	Mode multimédia.	93
4.8	Gains réalisés pour la mode multimédia.	94

Liste des algorithmes

4.1	Pseudo code standard de l'algorithme des lucioles	74
4.2	Initialisation des paramètres liés à la radio cognitive	74
4.3	Évaluation de la fonction objectif	75
4.4	Fonction V-shaped	75
4.5	FA pour l'optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire	76
4.6	Pseudo code standard de l'algorithme de la recherche coucou	80
4.7	CS pour l'optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire	81
4.8	Pseudo code standard de l'algorithme de chauve-souris standard	83
4.9	BA pour l'optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire	85

Liste des abréviations

1G	La première génération
2G	la deuxième génération
3G	la troisième génération
3GPP	the Third Generation Partnership Project
4G	la quatrième génération
5G	la cinquième génération
AGS	autorité de gestion du spectre
AGs	les algorithmes génétiques
ANF	Agence Nationale des Fréquences) en Algérie
ATIS	Alliance for Telecommunications Industry Solutions
AWGN	Additive White Gaussian Noise
BA	Bat algorithm
BBO	Biogeography-based optimization
BER	taux d'erreur binaire
BWRC	Berkeley Wireless Research Center
CCSA	China Communications Standards Association
CDMA	Code Division Multiple Access
CMR	Conférence Mondiale des Radiocommunications
CRTC	Canadian Radio-television and Telecommunications Commission
CS	Cuckoo search
DARPA	Defense Advanced Research Projects Agency
DSA	Dynamic Access Spectrum
ETSI	European Telecommunications Standard Institut
ETSI	European Telecoms Standards Institute
FA	Firefly algorithm
FCC	Federal Communications Commission
G0	La génération 0
GSM	Groupe Special Mobile
IoT	Internet of Things
LTE	Long Term Evolution

MFNN	Multilayer Feedforward Neural Networks
MIMO	Multiple Input Multiple Output
mm-wave	millimeter wave
NMT	Nordic Mobile Telephone
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
PSO	optimisation par essaim de particules
QoS	Quality of Service
RKRL	Radio Knowledge Representation Language
SAT	problème de satisfaisabilité booléenne
SDR	Software Defined Radio
SNR	signal/bruit
TD-SCDMA	Time Division Synchronous Code Division Multiple Access
TDMA	Time Division Multiple Access
UIT	Union Internationale des Télécommunications
UMTS	Universal Mobile Telecommunications System
XG	NeXt Generation

Résumé

Le concept d'accès dynamique au spectre vient remédier au problème de la rareté spectrale résultant de la multiplication des services et standards de communications sans fil à travers une technologie clé la radio cognitive. Cette dernière est considérée comme étant un dispositif intelligent et autonome capable de prendre des décisions d'adaptation à son environnement dynamique en temps réel afin de satisfaire les besoins de l'utilisateur en termes de qualité de service tout en respectant le cadre de régulation en vigueur. Dans cette thèse, nous proposons de nouveaux algorithmes basés sur des approches bio-inspirées qui ont été développées lors de cette dernière décennie, à savoir : l'algorithme des lucioles, la recherche Coucou et l'algorithme de la chauve-souris, pour l'adaptation des paramètres de transmission qui a été formulée sous forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs. Les résultats obtenus au travers d'une série de tests et de simulations démontrent clairement une nette supériorité de nos algorithmes en termes de qualité des solutions et de vitesse de convergence par rapport aux techniques les plus utilisées dans la littérature, à savoir les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaim de particules.

Mots-clés : Radio cognitive, moteur cognitif, optimisation multi-objectifs, qualité de service, multi-porteuses, interférence, l'algorithme des lucioles, l'algorithme de la recherche coucou, l'algorithme de chauves-souris.

Abstract

The dynamic spectrum access concept addresses the spectral scarcity problem, resulting from the wireless communications services and standards proliferation, through the key technology cognitive radio. This latter is considered to be an intelligent and autonomous device capable of making decisions to adapt to its dynamic environment in real time in order to satisfy the needs of the user in terms of quality of service while respecting the regulatory framework in force. In this thesis, we propose new algorithms based on bio-inspired approaches that have been developed during this last decade, namely: the firefly algorithm, the Coucou search and the bat algorithm, for the adaptation of the transmission parameters which has been formulated as a multi-objective optimization problem. The results obtained through a series of tests and simulations demonstrate a clear superiority of our algorithms in terms of quality of solutions and speed of convergence compared to the most used techniques in the literature, namely the genetic and the particle swarm optimization algorithm.

Keywords : Cognitive radio, cognitive engine, multi-objective optimization, quality of service, multi-carrier, interference, firefly algorithm, cuckoo search algorithm, bat algorithm.

ملخص

يعالج مفهوم النفاذ الديناميكي للطيف مشكلة الندرة الطيفية الناتجة عن انتشار خدمات الاتصالات اللاسلكية والمعايير من خلال تكنولوجيا الراديو المعرفية. تعرف هاته الأخيرة كأداة ذكية ومستقلة قادرة على اتخاذ قرارات للتكيف مع بيئتها الديناميكية في الوقت الحقيقي من أجل تلبية احتياجات المستخدم من حيث جودة الخدمة مع احترام الإطار التنظيمي الساري. في هذه الأطروحة، نقترح خوارزميات جديدة تستند إلى أساليب مستوحاة من العوامل البيولوجية والتي تم تطويرها خلال هذا العقد الماضي، وهي: خوارزمية اليراع، والبحث عن الوقواق، وخوارزمية الخفافيش، من أجل تكيف معلمات الإرسال التي تمت صياغتها كمشكلة تحسين متعددة الأهداف. توضح النتائج التي تم الحصول عليها من خلال سلسلة من الاختبارات والمحاكاة تفوقاً واضحاً لخوارزمياتنا من حيث جودة الحلول وسرعة التقارب مقارنةً بالتقنيات الأكثر استخداماً، وهي خوارزمية تحسين الوراثة وسرب الجسيمات.

الكلمات المفتاحية : الراديو المعرفي ، المحرك المعرفي ، التحسين متعدد الأهداف ، جودة الخدمة ، الناقل المتعدد ، التداخل ، خوارزمية اليراع ، خوارزمية الوقواق ، خوارزمية الخفافيش.

Introduction générale

Au cours de ces deux dernières décennies, le domaine des télécommunications a connu une évolution spectaculaire dont l'envergure ne cesse de croître en jouant un rôle de plus en plus important, non seulement dans la société contemporaine en termes de développement économique et d'avancées technologiques mais aussi dans la vie quotidienne des gens. En effet, nous assistons aujourd'hui à une multiplication des applications issues des développements technologiques de techniques liées aux communications sans fil : accès Internet haut débit via le Wifi, téléphonie mobile et contenu Multimédia 3G, 4G et 5G, Internet des Objets (IoT : Internet of Things). Selon une étude réalisée par IHS¹ [1], on a estimé le nombre d'appareils connectés à 15,4 milliards en 2015 avec une prévision comprise entre 30 et 50 milliards d'appareils en 2020 [2]. Cet accroissement continu des applications sans fil a toujours été accompagné d'exigences de plus en plus croissantes et sévères en termes de qualité service (QoS : Quality of Service) et gourmandes en termes de ressources notamment le spectre électromagnétique. En effet, nous nous trouvons aujourd'hui dans une situation où la quasi majorité de ce dernier est déjà alloué aux systèmes existants ne laissant plus de place ou plus correctement de spectre libre pour le déploiement de ces nouvelles technologies sans fil, menassent ainsi le développement et le déploiement de nouveaux réseaux sans fils.

Dans ce contexte, en 2002 l'organisme de régulation et de gestion du spectre aux États-Unis, la Federal Communications Commission (FCC), a créé un groupe de réflexion devant travailler sur la pénurie des ressources fréquentielles [3]. Les résultats de cette étude ont mis en évidence une pénurie des ressources spectrales tout en expliquant que cette dernière est due à l'allocation statique desdites ressources et non pas à une saturation des bandes de fréquences allouées. En effet, alors que certaines bandes sont intensivement utilisées d'autres ne le sont que peu ou pas du tout. Par la suite, les résultats de cette étude ont été corroborée par des études similaires effectuées dans d'autres pays confirmant une sous-exploitation du spectre en fonction du temps et de l'espace. Par conséquent, la stratégie traditionnelle d'allocation du spectre, imposée depuis plus d'un siècle, a été remise en cause soulevant ainsi le besoin urgent de

1. IHS est une source mondiale de référence de recherche, d'analyse et d'orientation stratégique dans les secteurs de la technologie, des médias et des télécommunications.

concevoir des stratégies d'allocation et d'accès au spectre plus flexibles. Ceci conduit par la suite à la naissance du paradigme d'accès dynamique au spectre qui prend en considération les aspects géographique et temporel négligés par le modèle traditionnel.

L'accès dynamique au spectre n'est autorisé que récemment. C'est la FCC qui a ouvert la voie en 2003 [4]. Le problème qui a été posé par ce genre d'accès est que les systèmes de communications sans fil classiques étaient conçus pour fonctionner sur des bandes de fréquence dédiées et ne peuvent de ce fait bénéficier de cette flexibilité. En effet, les équipements radio supportaient un nombre limité de standards à travers l'intégration d'un grand nombre de circuits dont chacun d'eux est nécessaire pour le fonctionnement d'un standard donné. Afin de remédier à cette problématique, le concept de la radio logicielle (Software Defined Radio, SDR) est né dont l'idée consiste à remplacer les différents circuits spécifiques à chaque standard par une seule interface radio dont les fonctionnalités seraient reconfigurées d'une manière logicielle pour prendre en charge la réception/transmission de plusieurs normes, une à la fois.

Par la suite, et dans l'optique de passer d'un simple équipement exécutant aveuglément un ensemble de protocoles, vers un équipement intelligent et autonome, le concept de radio cognitive est apparue en alliant la flexibilité de la radio logicielle et les techniques de l'intelligence artificielle. Ainsi, une radio cognitive est définie comme étant un équipement à base de radio logicielle, capable de prendre conscience de son environnement et de s'y adapter afin d'assurer une gestion optimisée du spectre, tout en satisfaisant au mieux les besoins de l'utilisateur en termes de qualité de service, et en respectant le cadre de régulation contrôlant l'accès au spectre.

Dans la littérature, l'adaptation intelligente d'une radio cognitive est formulé sous la forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs avec contraintes dont la complexité a été démontrée exponentielle. Dans l'objectif de résoudre ce problème, l'intérêt des algorithmes génétiques (AGs) et l'algorithme d'optimisation des essaims a été largement reconnu et démontré dans la littérature. En effet, ces deux derniers explorent un large espace de configurations possibles afin de trouver la configuration la plus optimale vis-à-vis au contexte courant de la radio.

Toutefois, il est largement reconnu dans la littérature que les algorithmes génétiques et l'algorithme l'optimisation par essaims de particules sont caractérisés par une lente convergence prématurée qui s'aggrave avec l'accroissement de la complexité du système (i.e. les systèmes multi-porteuses), ce qui pénalise fortement le bon fonctionnement d'une radio cognitive. En effet, cette dernière est conçue pour fonctionner dans des environnements fortement dynamiques où elle serait amenée à exploiter des portions de spectre disponibles pendant de courtes durée de temps telles que les bandes de fréquences dédiées à la téléphonie mobile. Par conséquent, l'inconvénient de la convergence lente, qui induise un temps de calcul considérable, diminue ainsi d'une manière significative le temps de communication et impacte négativement par la même occasion la qualité de service offerte à l'utilisateur.

Au cours des dernières années, le domaine de la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs a connu un véritable bond en avant avec l'émergence de nouveaux

algorithmes appartenant à la classe des approches bio-inspirés, à savoir : l'algorithme des lucioles (Firefly Algorithm dénoté FA), la recherche coucou (Cuckoo Search dénotée CS) et l'algorithme de la chauve-souris (Bat Algorithme dénoté BA). Ces algorithmes recèlent un grand potentiel et un niveau élevé d'efficacité dans la résolution des problèmes d'optimisation difficiles par rapport aux algorithmes et approches classiques, y compris les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaims de particules. Actuellement, cette nouvelle génération d'algorithmes bio-inspirés est utilisée avec beaucoup de succès pour la résolution de nombreux problèmes d'optimisation aussi bien dans l'ingénierie que dans le domaine des télécommunications.

Considérant l'importance actuelle du problème posé par la rareté du spectre et motivés par l'apport qui pourrait être apporté par l'utilisation des approches bio-inspirés, notre objectif consiste à proposer de nouveaux algorithmes pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive en se basant sur lesdites approches, dont le défi consiste à optimiser la qualité de service offerte à l'utilisateur tout en respectant les contraintes liées à l'environnement radio et au cadre de régulation en vigueur.

Cette thèse est organisée en quatre chapitres :

- Le premier chapitre est consacré à la présentation des générations des réseaux de télécommunication et à la gestion traditionnelle du spectre des fréquences qui a mené à l'apparition de l'accès dynamique au spectre et ainsi l'émergence de technologies telles que la radio logicielle et par la suite la radio cognitive. Les réseaux relatifs à cette dernière ont soulevé plusieurs problèmes d'optimisation dont la résolution permettrait d'améliorer la capacité d'adaptation et l'autonomie de la radio cognitive.
- Dans le deuxième chapitre, et afin de mieux cerner notre problématique, nous nous sommes intéressés aux différents aspects liés à l'optimisation ainsi qu'aux différentes approches de résolution existantes dans la littérature.
- Dans le troisième chapitre, nous nous intéressons en premier lieu au mécanisme de prise de décision et plus précisément le moteur cognitif et les approches de sa mise en œuvre. En deuxième lieu, nous verrons la modélisation du problème, sa complexité et l'état de l'art y afférent.
- En fin, le quatrième chapitre est dédié à la présentation des algorithmes que nous avons adaptés pour la prise en charge du problème d'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive. Aussi, les résultats obtenus suite aux simulations et aux tests effectués sont présentés afin d'illustrer l'apport de nos algorithmes par rapport aux approches classiques les plus utilisées dans la littérature, à savoir les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaims de particules.

Nous terminons cette thèse par une synthèse sur les travaux réalisés et les résultats obtenus. Aussi, nous donnerons quelques suggestions et perspectives futures pour d'éventuels travaux futurs.

Première partie :
Contexte et méthodes utilisées

Chapitre 1

Les réseaux de radio cognitive

Sommaire

1.1	Introduction	7
1.2	Les générations des réseaux des télécommunications	7
1.2.1	La génération 0 (G0)	8
1.2.2	Les réseaux de la première génération (1G)	8
1.2.3	Les réseaux de la deuxième génération (2G)	9
1.2.4	Les réseaux de la troisième génération (3G)	10
1.2.5	Les réseaux de la quatrième génération (4G)	11
1.2.6	Les réseaux de la cinquième génération (5G)	11
1.3	Politique traditionnelle de gestion du spectre	13
1.4	Accès dynamique au spectre	15
1.5	Radio logicielle	16
1.6	La radio cognitive	18
1.6.1	Reconfigurabilité	18
1.6.2	Capacité cognitive	19
1.7	Sondage spectral	19
1.7.1	La détection locale	20
1.7.2	La détection coopérative	22
1.7.3	La détection externe	23
1.8	Gestion du spectre	24
1.9	Partage du spectre	24
1.9.1	L'architecture	24
1.9.2	Le comportement	25
1.9.3	La technologie d'accès	25
1.10	Mobilité du spectre	26
1.11	Applications de la radio cognitive	27
1.11.1	Réseaux de sécurité publique	27

1.11.2 Réseaux d'urgence et gestion des catastrophes	27
1.11.3 Applications multimédia	27
1.11.4 Surveillance en temps réel	28
1.11.5 Santé	28
1.11.6 Applications militaires	28
1.12 Conclusion	29

1.1 Introduction

De nos jours, les réseaux de télécommunications jouent un rôle primordial dans notre vie quotidienne ainsi que dans le développement économique de la société notamment en vulgarisant les nouvelles technologies de l'information et de la communication. Le développement des réseaux de télécommunications tels qu'on les connaît aujourd'hui est passé par plusieurs générations que nous présenterons dans la première partie de ce chapitre. Dans la deuxième partie, nous exposons comment aujourd'hui, malgré les avancées technologiques fulgurantes, le développement de nouveaux réseaux sans fil risque de ne plus être possible, et ceci pour la simple raison *qu'il n'y a plus de place* ou plus correctement *du spectre libre* pour le déploiement de ces nouvelles technologies sans fil. Dans la dernière partie, nous introduisons le nouveau concept d'accès dynamique au spectre basé sur la technologie radio cognitive. Ce concept permettra de résoudre entre autres le problème de la rareté du spectre, et représente ainsi le paradigme des futurs réseaux de télécommunications sans fil.

1.2 Les générations des réseaux des télécommunications

En 1876, le canadien Alexandre Graham Bell pose les fondations de base des télécommunications modernes en inventant la téléphonie fixe. Onze ans plus tard, l'avancée technologique en matière de télécommunications prend une autre tournure qui façonnera le monde Moderne tel que nous le connaissons. En effet, en 1888 le physicien allemand Heinrich Hertz découvre les ondes radio et en 1895 l'inventeur italien Guglielmo Marconi réussit à établir les premières liaisons radio en premier temps sur 2 Km et par la suite en 1901 à travers l'atlantique. Ces premières découvertes et inventions constituent jusqu'à aujourd'hui les piliers de base qui ont permis l'émergence des technologies de communications fixes et sans fil [5].

Depuis l'invention des premiers systèmes de télécommunications sans fil jusqu'à aujourd'hui, les différentes technologies utilisées peuvent être classées ou bien regroupées sous forme d'une série de *générations*, où le passage d'une génération à une autre se fait par rapport au degré de maturité observé. Cette classification représente la vision la plus communément utilisée dans le monde industriel et académique, cependant, elle ne peut être considérée comme une norme écrite. On compte actuellement cinq générations de systèmes de télécommunications sans fil avec des services de plus en plus sophistiqués.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons aux différentes générations des technologies de télécommunications sans fil ainsi qu'au processus qui a permis la normalisation de ces dernières à travers les différentes régions du monde.

1.2.1 La génération 0 (G0)

Les premières applications des systèmes de radiocommunications mobiles remontent au début des années 1920 où elles ont été utilisées par les forces de police et les services d'urgence. On peut citer à titre d'exemple le système de radiocommunication full-duplex mobile, monté sur une voiture, développé par les laboratoires Bell en 1924, ainsi que le système de radio diffusion à sens unique utilisé par la police de Detroit aux États Unis en 1928. Au cours des années qui suivent, plusieurs autres formes de systèmes de radiocommunication ont été développées, notamment durant la seconde guerre mondiale et ont permis à la fin des années 1940 et au début des années 1950 l'apparition des premiers réseaux de radio télécommunications commerciaux. L'ensemble de ces réalisations constituent l'ancêtre des technologies qui seront développées par la suite, et sont regroupés au niveau de ce qu'on appelle la Génération 0 (G0) [6].

1.2.2 Les réseaux de la première génération (1G)

Cette première génération est caractérisée par la naissance du concept des cellules, qui a été décrit pour la première fois dans un papier publié par les laboratoires Bell en 1948 [7]. Cependant, le développement des réseaux basés sur ce concept n'a pas été effectué qu'au début des années 1970. En 1973, le premier test a été réalisé sur un réseau expérimental, et a permis à Martin Cooper de Motorola d'appeler un concurrent au niveau des laboratoires Bell. En 1979, le premier réseau cellulaire pré-opérationnel a été lancé à Chicago. Ce n'est que vers la fin des années 1970 que les réseaux cellulaires commerciales ont vu le jour. En effet, en 1983 le téléphone mobile prototypé par Motorola au cours des années 1970 a été lancé comme le premier téléphone cellulaire portable commerciale au monde, le Motorola DynaTAC 8000X, au prix avoisinant les 4000\$ [6, 8].

Le principal problème posé par les réseaux de la première génération est celui de l'itinérance ou le *roaming*. En effet, plusieurs systèmes 1G ont été développés et déployés à travers le monde, cependant, ces derniers sont dans la plupart des cas incompatibles les uns avec les autres. Ceci réduit non seulement les possibilités d'itinérance mais augmente par la même occasion les coûts de déploiement qui se répercutent négativement d'une manière directe sur les utilisateurs. Nous citons à titre d'exception le réseau NMT (Nordic Mobile Telephone) qui a été développé par la Finlande et la Suède et a été opérationnel en 1981. Ce réseau supportait une forme d'itinérance et permettait aux utilisateurs des pays scandinaves : Danemark, Finlande, Suède et Norvège, et par la suite étendu au Pays-Bas et la Suisse, d'effectuer des appels téléphoniques entre eux là où le réseau NMT est installé [9].

Le tableau 1.1, regroupe la liste des principaux réseaux de la première génération ainsi que les régions où ces derniers ont été déployés [6, 10].

TABLE 1.1 – Réseaux de télécommunications de la première génération

Réseau	Origine	Mise en service	Régions
AMPS	Etas Unis	1983	Amérique, Moyens Orient, Pacifique
NMT	Pays nordiques	1981	Europe
TACS	Royaume Uni	1985	Europe, Afrique
Radiocom2000	France	1986	Europe
C-NETZ	Allemagne	1985	Europe, Afrique
TZ-80x	Japon	1979	Pacifique
JTACS	Japon	1989	Pacifique

Il est à noter que tous les systèmes de radiocommunications appartenant à cette génération sont basés sur des techniques de transmission analogique [6].

1.2.3 Les réseaux de la deuxième génération (2G)

À travers leur utilisation durant les années 1980, les réseaux de la première génération posaient plusieurs problèmes relatifs principalement aux techniques de transmission analogiques. En effet, ces dernières étaient limitées sur des aspects très importants tels que la qualité, la capacité, la sécurité ainsi que le problème de compatibilité et d'itinérance. À cet effet, plusieurs organisations à travers le monde se sont intéressées au développement de nouveaux systèmes basés sur les techniques de transmission numérique. Cette nouvelle tendance dans le monde du mobile a permis la naissance des réseaux de la deuxième génération (2G). Contrairement à leurs prédécesseurs, les réseaux 2G offrent de nouvelles et de meilleures possibilités dont nous citons principalement :

- Une Meilleure sécurité : la voix peut être cryptée avant la transmission ;
- Une capacité supérieure : l'utilisation des techniques de multiplexage numérique permet à plusieurs utilisateurs de partager un canal radio d'une manière concurrentielle ;
- Une qualité améliorée : les techniques numériques de traitement du signal permettent une nette amélioration de la qualité en limitant l'effet des interférences.

Les premiers réseaux de la deuxième génération ont été déployés vers la fin des années 1980 et leur utilisation effective a commencé au début des années 1990. Ces derniers offraient plusieurs services tels que : la transmission vocale, le service de messagerie texte, fax, etc. Par la suite, plusieurs améliorations ont été apportées qui sont plus communément connues comme étant les évolutions 2.5G et 2.75G [6].

Les technologies de la deuxième génération peuvent être classées principalement en deux catégories : celles basées sur la technique Time Division Multiple Access (TDMA) et celles basées sur Code Division Multiple Access (CDMA).

La technique TDMA a été largement adoptée en Europe et a conduit à la naissance du GSM (Global System For Mobile communications initialement appelé Groupe Special Mobile) spécifié et mis au point par l'ETSI (European Telecommunications Standard Institut).

De l'autre coté de l'atlantique, la technique CDMA a été adoptée par les États Unis et a été rebaptisée CDMAone et par la suite normalisée sous le nom d'IS-95a. La technique CDMA offre l'avantage de supporter plus d'utilisateurs par rapport à la technologie GSM, et cela grâce à un meilleur usage du spectre de fréquences. Cependant, la technologie GSM permet une meilleure prise en charge du problème d'itinérance et un déploiement rapide à moindre coût. Ceci lui a permis de dominer durant l'ère des réseaux de la deuxième génération [11].

Concernant les pays du monde arabe qui partagent la même langue et communiquent intensément les uns avec les autres, le GSM représentait la technologie la plus adaptée vu que cette dernière offrait un service d'itinérance performant [9].

Le tableau 1.2, regroupe les réseaux mobiles de la deuxième génération, ainsi que leurs régions de déploiement. Le tiret signifie que le réseau concerné n'a pas été déployé [6].

TABLE 1.2 – Réseaux mobiles de la deuxième génération

Amérique	Europe	Moyen Orient	Afrique	Asie	Pacifique
IS-136 DAMPS/TDMA	-	-	-	-	PDC
iDEN	-	iDEN	-	iDEN	iDEN
cdmaOne IS-95	cdmaOne IS-95	cdmaOne IS-95	cdmaOne IS-95	cdmaOne IS-95	cdmaOne IS-95
GSM	GSM	GSM	GSM	GSM	GSM
-	-	-	-	-	PHS

1.2.4 Les réseaux de la troisième génération (3G)

Les différentes nations et régions du monde possèdent leurs propres organisations de normalisation relatives à la téléphonie mobile, telles que : ETSI (European Telecoms Standards Institute) en Europe, CCSA (China Communications Standards Association) en Chine, ATIS (Alliance for Telecommunications Industry Solutions) aux États-Unis, etc. ce qui a conduit à un manque de normalisations communes. Cependant, vers la fin des années 1990 quelques organisations de normalisations se sont rassemblées au niveau d'un groupe de travail appelé 3GPP (the Third Generation Partnership Project), rebaptisé par la suite 3GPP2. La mission de ce groupe est de coordonner les travaux de développement des technologies cellulaires les plus utilisées à savoir le 2G GSM, le 3G UMTS (Universal Mobile Telecommunications System), etc. Ceci, a

conduit à une réduction considérable du nombre de systèmes cellulaires qui était de 10 pour la première génération, de 5 ou un peu plus pour la deuxième génération et seulement de 3 pour la troisième génération, à savoir :

- UMTS qui est une évolution du GSM développée conjointement en Europe et au Japon ;
- CDMA2000, qui est une version évoluée du cdmaOne/IS95 développée aux États Unis ;
- TD-SCDMA (Time Division Synchronous Code Division Multiple Access) qui est une variante de UMTS développée en Chine.

Le déploiement des systèmes cellulaires 3G, dont le développement date du milieu des années 1990, a commencé vers l'année 2002. Par la suite, la 3.5G a apporté plusieurs améliorations notamment sur l'aspect de la capacité et la gestion des données de connexion Internet par rapport aux systèmes de la deuxième génération [6].

1.2.5 Les réseaux de la quatrième génération (4G)

Plusieurs développements et consolidations de travaux ont été effectués dans le but de faire émerger la quatrième génération (4G). Ceci a permis le déploiement de deux types de réseaux : LTE (Long Term Evolution) qui est une évolution des systèmes GSM/UMTS, et le WIMAX qui a été crée dans une perspective de mettre en place une version à grande échelle du WIFI.

La technologie WIMAX a été déployée depuis le milieu des années 2000, ensuite, elle fut adoptée comme étant le standard officiel de la 4G notamment à travers la version *WIMAX Mobile*. Cependant, dès l'avènement de la technologie LTE, 5 ans après le WIMAX Mobile, beaucoup d'opérateurs se sont convertis vers la LTE et sa version améliorée la LTE-Advanced. Ainsi, cette dernière est devenue la technologie dominante pour les réseaux de la 4G [6].

1.2.6 Les réseaux de la cinquième génération (5G)

Comme il est illustré par la figure 1.1, près de 12 milliards d'appareils connectés à Internet ont été utilisés dans le monde entier à la fin de 2014. Cela équivaut à 1,7 appareils pour chaque personne. À l'horizon de l'année 2020, 33 milliards d'appareils tels que smart home, smartphones, PC, tablettes et dispositifs portables seront utilisé quotidiennement [12]. À cet effet, les technologies de télécommunications actuelles ne seront plus en mesure de satisfaire la demande en matière de consommation de données. Cet état de fait a engendré un besoin de développement d'une 5^{ème} génération de réseaux de télécommunications qui sera commercialement disponible dès l'année 2020 [13].

Jusqu'à maintenant la 5G n'est pas encore définie, cependant, elle devrait intégrer plusieurs technologies sans fil et techniques comme Ultra-densification, mm-wave (millimeter wave) communications, Multiple Input Multiple Output (MIMO), Full Duplex

Technology, Dynamic Spectrum Access, etc [14]. Aussi, la 5G posséderait des caractéristiques et des performances bien plus supérieures à la 4G, à savoir [15] :

- Un débit de données supérieur à 1Gbps ;
- Des dispositifs ayant une plus longue autonomie de batterie ;
- Le nombre de dispositifs connectés sera multiplié par cent ou mille en comparaison avec la 4G ;
- Une latence réduite d’au moins 5 fois par rapport à la 4G ;
- Etc.

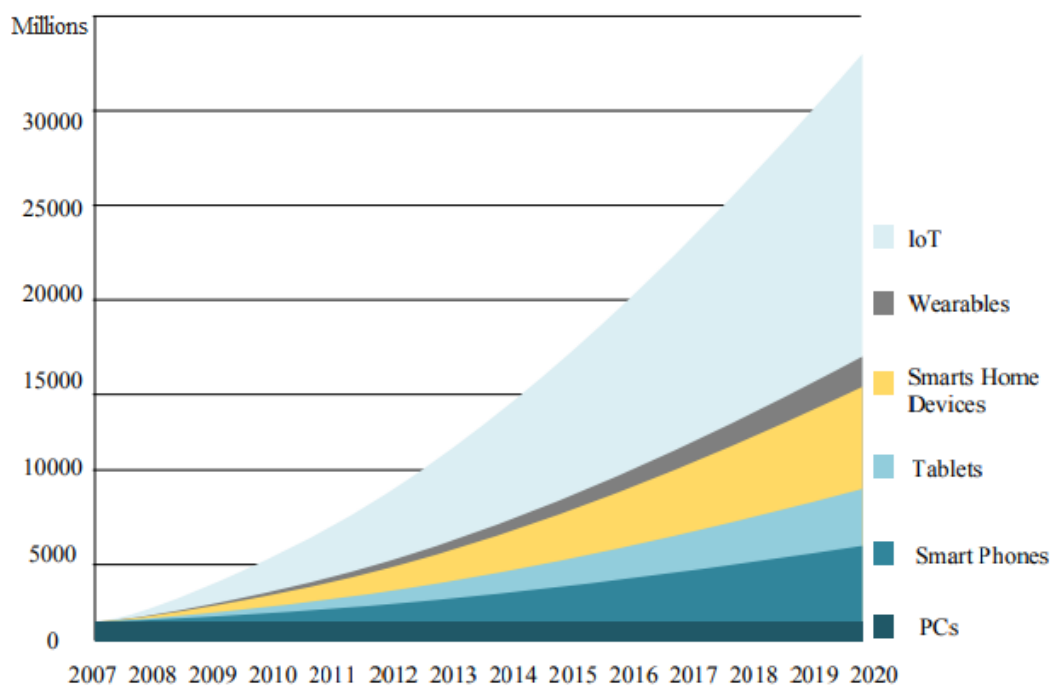


FIGURE 1.1 – Estimation du nombre des objets et des dispositifs connectés à l’horizon de l’année 2020.

Actuellement, et depuis l’expansion des réseaux de la 3^{ème}, 4^{ème} et même dans certains pays la 5^{ème} génération, le problème de la rareté du spectre devient de plus en plus présent. En effet, la politique traditionnelle de gestion du spectre a montré des lacunes et des limitations qui ont conduit à une sous-utilisation du spectre de fréquence. Dans ce contexte, nous nous intéressons dans ce qui suit, à la gestion du spectre de fréquence et plus particulièrement à l’Accès Dynamique au Spectre (Dynamic Access Spectrum, DSA) qui est considéré comme un des facilitateurs clés des réseaux de la 5^{ème} génération. Nous nous focaliserons aussi dans la section suivante sur les technologies permettant un accès dynamique au spectre, à savoir : la radio logicielle et la radio cognitive.

1.3 Politique traditionnelle de gestion du spectre

La gestion du spectre est globalement régie par l'Union Internationale des Télécommunications dénommée UIT et plus précisément la section radiocommunications (UIT-R). Cette dernière élabore et adopte les règlements relatifs aux radiocommunications notamment à travers la Conférence Mondiale des Radiocommunications (CMR), qui est organisée chaque trois ans pour délibérer et éventuellement réviser les traités internationaux qui régissent la réglementation des radiocommunications, notamment l'usage du spectre.

D'une manière générale, la gestion du spectre est réalisée sur deux plans à savoir :

- **International** : par l'UIT qui définit l'allocation du spectre entre 3 kHz et 300 GHz pour de multitudes utilisations, services et applications ;
- **National** : l'utilisation quotidienne du spectre ainsi que l'élaboration de plans d'exploitation plus spécifiques sont réalisées au niveau de chaque pays par une autorité compétente de gestion du spectre (AGS) conformément aux recommandations de l'UIT. À Titre d'exemple, nous pouvons citer : le FCC (Federal Communications Commission) aux États-Unis, le CRTC (Canadian Radio-television and Telecommunications Commission) au Canada et l'ANF (Agence Nationale des Fréquences) en Algérie.

La gestion du spectre passe alors par deux étapes. La première étape consiste à allouer des bandes de fréquences à des services ou bien à des utilisations spécifiques telles que la radio, la sécurité publique, la Télévision, etc. Le tableau 1.3, illustre l'allocation des différentes bandes de fréquences aux États-Unis [16].

Une fois l'allocation est faite, la prochaine étape est l'affectation qui consiste à attribuer des licences d'exploitation aux utilisateurs. Chaque licence donne un droit exclusif à un utilisateur donné d'opérer sur une fréquence bien déterminée, dans une zone géographique précise tout en respectant un ensemble de contraintes et de conditions techniques : puissance, hauteur de l'antenne, etc. Il est à noter que le respect des obligations de licences par les utilisateurs est imposé et continuellement surveillé.

Le modèle classique d'attribution des licences, appelé *Command and Control*, fonctionne généralement selon le principe *premier arrivé premier servi*, sous condition que l'offre ne dépasse pas la demande. Dans le cas contraire, les AGS emploient d'autres mécanismes tels que les enchères. Ces dernières sont très utilisées et permettent de choisir les utilisateurs les plus aptes à utiliser efficacement la portion de spectre accordée. Malgré le fait que le modèle *Command and Control* reste le plus répandu et le plus utilisé par la plupart des pays, il possède plusieurs limitations à savoir :

- Une bande de fréquence, déjà attribuée, est dédiée à une utilisation fixe qui ne peut être changée. Par exemple, une bande de fréquence dédiée à la télévision analogique, ne peut être utilisée pour l'émission de la télévision numérique. Ceci malgré le fait que la télévision analogique n'est plus actuellement utilisée ;

TABLE 1.3 – L'allocation des fréquences aux Etats-Unis

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

- Les licences sont attribuées pour de grande régions, malgré le fait qu'elles sont généralement utilisées qu'au niveau des zones à grand nombre d'abonnés. Au niveau des secteurs où elles ne sont pas utilisées, les bandes de fréquences en question restent réservées au détenteur de la licence et interdites d'accès aux autres utilisateurs ;
- Les opérateurs de télécommunications ont parfois besoin de louer une petite bande de fréquence pour gérer les heures de pointes. Cependant, l'attribution des licences se fait par l'allocation de grandes parties du spectre. Ainsi, cette dernière, ne sera utilisée que pour une courte période du temps et restera le temps restant presque totalement non utilisée ;
- L'accès au spectre est exclusivement réservé au détenteur de licence. En effet, les utilisateurs ne disposant pas de licences n'ont pas le droit d'accéder au spectre même si leurs transmissions ne causent pas d'interférences ou bien que le détenteur de licence est en état de non activité.

Avec l'avènement des nouvelles technologies de l'information et de la communication, le spectre radioélectrique est devenu une ressource rare ce qui pose le problème de la pénurie et du déficit. Cependant, d'après une étude menée par le FCC et en prenant en considération les deux aspects temporel et géographique, le taux d'utilisation du spectre varie entre 15% et 85% au maximum [3]. Dans le même contexte, le Berkeley Wireless Research Center (BWRC) a effectué une étude sur l'utilisation du spectre au niveau du centre-ville de Berkeley, dans la plage de fréquences entre 0 et 6 GHz. Les résultats obtenus ont montré que l'utilisation du spectre varie entre 1% et 55% [17].

En somme, les résultats des études menées dans plusieurs pays du monde sont similaires et confirment que le problème de la pénurie du spectre n'est finalement

qu'*artificiel* et qu'à un moment donné il est fort possible de trouver une bande fréquence non utilisée par le détenteur de licence.

Actuellement, pour palier à ce problème les autorités mondiales de gestion du spectre optent pour une modernisation de leurs politiques d'attribution de bandes de fréquences basée sur une utilisation flexible et donc plus efficace. À partir des observations faites à propos du taux d'utilisation du spectre est née l'idée d' *accès dynamique au spectre*. Ce dernier prend en considération les aspects géographique et temporel négligés par le modèle traditionnel.

1.4 Accès dynamique au spectre

Le concept d'accès dynamique au spectre consiste tout simplement à autoriser aux *utilisateurs secondaires* à exploiter *les trous du spectre* sans perturber les communications des *utilisateurs primaires*, où :

- **Les utilisateurs primaires** : sont les utilisateurs du système traditionnel possédant une licence leur permettant d'opérer sur une bande de fréquence spécifique. La licence donne à son propriétaire le droit de communiquer à tout instant et librement sur la bande de fréquence qu'il lui est dédiée. Les seules restrictions de cette liberté sont celles de la licence ;
- **Les utilisateurs secondaires** : les utilisateurs de type secondaire accèdent, quant à eux, au spectre de façon opportuniste. En contrepartie, ils doivent veiller à ne pas interférer avec les utilisateurs primaires qui restent prioritaires. En effet, le fonctionnement et le design des utilisateurs primaires ne doivent pas être affectés par la présence des utilisateurs secondaires. Ces derniers doivent prendre en charge toute la responsabilité de ne jamais causer des interférences aux utilisateurs primaires. Pour ce faire, ils doivent intégrer des fonctionnalités supplémentaires (logiciel et matériel) par rapport aux radios traditionnelles. Par contre, les utilisateurs primaires (les radios traditionnelles) ne doivent subir aucune modification ni au niveau matériel ni au niveau logiciel.
- **Un trou du spectre ou spectrum hole** : ce terme a été d'abord défini par Haykin comme étant « *une bande de fréquences attribuée à un utilisateur primaire. Cependant, pendant un temps particulier et à un emplacement géographique spécifique, la bande n'est pas utilisée par cet utilisateur primaire* » [18]. La figure 1.2 illustre ce concept.

L'accès dynamique au spectre n'est autorisé que depuis très récemment. C'est la FCC qui a ouvert la voie en 2003 dans [4]. Le problème qui a été posé par ce genre d'accès est que les systèmes de communications sans fil étaient conçus pour fonctionner sur des bandes de fréquence dédiées et ne peuvent de ce fait bénéficier de cette flexibilité. Par exemple, revenant à la figure 1.2, une radio qui été conçue pour fonctionner sur la bande de fréquence rouge ne sera pas apte à fonctionner sur la bande de fréquence bleue.

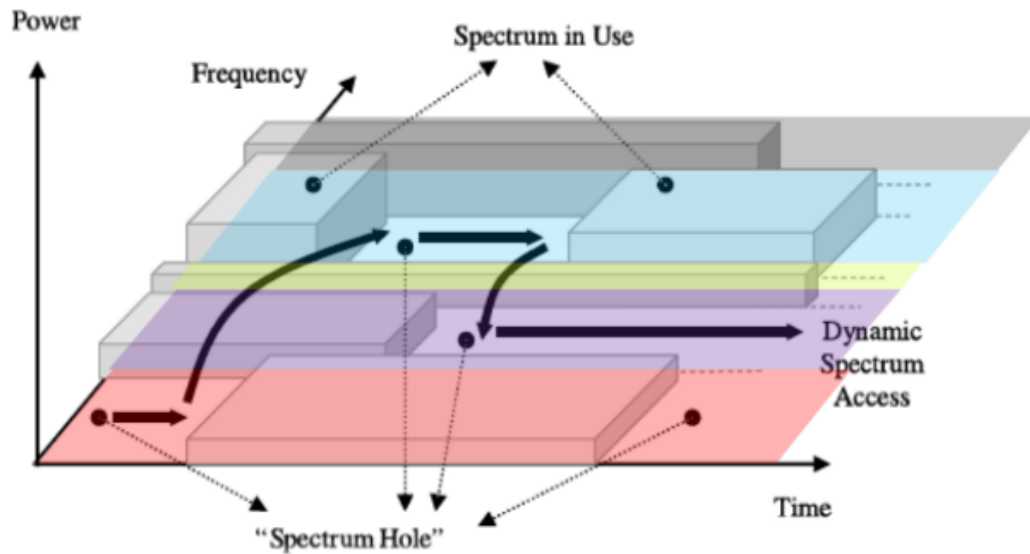


FIGURE 1.2 – Le concept des trous du spectre.

Afin de palier à cette problématique, le concept de la radio multistandard qui peut être reconfigurée d’une manière dynamique est né. La première technologie implémentant le concept d’accès dynamique au spectre est la radio logicielle (Software Defined Radio, SDR). Cette dernière, en subissant plusieurs transformations et améliorations, a évolué vers le concept de Radio Cognitive.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons aux concepts de radio logicielle et de radio cognitive qui sont considérées comme étant des technologies clés permettant l’accès dynamique au spectre.

1.5 Radio logicielle

Malgré que la radio logicielle représente une technologie clé pour l’accès dynamique au spectre, ses origines remontent à une époque où la disponibilité du spectre ne posait pas encore un problème. En effet, l’idée de la radio logicielle est née à une époque où le monde assistait d’un côté à une évolution rapide et continue des standards de radiocommunications intégrant un nombre croissant de services, et de l’autre côté le désir des industriels de conquérir le marché en proposant des équipements intégrant le plus grand nombre de standards. On parlait par exemple des smartphones intégrant à la fois : GSM, UMTS (3G), LTE (4G), Bluetooth, WLAN, etc.

Le problème qui se posait à cette époque, et jusqu’à récemment, est que l’intégration de multiples standards de radiocommunication sur un terminal unique impliquait impérativement l’embarquement des composants électroniques dédiés à chacun de ces standards. Cette façon de faire impactait négativement le coût, la taille, le poids et la

flexibilité du système complet.

Ainsi est née l'idée de remplacer les différents circuits spécifiques à chaque standard par une seule interface radio dont les fonctionnalités seraient reconfigurées d'une manière logicielle pour prendre en charge la réception/transmission de plusieurs normes, une à la fois (voir 1.3).

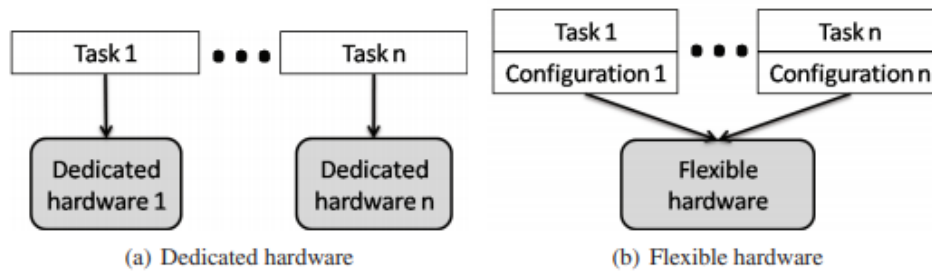


FIGURE 1.3 – Flexibilité matérielle apportée par la radio logicielle.

Historiquement, l'armée américaine était la première à s'intéresser au problème de reconfiguration logicielle à travers le projet DARPA SPEAKEasy [19]. Le but de ce dernier était d'avoir une seule radio pouvant prendre en charge dix protocoles radio militaires différents et de fonctionner sur la bande de fréquence comprise entre 2 MHz et 2 GHz.

En 1992, à travers son article « *Software radios : Survey, critical evaluation and future directions* » [20], Joe Mitola a été le premier à publier sur le thème et a employé le terme radio logicielle lors de la conférence nationale sur les télésystèmes de l'IEEE. Ainsi, Mitola est désigné par beaucoup comme étant le parrain de la radio logicielle.

Généralement, une radio logicielle assure les fonctionnalités suivantes [21] :

- Une radio logicielle peut opérer sur de différentes bandes de fréquences dédiées à différentes applications. Par exemple, une radio logicielle peut émettre des données sur des bandes de fréquence utilisées pour les téléphones cellulaires ou bien des bandes TV ;
- Une radio logicielle est capable de supporter plusieurs normes différentes (GSM, WiMAX, WiFi, etc.) ou bien les différentes versions d'un même standard par exemple pour le standard WiFi : IEEE 802.11a, 802.11b, 802.11g ou 802.11n ;
- Une radio logicielle possède l'habilité de supporter plusieurs services différents, par exemple : téléphonie cellulaire ou accès à Internet ;
- Une radio logicielle peut émettre ou bien recevoir sur plusieurs bandes de fréquences simultanément.

Au fur et à mesure de l'évolution de la radio logicielle, plusieurs fonctionnalités avancées permettant à cette dernière de s'adapter à son environnement d'une manière intelligente ont été intégrées, conduisant à la naissance du concept de la radio cognitive.

1.6 La radio cognitive

C'est encore grâce aux travaux de Joseph Mitola au sein de l'institut Royal de Technologie (KTH) à Stockholm en Suède, dans le cadre de sa thèse PhD [22], que le concept et le terme de la radio cognitive est apparu pour la première fois dans son article « Cognitive radio : making software radios more personal » en 1999 [23].

D'après une définition donnée par Mitola, « *Une radio cognitive peut connaître, percevoir et apprendre de son environnement puis agir pour simplifier la vie de l'utilisateur* » [22]. En se basant sur cette définition et en faisant le lien avec les fonctionnalités offertes par la radio logicielle, on peut dire que la radio cognitive est une radio logicielle dotée d'intelligence lui permettant de prendre conscience de son environnement et de s'y adapter en modifiant ses paramètres opérationnels. Ceci dans l'objectif d'offrir à l'utilisateur, d'une manière totalement transparente à un moment et un endroit donnés, le service désiré avec la meilleure qualité de service (Quality of Service, QoS) possible, sans pour autant causer la moindre perturbation aux utilisateurs primaires détenant des licences d'exploitation.

À partir de cela, on peut dire que les deux principales caractéristiques d'une radio cognitive sont : *la reconfigurabilité* et *la capacité cognitive* [18].

1.6.1 Reconfigurabilité

Cette caractéristique permet à la radio d'ajuster les paramètres relatifs à la transmission du signal sans aucune modification matérielle et cela dans le but de s'adapter à un environnement continuellement dynamique. Selon les orientations de l'autorité de régulation, en l'occurrence le FCC, les paramètres qui pourraient être ajustés sont [3] :

- **La fréquence de transmission** : la radio cognitive doit être apte à transmettre sur n'importe quelle fréquence afin de choisir la plus adéquate et cela en se basant sur les informations collectées sur l'environnement ;
- **La modulation** : ce paramètre influe directement sur la qualité de service (QoS) et est important pour les applications multimédia comme la vidéo conférence ou bien les applications sensibles à l'erreur. En ajustant ce paramètre, la radio cognitive peut garantir une QoS acceptable pour l'utilisateur ;
- **La puissance du signal** : rappelons que la puissance du signal ne doit en aucun cas dépasser les seuils imposés par les autorités de régulation, et que ces seuils diffèrent d'une fréquence à une autre. Une radio cognitive doit avoir la capacité d'ajuster dynamiquement sa puissance de transmission, ainsi, elle pourra exploiter les différents trous spectraux.

1.6.2 Capacité cognitive

La capacité cognitive ou bien « *cognitive capability* » permet à la radio de prendre conscience de son environnement continuellement dynamique et d'en extraire les informations pertinentes et utiles afin de sélectionner les paramètres de fonctionnement les plus appropriés en un instant donné. La capacité cognitive est concrètement mise en œuvre principalement à travers quatre grandes fonctions, à savoir :

- **Spectrum sensing** : détecter les zones de spectre disponibles (libres) ;
- **Spectrum decision** : sélectionner le meilleur canal disponible ;
- **Spectrum sharing** : coordonner l'accès au canal avec d'autres utilisateurs ;
- **Spectrum mobility** : quitter le canal quand l'utilisateur primaire est détecté.

L'ensemble de ces quatre fonctions est connu dans la littérature sous le nom de *cycle cognitif* illustré par la figure 1.4. Dans les sections suivantes, nous discuterons en détails chacune de ces quatre fonctions .

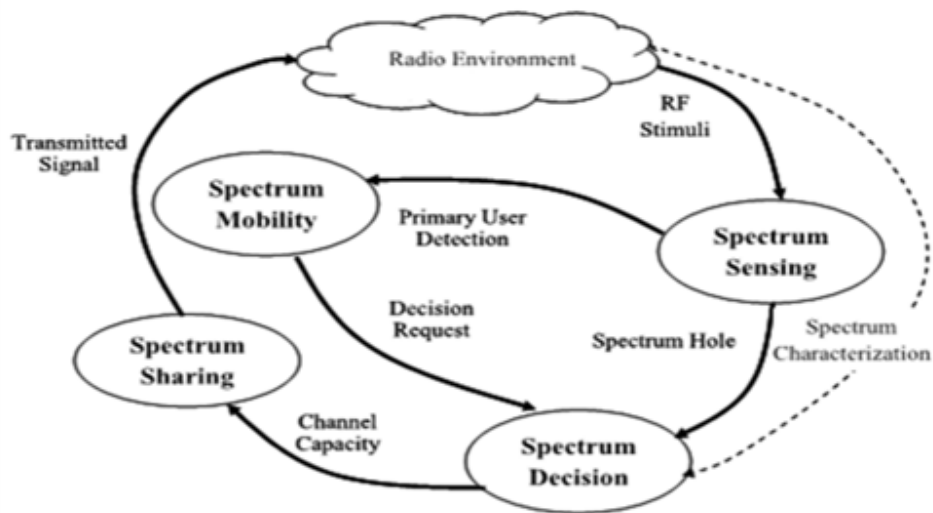


FIGURE 1.4 – Le cycle cognitif.

1.7 Sondage spectral

C'est la fonctionnalité de base d'une radio cognitive. Elle lui permet de détecter d'une manière autonome les trous spectraux en obtenant le statut du spectre (Libre/Occupé), ainsi que les caractéristiques de ce dernier sans causer d'interférences aux utilisateurs primaires. Les caractéristiques du spectre sont étudiées sur plusieurs

aspects tels que le temps, le lieu, l'encodage, les fréquences, etc. Techniquement, le sondage spectral consiste à capter un signal, et d'analyser par la suite son contenu en se basant sur un ensemble de méthodes du traitement de signal. Le but de l'analyse est de détecter certains indices qui pourront révéler la présence ou non d'un utilisateur primaire.

Dans la littérature, les techniques de sondage spectral peuvent être classées en trois principales catégories (voir figure 1.5) : le sondage local, le sondage coopératif et le sondage externe. Dans ce qui suit, nous allons nous intéresser aux méthodes de détection du spectre.

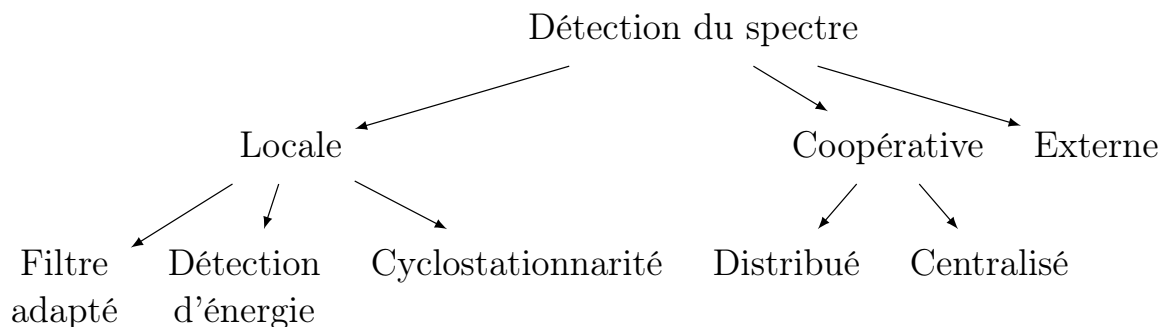


FIGURE 1.5 – Méthodes de sondage spectral.

1.7.1 La détection locale

Également appelée détection non coopérative où chaque entité prend sa décision sur la présence de l'utilisateur primaire en se basant sur ses propres mesures locales de sondage. Il existe plusieurs techniques dont les plus utilisées sont le filtre adapté, la détection d'énergie et la cyclostationnarité. Dans ce qui suit, nous allons nous intéresser brièvement à ces trois techniques en exhibant les avantages et les inconvénients de chacune d'elles. Cependant, le lecteur intéressé peut se référer à [24] et aux références qui y figurent pour de plus amples détails sur les techniques alternatives.

1.7.1.1 La technique du filtre adapté

Dans les théories de la télécommunication, la technique du filtre adapté permet de détecter un signal particulier appelé motif dans un signal observé. La détection se fait à travers la comparaison, ou plus correctement la corrélation, de deux signaux : le signal motif et le signal observé [25].

Dans le contexte du sondage spectral, le signal observé représente le signal reçu par la radio cognitive, et le motif représente le signal d'un utilisateur primaire donné. Ceci veut dire qu'une radio cognitive doit avoir au préalable une sorte de base de données de

signaux des utilisateurs primaires qu'elle souhaiterait détecter et ceci afin de réaliser la corrélation. Cette dernière implique que la radio cognitive doit être capable de démoduler le signal reçu. De plus, la démodulation nécessite une parfaite connaissance des caractéristiques de signalisation de l'utilisateur primaire telles que la bande passante, la fréquence de fonctionnement, le type de modulation, la mise en forme des impulsions et le format de la trame. De ce fait, on peut conclure que le sondage spectral par le filtre adapté présente des inconvénients majeurs qui peuvent remettre en question sa faisabilité, à savoir :

- Un récepteur dédié est requis pour chaque type de signal, ce qui implique une consommation d'énergie et une complexité de mise en œuvre importantes ;
- La nécessité d'avoir des connaissances préalables à propos des signaux des utilisateurs primaires, ce qui va à l'encontre de la politique de confidentialité des informations des utilisateurs primaires, et pourrait même causer un souci de sécurité. Rappelons ici que l'un des concepts majeurs de la radio cognitive est de ne pas déranger ou altérer le fonctionnement des utilisateurs primaires sur tous les aspects (matériel, software, sécurité, etc.) ;

Toutefois, cette technique présente deux intéressants avantages, à savoir :

- la vitesse de détection, qui est un critère très important dans le sondage spectral ;
- des performances robustes même avec un faible rapport signal/bruit (SNR) [26].

Ces deux dernières caractéristiques rendent la technique de détection par filtre adapté la plus intéressante dans certaines situations où l'utilisateur primaire est en pleine coordination avec les utilisateurs secondaires. On peut citer l'exemple du *spectrum trading* [27], où l'utilisateur primaire loue son spectre quand il n'est pas utilisé.

1.7.1.2 La technique de détection de l'énergie

Pour cette technique, l'énergie du signal reçue est mesurée et comparée à un certain seuil prédéterminé. Si l'énergie mesurée est inférieure au seuil, la bande spectrale est identifiée comme vacante, sinon, la bande est identifiée comme occupée [28]. Le seuil de décision dépend fortement du bruit.

Les défis techniques soulevés par cette méthode sont :

- La détermination d'un seuil approprié permettant une distinction efficace entre le signal de l'utilisateur primaire et celui du bruit ;
- Le seuil de décision est soumis aux variations du rapport signal/bruit (SNR) ;
- L'incapacité de différencier le signal de l'utilisateur primaire du bruit.

Toutefois, elle reste la technique la plus utilisée et ceci est dû aux avantages suivants [29] :

- Une faible complexité ;
- Une mise en œuvre facile ;

- Aucune information préalable à propos du signal de l'utilisateur primaire n'est requise.

1.7.1.3 La technique de cyclostationnarité

La technique de cyclostationnarité exploite les caractéristiques périodiques du signal de l'utilisateur primaire afin de détecter sa présence. En effet, et contrairement au bruit, le signal d'un utilisateur primaire présente des motifs périodiques. Dans la littérature, cette caractéristique est appelée la cyclostationnarité [30].

Cette technique a l'avantage :

- De permettre la distinction entre le signal de l'utilisateur primaire et celui du bruit, permettant ainsi d'avoir une meilleure précision dans la détection des trous spectraux en comparaison avec les autres techniques telle que la détection d'énergie ;
- D'être robuste dans les environnements à faible rapport signal/bruit.

Cependant, cette technique :

- Nécessite de longues périodes d'observation ;
- Présente une complexité de calcul trop importante pour être applicable dans des scénarii temps-réel.

1.7.2 La détection coopérative

Le bruit, l'évanouissement multi-trajets, et l'ombrage sont des caractéristiques naturelles des réseaux sans fil, qui affectent la force du signal reçu. Par conséquent, si l'utilisateur primaire se trouve loin de l'utilisateur secondaire (voir fig.1.6(a)) ou derrière un obstacle (voir fig.1.6(b)) les performances des techniques du sondage local basées sur les observations individuelles du signal provenant des émetteurs primaires, risquent de se dégrader considérablement. En effet, les utilisateurs secondaires sur fig.1.6(a) et fig.1.6(b) risquent d'échouer dans la détection de la présence de l'émetteur primaire et de causer des interférences nuisibles au récepteur primaire.

Par conséquent, l'idée de partager les observations locales des différents utilisateurs secondaires entre eux, dans le but d'une meilleure détection de l'utilisateur primaire, est introduite sous le nom du sondage coopératif [31]. Revenons à la figure 1.6, su_1 et su_2 peuvent détecter la présence de pu_1 et pu_2 , en se basant, non sur leurs propres observations mais en sur les informations issues de su_3 et su_4 .

La coopération peut être mise en œuvre d'une manière centralisée ou distribuée :

- Dans le sondage spectral coopératif centralisé, les résultats de la détection locale des utilisateurs secondaires sont communiqués à une entité centrale chargée de prendre une décision globale concernant la disponibilité du spectre et de la diffuser à tous les utilisateurs secondaires [32] ;

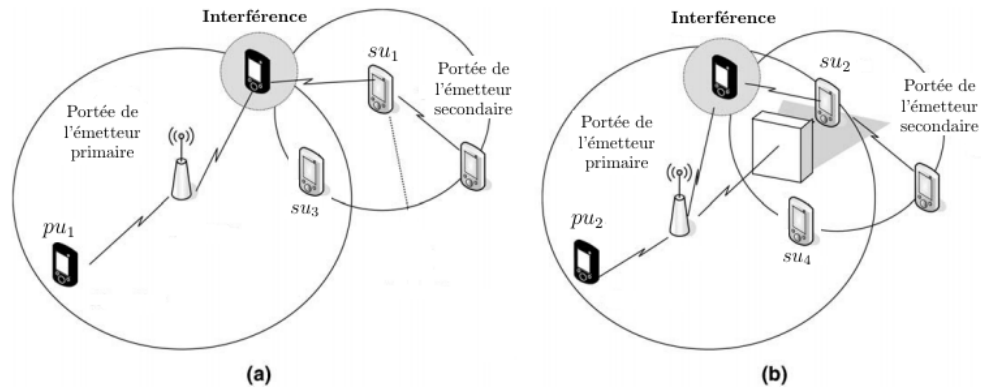


FIGURE 1.6 – Les problèmes du sondage local : (a) l'évanouissement et (b) l'ombrage.

- Dans le sondage spectral coopératif distribué, les utilisateurs secondaires échangent leurs résultats de détection sans recourir à une entité centrale [33].

Bien que les approches coopératives offrent des performances de détection plus précises, elle engendrent des effets non souhaitables en raison de la consommation d'énergie [34], et le trafic overhead [35].

1.7.3 La détection externe

Dans les approches du sondage vues dans les sections précédentes, l'émission de l'utilisateur secondaire est toujours précédée par un sondage du spectre. Par conséquent, le temps du sondage diminue le temps de transmission de l'utilisateur secondaire et l'efficacité spectrale. Face à ce problème, l'idée de déléguer le sondage du spectre à une entité ou un réseaux externe qui se charge de détecter les opportunités spectrales est introduite. Ainsi, un utilisateur secondaire, au lieu de mener le sondage du spectre par lui-même, il consulte l'entité externe afin de déterminer quel spectre est libre, conservant ainsi son énergie à l'adaptation et à la transmission.

L'implémentation du sondage externe peut se faire à travers :

- Une base de donnée externe qui contient, à part les informations relatives à la disponibilité du spectre, d'autres détails afférents à l'environnement RF. Cette approche est recommandée par la FCC dans son rapport de 2008 [36], qui définit les règles relatives à l'utilisation sans licence des espaces blancs de télévision. L'idée de base de données peut être très utile dans les environnements statiques. Toutefois, cette base de données peut être très statique et ne pourrait pas offrir aux radios cognitives le potentiel d'exploiter les opportunités spectrales sur de courtes périodes ;
- La deuxième solution est de concevoir un réseau responsable du sondage pour alimenter la base de données.

Le souci avec le sondage externe est qu'il est en contradiction avec la définition conventionnelle d'une radio cognitive, qui stipule que cette dernière doit être capable de percevoir son environnement RF et de s'y adapter d'une manière autonome. Du plus, il est clair que le sondage externe coûtera plus d'effort et de moyens afin de déployer le réseau responsable du sondage.

1.8 Gestion du spectre

Il est possible pour une seule radio cognitive de détecter plusieurs trous spectraux. Par conséquent, elle doit être capable de prendre une décision quant aux bandes de fréquences disponibles en choisissant la bande la plus adéquate par rapport aux exigences de qualité de service des applications de l'utilisateur secondaire.

Pour ce faire, la gestion du spectre passe par deux étapes, à savoir :

- **Analyse du spectre** : Lors de cette étape, l'ensemble des données collectées relatives aux bandes de fréquences disponibles sont analysées pour mesurer la qualité de chacune d'elles. Cette qualité est caractérisée par un certain nombre de paramètres à prendre en considération tels que la puissance de transmission, la bande passante, le type de modulation, le codage, etc. [37] ;
- **Décision sur le spectre** : Cette étape consiste à choisir la bande de fréquence la plus adéquate en se basant sur les résultats de l'analyse du spectre. Le choix dépend également des critères de la qualité de service (QoS) espérée par l'utilisateur secondaire, tels que le taux d'erreur, le débit, etc. Dans la prise de décision la radio cognitive peut faire appel aux techniques d'intelligence artificielle et d'optimisation.

1.9 Partage du spectre

Sachant que tous les utilisateurs secondaires ont la même priorité d'accès aux différents trous spectraux, la coordination entre eux est exigée afin de ne pas se causer mutuellement des interférences nuisibles, d'éviter la congestion et la collision, et de maximiser l'efficacité spectrale globale. Cette opération de coordination est assurée par la fonctionnalité du partage spectrale. Les travaux concernant cette dernière peuvent être classés selon trois critères : l'architecture, le comportement, et la technologie d'accès.

1.9.1 L'architecture

L'architecture peut être centralisée ou bien distribuée. Dans une architecture centralisée, chaque utilisateur du réseau secondaire transmet à une entité centrale ses informations locales. Sur la base des informations reçues, l'entité centrale se charge de la construction et de la diffusion d'une carte d'allocation globale.

Le principal avantage de la centralisation est que plusieurs facteurs peuvent être pris en compte tels que l'optimisation de l'efficacité spectrale, la réduction des interférences intra-réseau et inter-réseau, l'équité entre les utilisateurs secondaires et la priorisation des périphériques critiques [38].

Cependant, la centralisation induit une surcharge importante du trafic réseau due aux échanges d'informations entre l'entité centrale et les utilisateurs secondaires. Cette surcharge augmente au fur et à mesure que le réseau devient de plus en plus dense. La centralisation induit également une consommation d'énergie supplémentaire qui ne pourra pas être supportée par les appareils avec des batteries limitées.

Pour le cas des architectures distribuées, l'attribution et l'accès aux fréquences s'effectuent à travers des politiques locales au niveau de chaque radio secondaire. Cependant, ces décisions optimales sur le plan individuel de chaque utilisateur secondaire, peuvent ne pas être optimales pour le réseau dans sa globalité. La solution distribuée pourrait même mener à des interférences. Néanmoins, les solutions distribuées restent très intéressantes dans certaines situations où la construction d'infrastructures est impossible ou non désirable [38].

1.9.2 Le comportement

Sur du comportement, les solutions du partage spectrale peuvent être classées en deux catégories, coopératif et non coopératif.

Dans le premier cas, les utilisateurs secondaires coordonnent entre eux en échangeant leurs informations et ceci afin d'éviter les interférences. Ainsi, toutes les solutions centralisées sont aussi des solutions coopératives. Toutefois, ils existent des solutions coopératives distribuées.

Concernant le cas non coopératif, également connu sous le nom de partage spectrale égoïste, chaque nœud prend ses décisions concernant l'accès au spectre en se basant sur ses propres informations d'une manière égoïste. En effet, chaque nœud vise à maximiser ses propres intérêts, sans prendre en considération l'influence de ses décisions sur les autres nœuds qui se trouvent dans son voisinage. Dans ce modèle, la surcharge du réseau et l'énergie consommée au niveau des nœuds sont faibles comparées à celles du modèle coopératif. Cependant, l'efficacité spectrale des approches non coopératives est inférieure à celle des approches coopératives [39].

1.9.3 La technologie d'accès

Les méthodes de partage spectrale peuvent être aussi classées en deux catégories selon la technologie d'accès : overlay et underlay.

Dans la méthode overlay, les utilisateurs secondaires exploitent les parties du spectre possédées par un utilisateur primaire durant l'absence ou la non activité de ce dernier.

Au lieu de suivre l'activité des utilisateurs primaires et d'en dépendre, la méthode underlay permet à l'utilisateur secondaire de transmettre sur les bandes de fréquences

de l'utilisateur primaire même si ce dernier est présent. En effet, selon cette méthode on autorise l'utilisateur secondaire à transmettre avec une faible puissance afin que le niveau d'interférence causé à l'utilisateur primaire ne dépasse pas un certain seuil fixé par ce dernier. On suppose donc qu'en dessous d'un certain seuil de puissance du signal secondaire, aucune dégradation significative n'est observée sur les transmissions des utilisateurs primaires. D'un point de vue technique, ceci limite l'utilisateur secondaire à des applications à faible débit [40].

La figure 1.7 illustre une analogie comparative entre la méthode overlay (fig.1.7(a)) et underlay (fig.1.7(b)). Le chanteur représente l'utilisateur primaire et le public représente le réseau secondaire. Sur la partie (a) durant l'activité du chanteur, le public doit se taire en attendant la non activité du chanteur. Tandis que sur la partie (b), on autorise la communication du public tant que cette dernière ne dépasse pas un certain seuil négligeable et toléré par le chanteur.

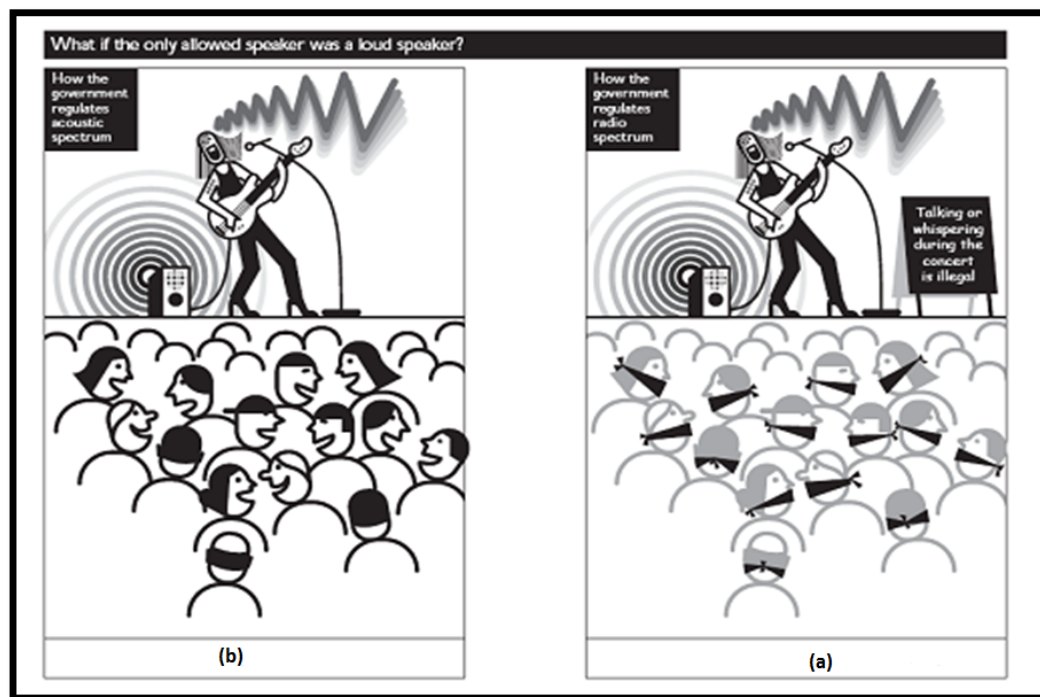


FIGURE 1.7 – Analogie comparative entre la méthode overlay et underlay

1.10 Mobilité du spectre

La quatrième fonctionnalité qu'une radio cognitive doit assurer est la mobilité spectrale. Cette fonctionnalité permet à la radio cognitive une transition fluide et rapide lors d'un changement de fréquence sans pour autant dégrader les performances des applications de l'utilisateur secondaire.

Le changement de fréquence, appelé aussi le *spectrum handoff*, s'effectue dans le cas où un utilisateur primaire est détecté ou bien lorsque la bande spectrale en cours d'exploitation est détériorée. À ce moment-là, l'utilisateur secondaire doit évacuer la bande et basculer d'une manière fluide, rapide et transparente pour l'utilisateur, vers une autre bande disponible afin de poursuivre sa communication.

1.11 Applications de la radio cognitive

Les capacités de détection et d'adaptation de la radio cognitive à son environnement sans l'intervention d'un humain lui permettent d'être utilisée dans plusieurs domaines d'application tels que la gestion des catastrophes, la santé, les applications militaires, etc.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons à quelques domaines d'application qui exploitent les caractéristiques et les fonctionnalités de la radio cognitive.

1.11.1 Réseaux de sécurité publique

Les réseaux de sécurité publique sont utilisés à la fois par les policiers, les pompiers, les services ambulanciers, etc. et sont de ce fait confrontés au problème de la limite de la bande de fréquences accordée. La technologie de la radio cognitive avec la notion d'accès spectrale opportuniste remédie à ce problème en offrant plus de bande passante aux réseaux de sécurité publique [41].

1.11.2 Réseaux d'urgence et gestion des catastrophes

Les catastrophes naturelles comme les tremblements de terre, les incendies de forêts, les ouragans, etc., provoquent généralement la destruction partielle ou totale des réseaux et moyens de télécommunications. Dans une telle situation, il est nécessaire que les équipes de secours disposent de tous les moyens de communications facilitant les efforts de réhabilitation et de localisation des survivants. Dans ce contexte, la radio cognitive peut être exploitée dans les réseaux d'urgence en offrant plus de bande passante permettant de supporter une importante quantité de voix, vidéos, et d'autres informations en temps réel [42].

1.11.3 Applications multimédia

Les applications multimédia récentes telles que YouTube, Netflix, Skype connaissent une énorme demande de la part des utilisateurs. On estime que le trafic multimédia, en particulier le vidéo streaming, représente 69 % du trafic global des consommateurs sur Internet. Toutefois, les applications multimédia (streaming, vidéo à la demande, images de haute définition, etc.) sont extrêmement difficiles à satisfaire en raison de leur besoin énorme en bande passante, et leur sensibilité au délai.

Contrairement aux réseaux traditionnels, les réseaux de radio cognitive permettent aux applications multimédia d'avoir plus de bande passante en exploitant les trous spectraux, et offrent aussi la possibilité de changer d'une manière dynamique le canal et les paramètres de transmission en fonction des conditions environnementales et de la qualité de service exigée par l'application. Cela augmente la fiabilité des réseaux radios cognitives pour les applications multimédia [43].

1.11.4 Surveillance en temps réel

À l'instar des applications multimédia, la surveillance en temps réel (surveillance du trafic, surveillance de l'environnement, agriculture et gestion du bétail, etc.), souffre, à cause de l'attribution fixe du spectre, d'une saturation rapide des bandes de fréquences accompagnée généralement d'une latence dans la communication causée par la dégradation des conditions du canal. Pour résoudre ce problème, des études récentes ont montré que la technologie de la radio cognitive permet de maintenir un accès minimum et un délai de communication acceptable pour assurer une surveillance en temps réel efficace [44].

1.11.5 Santé

Grâce aux innovations technologiques et au progrès médical, de nombreuses maladies pourraient être suivies à distance en temps réel. Dans ce contexte, l'accès au spectre, l'interopérabilité des technologies et la qualité de service à atteindre constituent des défis importants. En effet, l'augmentation significative du volume des données, les contraintes de mobilité relatives au contexte du suivi du malade ainsi que les besoins de qualité de la transmission des données médicales, nécessitent des infrastructures de communication plus flexibles. À cet effet, une plateforme de communication basée sur les réseaux radio cognitive à caractère adaptable, flexible et autonome, pourrait répondre à ces exigences, tout en assurant de meilleures performances [45].

1.11.6 Applications militaires

La technologie des réseaux de capteurs conventionnels est largement utilisée dans des applications militaires telles que la surveillance du champ de bataille, renseignement et ciblage, investigation sur les attaques chimiques et radiologiques, etc. Dans une situation de guerre, l'ennemi peut employer des techniques de brouillage afin de perturber les canaux de radiocommunication et affecter le bon fonctionnement des réseaux de capteurs. Dans un tel cas de figure, l'utilisation de la radio cognitive s'avère utile et efficace en offrant une large gamme de bandes de fréquences différentes augmentant par la même occasion la bande passante et réduisant les retards en communication [46].

1.12 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le développement chronologique des réseaux de télécommunications. Par la suite, nous avons introduit un des problèmes majeurs rencontrés aujourd'hui dans la gestion des réseaux de télécommunications sans fil, il s'agit de la rareté du spectre. À cet effet, nous nous sommes intéressé au concept d'accès dynamique au spectre qui représente la solution au problème de la pénurie du spectre, ainsi qu'à sa mise en œuvre à travers la technologie de la radio cognitive. Cette dernière se définit comme étant une radio capable de s'adapter à son environnement RF, tout en respectant le cadre réglementaire contrôlant l'accès au spectre, et en assurant la qualité de service espérée par l'utilisateur.

Actuellement, la radio cognitive représente un nouveau paradigme de recherche qui se situe à la croisée de deux grands domaines : les télécommunications et l'intelligence artificielle. En effet, les capacités de raisonnement sont intrinsèquement liés aux techniques de l'intelligence artificielle, notamment les approches basées sur les heuristiques ou bien les méta-heuristiques, embarquées dans l'équipement radio, objet du chapitre suivant.

Chapitre 2

Les méthodes de résolution des problèmes d'optimisation

Sommaire

2.1	Introduction	31
2.2	Les problèmes d'optimisation	31
2.3	Classification des problèmes d'optimisation	34
2.3.1	Optimisation linéaire vs non linéaire	35
2.3.2	Optimisation sans contraintes vs avec contraintes	35
2.3.3	Optimisation mono-objectif vs multi-objectifs	35
2.3.4	Optimisation déterministe vs stochastique	36
2.3.5	Optimisation unimodal vs multimodale	36
2.4	Théorie de la complexité	37
2.5	Classification des méthodes de résolution	38
2.6	Les méthodes exactes	39
2.7	Les méthodes approchées	40
2.7.1	Les heuristiques	41
2.7.2	Les métaheuristiques	42
2.7.3	Les métaheuristiques à solution unique	42
2.7.4	Les métaheuristiques à base de population	44
2.8	Conclusion	46

2.1 Introduction

L'optimisation est une discipline qui se trouve aujourd'hui au cœur de la plupart des domaines allant de l'industrie et l'ingénierie jusqu'à la planification de nos tâches quotidiennes. En effet, nous avons toujours tendance à maximiser ou bien à minimiser une fonction donnée : énergie, coût, temps, espace, etc. en recherchant la solution optimale qui satisfait un certain nombre de contraintes. Dans ce contexte, les réseaux de radios cognitives soulèvent plusieurs problèmes d'optimisation, et cela au niveau de toutes les phases du cycle cognitif que nous avons abordées dans le premier chapitre. La résolution de ces problèmes d'optimisation permettrait d'augmenter l'autonomie décisionnelle ainsi que la capacité d'adaptation de la radio cognitive. Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux problèmes d'optimisation en général ainsi qu'aux méthodes de résolution de ces derniers.

2.2 Les problèmes d'optimisation

D'une manière informelle, un problème d'optimisation consiste à minimiser ou à maximiser une fonction sur un ensemble de solutions. Il s'agit donc de trouver la meilleure solution parmi l'ensemble des solutions possibles. Par exemple, un problème d'optimisation peut consister à chercher le maximum de rendement d'une unité de production industrielle, la distance maximale parcourue par un véhicule pour une quantité de carburant donnée, le nombre maximal de clients servis à un guichet dans un intervalle de temps fixé, la résistance mécanique maximale d'une pièce produite, etc. Pour la plupart de ces exemples, l'optimisation est employée comme un outil d'aide à un décideur, à un concepteur de système ou à un opérateur qui dirige ou contrôle un processus.

Plus formellement, un problème d'optimisation se présente sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} & \underset{x_0, x_1, \dots, x_n}{\text{minimize}} && f(x) \\ & \text{subject to} && \phi(x) = 0, \quad j = 0, \dots, J, \\ & && \psi(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, K. \end{aligned} \tag{2.1}$$

Où les composantes x_i du vecteur x représentent les variables de décision. Ces dernières peuvent être continues, discrètes ou bien mixtes. La fonction $f(x)$ est appelée fonction objectif. Elle permet d'évaluer la qualité ou bien le coût d'une solution donnée en associant à cette dernière une valeur qui peut être entière ou bien réelle. À cet effet, elle permet de définir un ordre total entre n'importe quelle paire de solutions dans l'ensemble ou bien l'espace de recherche.

Notons que l'ensemble des solutions comprend deux sous-ensembles : l'ensemble des solutions admissibles ou réalisables notées SADM, et l'ensemble des solutions non admissibles ou non réalisables notées SNDAM. Les solutions appartenant à l'ensemble

SDAM satisfont toutes les contraintes d'égalité $\phi(x)$ et les contraintes d'inégalité $\psi(x)$. La figure 2.1 illustre le domaine admissible et non admissible d'un problème d'optimisation donné.

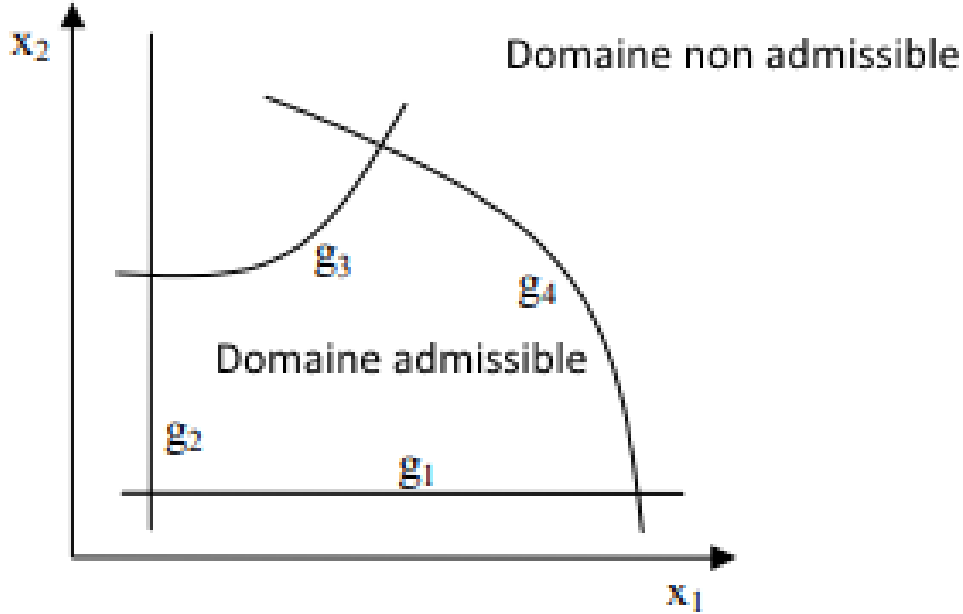


FIGURE 2.1 – Domaine admissible et non admissible.

Sur la figure on voit que l'espace de recherche est borné par les contraintes imposées sur les variables de décision. Aussi, il est séparé par les contraintes d'inégalité et d'égalité en un domaine admissible dans lequel toutes les contraintes sont respectées et un domaine non admissible.

Le processus d'optimisation consiste à trouver une solution x^* appartenant au domaine SADM tel que :

$$\forall x_i \in SADM : f(x^*) \geq f(x_i) \quad (2.2)$$

La solution x^* est appelée *solution optimale* et représente l'optimum global. En plus de la solution optimale, des solutions intermédiaires appelées *optimums locaux* existent pour des sous-espaces restreints de l'espace de recherche. La figure 2.2 illustre la différence entre l'optimum global et les optimums locaux.

Dans cette section, nous avons pris le cas de maximisation d'un problème d'optimisation, cependant, dans le cas où on s'intéresse à minimiser la fonction objectif il suffit de transformer le problème de maximisation en un problème de minimisation grâce à la propriété suivante :

$$\min f(x) = -\max(-f(x)) \quad (2.3)$$

En résumé, et pour simplifier les notions, le processus d'optimisation s'effectue essentiellement en deux phases, à savoir :

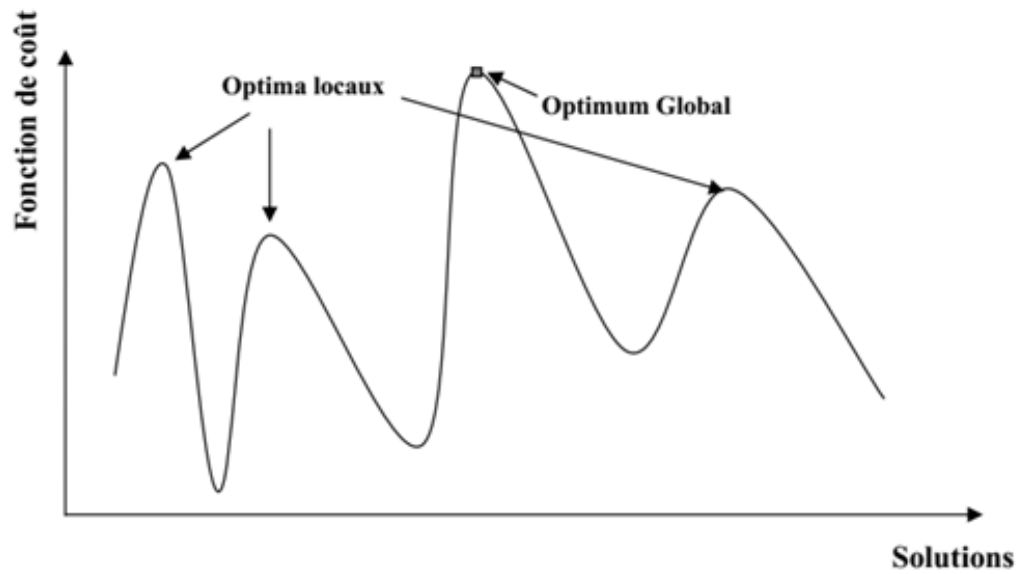


FIGURE 2.2 – Optimum global Vs Optimums locaux.

- La modélisation du problème : durant cette phase les variables de décision, les contraintes à respecter ainsi que la fonction objectif sont définies conformément au problème traité ;
- La résolution : durant cette phase, un algorithme de résolution est appliqué sur le problème modélisé afin de trouver la solution optimale.

La figure 2.3 illustre les phases du processus d'optimisation.

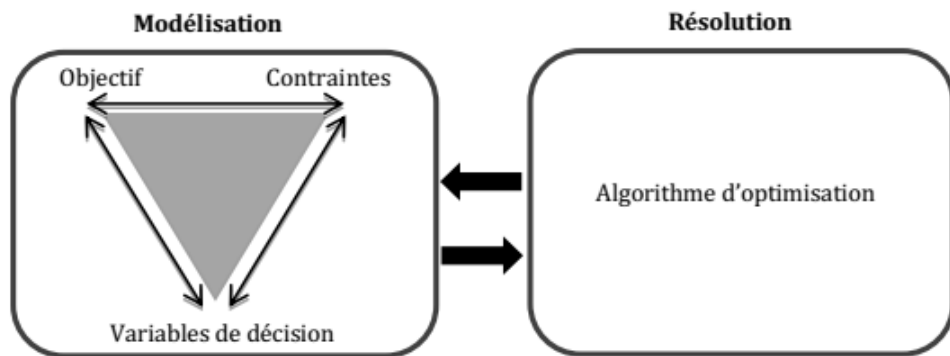


FIGURE 2.3 – Processus d'optimisation.

2.3 Classification des problèmes d'optimisation

Les problèmes d'optimisation, malgré leur diversité et leur différence, peuvent être classés en catégories en fonction de leurs caractéristiques comme :

- le type des variables de décision : continu, discret ou mixte ;
- le nombre de fonction objectif : mono-objectif ou multi-objectifs ;
- la certitude du problème : déterministe ou stochastique ;
- etc.

Cependant, il est à noter que la classification des problèmes d'optimisation n'est pas bien établie dans la littérature et change souvent d'un auteur à un autre. La figure 2.4, illustre la classification la plus répandue des problèmes d'optimisation dans la littérature [47]. Cette classification n'est pas exclusive, c'est-à-dire, un problème d'optimisation peut se trouver à l'intersection de plusieurs catégories en même temps. L'identification de la catégorie ou la classe à laquelle appartient un problème d'optimisation est primordial pour la résolution de ce dernier. En effet, les algorithmes conçus pour la résolution d'une catégorie donnée sont peu ou pas efficaces pour une autre catégorie.

Dans ce qui suit, nous nous intéressons uniquement aux classes de problèmes les plus rencontrés dans la littérature.

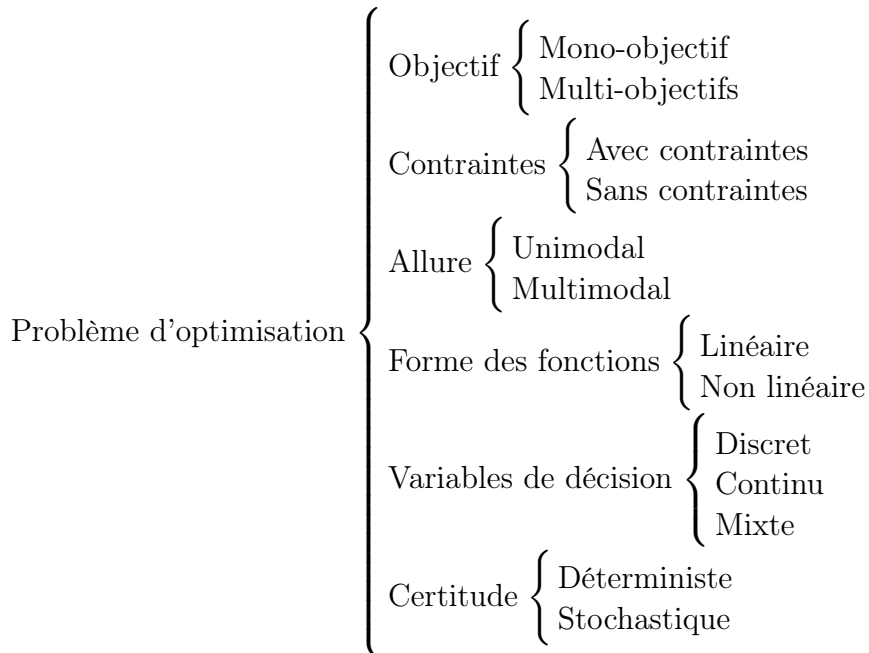


FIGURE 2.4 – Classification des problèmes d'optimisation.

2.3.1 Optimisation linéaire vs non linéaire

En s'appuyant sur la forme de la fonction objectif et les contraintes y afférentes, les problèmes d'optimisation sont regroupés en deux classes : les problèmes d'optimisation linéaire et les problèmes d'optimisation non linéaire.

- **Un problème d'optimisation linéaire** : est un problème d'optimisation dans lequel la fonction objectif et les fonctions définissant les contraintes sont toutes de forme linéaire [48]. L'optimisation linéaire est utilisée dans une grande panoplie d'applications industrielles telles que l'industrie pétrolière (pour l'extraction, le raffinage et la distribution du pétrole), dans l'agroalimentaire (composition optimale des ingrédients de plats cuisinés, etc.), industrie du fer et de l'acier (composition optimale des aciers), l'industrie du papier (problèmes de découpe), les transports (plan de vols d'avions, minimisation des coûts de transport) et les réseaux (optimisation des réseaux de communication) [49] ;
- **Un problème d'optimisation non linéaire** : est un problème d'optimisation dans lequel certaines contraintes ou la fonction objectif ne sont pas linéaires [50]. Une application typique de cette classe est le problème du dispatch-économique des centrales électriques [51].

2.3.2 Optimisation sans contraintes vs avec contraintes

Cette catégorie permet de classer les problèmes par rapport aux contraintes imposées sur les variables. D'un côté, on distingue les problèmes d'optimisation sans contraintes où aucune restriction n'est imposée sur les variables. De l'autre côté, on trouve les problèmes d'optimisation avec contraintes, où ces dernières peuvent aller des simples bornes jusqu'aux systèmes d'égalités et d'inégalités modélisant les relations entre les variables.

Il est important de noter que les problèmes d'optimisation avec contraintes peuvent aussi être différenciés à leur tour en se basant, par exemple, sur la nature même des contraintes : linéaires, non linéaires, etc.

2.3.3 Optimisation mono-objectif vs multi-objectifs

Les problèmes d'optimisation mono-objectif sont définis par une seule fonction objectif, tandis que, les problèmes d'optimisation multi-objectifs visent à optimiser plusieurs objectifs conflictuels simultanément. Par exemple, le développement d'un nouveau produit, tel qu'une voiture, implique la maximisation de sa puissance tout en minimisant la consommation du carburant. Le but consiste donc à rechercher un compromis entre les différents objectifs.

2.3.4 Optimisation déterministe vs stochastique

Pour un problème d'optimisation déterministe, on considère que les valeurs des variables d'un problème donné sont parfaitement connues. Cependant, pour beaucoup de cas réels, les données y afférentes ne peuvent être connues avec certitude. Tandis que l'incertitude des valeurs peut être liée tout simplement aux erreurs de prise de mesures, la cause fondamentale de l'incertitude est principalement liée aux informations portant sur le futur tels que la demande ou le prix d'un produit pour une période future, réactions des concurrents, le cours de la bourse, etc.

2.3.5 Optimisation unimodal vs multimodale

Cette classification se base sur l'allure de la fonction objectif. Si cette dernière admet un seul optimum local qui représente également l'optimum global, alors on parle dans ce cas d'un problème d'optimisation unimodal. D'un autre côté, si la fonction objectif admet plusieurs optimaux, on dit que le problème d'optimisation est multimodal. Prenant par exemple la fonction $f(x, y) = x^2 + y^2$, illustrée sur la figure 2.5(a). Cette fonction admet $(0, 0)$ comme minimum global ce qui implique que cette dernière est unimodal. Par contre, la fonction $f(x, y) = \sin(x) \times \sin(y)$ illustrée sur la figure 2.5(b), admet plusieurs minimums et est donc considérée comme étant multimodal.

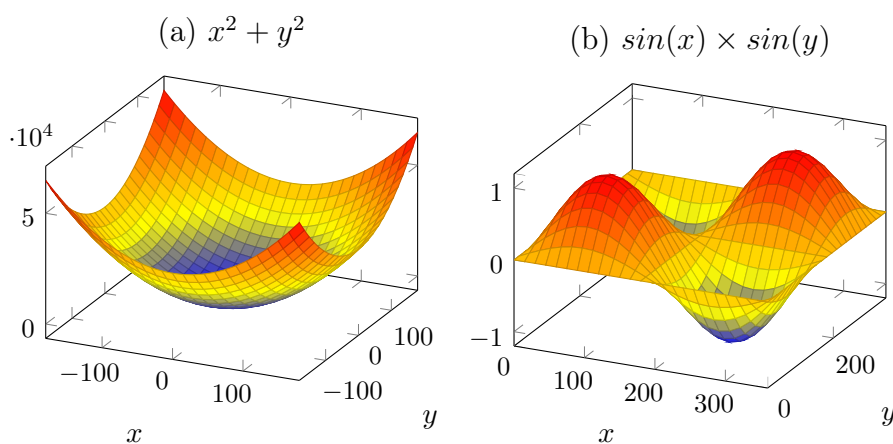


FIGURE 2.5 – fonction unimodal vs fonction multimodal.

Avant de passer en revue les méthodes de résolution des problèmes d'optimisation, il convient tout d'abord de présenter quelques notions relatives à la théorie de la complexité.

2.4 Théorie de la complexité

La théorie de la complexité [52], est un domaine de l'informatique théorique, qui étudie formellement la difficulté des problèmes. En effet, pour chaque problème posé, il est toujours possible de trouver une multiplicité d'algorithmes permettant de le résoudre. On se pose alors la question fondamentale : *entre différents algorithmes réalisant une même tâche, quel est le plus performant ?* La comparaison des performances des algorithmes pourrait être réalisée à travers le calcul de temps d'exécution de chaque algorithme, une fois implémenté sur une machine. Cependant, cette manière de faire dépend fortement de plusieurs facteurs très changeants tels que : les caractéristiques de la machine, le système d'exploitation, le langage de programmation utilisé ou même la manière dont l'algorithme a été codé par le programmeur.

Dans ce contexte, une approche d'analyse rigoureuse et complètement indépendante des facteurs matériels, dont le principe tire profit de l'outil mathématique, a été proposée par Donald Knuth dans son célèbre ouvrage « *The Art of Computer Programming* » [53]. L'approche de Knuth permet de calculer une mesure de la complexité d'un algorithme en fonction du nombre d'instructions ou bien d'opérations élémentaires nécessaires pour obtenir la solution d'un problème donné.

En se basant sur cette approche, plusieurs classes de problèmes ont été identifiées en fonction de la difficulté de leurs résolutions [52]. La Figure 2.6 illustre les relations entre les différentes classes de complexité, dont :

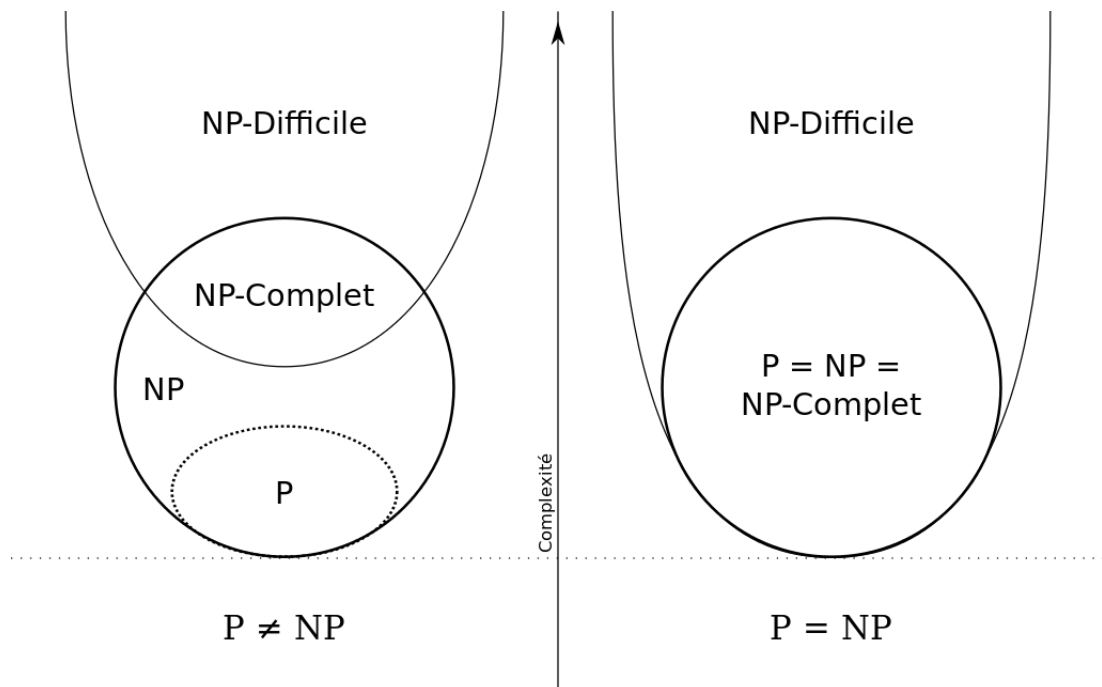


FIGURE 2.6 – Classification des problèmes d'optimisation.

- **La classe P** : regroupe des problèmes de décision, qui peuvent être résolus de manière exacte par des algorithmes déterministes en un temps polynomial tel que le tri d'un tableau. Les problèmes de décisions sont ceux dont la réponse est de type binaire : oui/non, vrai/faux, 1/0, etc ;
- **La classe NP** : regroupe les problèmes de décision qui peuvent être résolus par un algorithme polynomial non déterministe, et dont on peut vérifier la validité de la solution en un temps polynomial ;
- **La classe NP-complet** : regroupe les problèmes NP les plus difficiles. Leur particularité est que tout problème NP peut être transformé en un problème NP-complet en un temps polynomial. Le premier problème qui a été démontré NP-complet, par Stephen Cook en 1971 [54], est le problème de satisfaisabilité booléenne (SAT) ;
- **La classe NP-difficile** : englobe les problèmes de décision qui sont au moins aussi difficiles que les problèmes NP-complets, plus les problèmes d'optimisation. Il est à noter on peut associer à un problème d'optimisation NP-difficile, un problème de décision NP-complet qui permet de vérifier s'il existe une solution pour laquelle la fonction objectif soit supérieure (respectivement inférieure) ou égale à une valeur donnée.

La question centrale qui fait débat aujourd'hui est de savoir si $P=NP$ ce qui impliquerait qu'il existe des algorithmes polynomiaux qui peuvent résoudre n'importe quel type de problème notamment à travers la notions de réduction polynomiale. Or, la conjecture est plutôt de dire que $P \neq NP$ ce qui veut dire qu'il n'existe pas d'algorithmes polynomiaux pour résoudre les problèmes NP.

2.5 Classification des méthodes de résolution

La diversité et la multitude des problèmes d'optimisation a été le moteur principal qui a poussé les chercheurs à proposer une grande panoplie de méthodes permettant une résolution efficace en garantissant une certaine qualité dans un temps raisonnable.

Les méthodes proposées sont diverses et variées. Elles se différencient par la manière et la stratégie d'aborder le problème, la complexité, la performance, la qualité des solutions, etc. Dans la littérature, il existe essentiellement deux classes principales : les méthodes exactes et les méthodes approchées (voir fig :2.7). En plus de ces deux grandes classes, une autre classe dite hybride est apparue à travers la combinaison de plusieurs méthodes (exact-exact, exact-approchée, approchée-approchée) dans le but de tirer profit des points forts afin d'améliorer les performances et combler les lacunes.

Le développement de nouvelles méthodes est souvent justifié par le théorème *No free lunch* qui stipule qu'aucune méthode n'est efficace pour tous les types de problèmes.

Dans ce qui suit, nous allons nous intéresser aux méthodes exactes et approchées en mettant l'accent sur les algorithmes et techniques les plus connues.

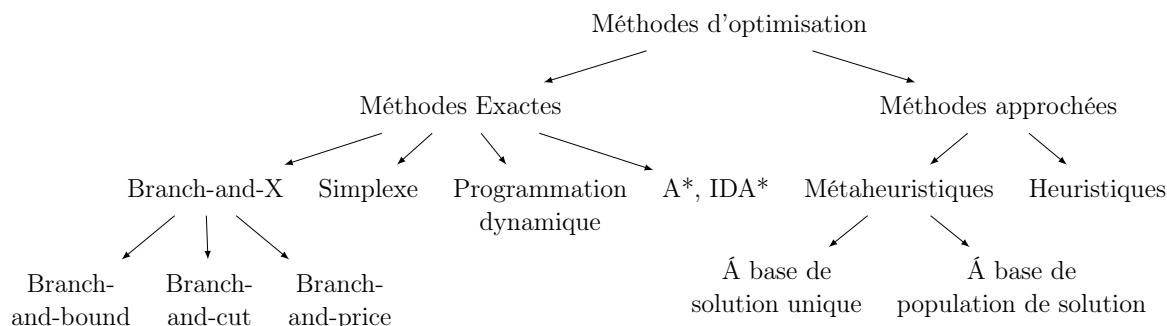


FIGURE 2.7 – Classification des problèmes d'optimisation.

2.6 Les méthodes exactes

Cette classe de méthodes garantit l'obtention d'une solution optimale du problème traité en parcourant l'ensemble de l'espace de recherche associé à ce dernier d'une manière intelligente. Les méthodes exactes sont connues pour être gourmandes en termes de ressources (temps de calcul, espace mémoire) nécessaires pour accomplir le processus de recherche de la solution optimale et c'est pour cette raison que les méthodes exactes sont plus adaptées aux problèmes faciles de petites tailles. Le tableau 2.1 donne quelques exemples de problèmes d'optimisation NP-Difficiles avec la taille maximale des instances qui peuvent être résolues par des méthodes exactes [55].

TABLE 2.1 – Quelques exemples de problèmes résolus par méthodes exactes.

Problème d'optimisation	Affectation quadratique	Ordonnancement Flow Shop	Coloration de graphe	Tournée de véhicules
Taille maximale	30 objets	100 jobs/20 machines	100 nœuds	60 clients

Il est à noter que pour certains problèmes, la taille ne représente pas le seul indicateur permettant de décrire la complexité d'un problème mais aussi la structure même de l'instance. En effet, pour un problème donné il peut exister quelques instances de petites tailles qui ne peuvent être résolues par des méthodes exactes contrairement à certaines instances de grande taille pour le même problème (voir tableau 2.2)[55].

TABLE 2.2 – Impact de la structure de l'instance sur sa résolution avec les méthodes exactes.

Problème d'optimisation	Sequential Ordering	Affectation quadratique	Coloration de graphe
Taille d'instances non résolues	53	30	125
Tailles d'instances résolues	70	36	561

Dans la famille des méthodes exactes on peut citer l'algorithme de séparation et évaluation, plus connu sous son appellation anglaise Branch-and-Bound [56], qui est une méthode exacte de la famille des approches de recherche arborescente. Le principe de cet algorithme est d'explorer la totalité de l'espace de recherche d'une manière intelligente et non exhaustive. En effet, l'exploration est réalisée en représentant le problème sous forme d'un arbre dont la racine correspond à tout l'espace de recherche et chaque éventuelle branche correspond à une décision par exemple une instantiation d'une variable. Ainsi, l'espace de recherche est divisé en plusieurs sous-régions, dont chacune correspond à un sous-arbre. L'efficacité de cette technique réside dans le fait que les branches de l'arbre ne sont pas générées d'une manière systématique. La décision de la non construction d'une branche est conditionnée par une évaluation qui assure que la branche en question ne pourra pas amener à la solution optimale. Par conséquent, certains sous-espaces de recherche sont éliminés, ce qui résulte en une localisation assez rapide de la solution optimale. L'efficacité de la méthode Branch-and-Bound a suscité l'intérêt de nombreux chercheurs, ce qui a mené à la proposition de plusieurs améliorations et variantes de l'algorithme, à savoir :

- Branch-and-Cut [57] ;
- Branch-and-Price [58] ;
- Branch-and-Cut-and-Price [59].

Une autre méthode est celle de la programmation dynamique, qui a été introduite par Richard Bellman au début des années 1950 [60]. Cette méthode est fondée sur le principe d'optimalité de Bellman, qui stipule que « *une solution optimale d'un problème est formée des solutions optimales des sous-problèmes* ». L'idée de base est donc de décomposer le problème en une suite de sous-problèmes plus petits, liés les uns aux autres. Dans une deuxième étape, les sous-problèmes sont résolus progressivement de manière récursive en commençant par le plus petit sous-problème jusqu'au problème initial. La solution d'un sous-problème dans une étape donnée se calcule en se basant sur la solution du sous-problème précédent.

Toujours dans la famille des méthodes exactes, on peut citer l'algorithme A^* [61], les méthodes de backtracking ou de retour sur trace [62], la méthode du simplexe de Dantzig [48], etc.

2.7 Les méthodes approchées

On a vu précédemment que la conjecture actuelle est que $P \neq NP$ ce qui implique qu'il n'existe pas des algorithmes polynomiaux permettant la résolution de problèmes NP-Difficiles. Par conséquent ces derniers, qui sont nombreux dans la pratique, ne pourront pas être résolus de manière exacte en un temps raisonnable. De plus, le temps de calcul des méthodes exactes, est généralement exponentiel, ce qui explique qu'elles ne sont adaptées qu'à une certaine catégorie de problèmes d'optimisation de petite, voire de taille moyenne.

Dans ce contexte, le besoin d'avoir une solution acceptable dans un temps raisonnable a motivé l'apparition d'une nouvelle classe de méthodes dites approchées. Contrairement aux méthodes exactes, les méthodes approchées ne garantissent pas que la solution optimale globale soit trouvée. Cependant, dans la plupart des cas les algorithmes approchés fournissent des solutions de bonne qualité proche de l'optimalité dans un intervalle de temps acceptable.

Dans ce qui suit, nous allons aborder les deux grandes sous-classes des méthodes approchées, à savoir : les heuristiques et les métaheuristiques.

2.7.1 Les heuristiques

Le mot heuristique est tiré du verbe grec *eurisko* qui signifie « je trouve, je découvre » d'où la fameuse expression d'Archimède *Eureka*. Ainsi, le mot heuristique qualifie tout ce qui sert à la découverte et à l'exploitation.

Une heuristique est généralement un algorithme conçu pour un problème particulier, en s'appuyant sur sa structure propre, et qui explore qu'une partie de l'espace de recherche afin de fournir en un temps polynomial une solution quasi-optimale à un problème d'optimisation. Les heuristiques offrent donc un compromis intéressant entre le temps d'exécution et la qualité de la solution trouvée.

Une des premières utilisations des heuristiques remonte à la deuxième guerre mondiale. À cette époque, les allemands utilisaient une machine à chiffrer appelée Enigma réputée d'être inviolable. C'est avec la « bombe » d'Alan Turing, une machine automatisant les calculs, que ce dernier a pu briser Enigma. Afin de trouver l'éventuelle bonne clé de chiffrement parmi plus de 10^{22} potentielles combinaisons, la bombe utilise un algorithme, que Turing a appelé *heuristic search*. Le but de ce dernier était de réduire le nombre de combinaisons à vérifier et ainsi accélérer la recherche [63].

L'utilisation des heuristiques dans plusieurs domaines continua, et connaît un regain d'intérêt de la part de la communauté scientifique durant les années 1970 notamment avec les travaux de Glover sur l'optimisation linéaire en nombres entiers (*Integer Programming*) [64].

Malgré leurs efficacités, les heuristiques par leur nature présentent deux points faibles :

- Les heuristiques sont développées et conçues pour résoudre un problème bien précis. De ce fait, elles nécessitent une bonne maîtrise et des connaissances assez solides du problème traité ;
- Les heuristiques sont guidées par des spécificités liées au problème en question et en sont donc dépendantes, autrement dit, elle ne sont pas applicables aux autres problèmes.

Ces limitations ont conduit à l'apparition des métaheuristiques.

2.7.2 Les métaheuristiques

Le terme métaheuristique est dérivé de la composition de deux mots grecs : *méta*, qui signifie « au-delà » ou « à un plus haut niveau » et heuristique. Ainsi, on peut dire que contrairement aux heuristiques qui s'intéressent à la résolution de problèmes spécifiques, les métaheuristiques se veulent polyvalentes et applicables à une grande variété de problèmes d'optimisation sans changements majeurs dans l'algorithme. Historiquement, le terme métaheuristique a été utilisé pour la première fois par Fred Glover en 1986, lors de la conception de la recherche tabou, afin de la différencier des autres heuristiques [65].

D'une manière générale, le fonctionnement des métaheuristiques englobe essentiellement deux phases à savoir :

- La diversification ou l'exploitation, où la recherche se dirige vers des zones non visitées afin d'explorer l'espace de recherche d'une manière globale ;
- L'intensification ou l'exploration qui consiste à exploiter ou à se concentrer sur une région locale en espérant que la bonne solution s'y trouve.

La métaheuristique doit établir un bon équilibre entre ces deux phases pour obtenir une meilleure performance en terme de taux de convergence et de la qualité de solution obtenue.

La plupart des métaheuristiques proposées dans la littérature sont inspirées de phénomènes naturels réels physique ou biologique tels que :

- Le recuit simulé qui est basé sur le processus métallurgique ;
- La recherche tabou qui s'inspire de la mémoire humaine ;
- L'algorithme génétique qui est tiré du principe de la sélection naturelle ;
- Les algorithmes de colonies de fourmis, d'abeilles, etc. qui s'appuient sur le comportement social en groupe de certaines espèces.

Dans la littérature, les métaheuristiques sont généralement classées en deux sous-catégories : les métaheuristiques à solution unique et les métaheuristiques à base de population.

2.7.3 Les métaheuristiques à solution unique

Les métaheuristiques à solution unique sont des approches itératives qui débutent avec une solution initiale unique et l'améliorent d'une itération à une autre en exploitant son voisinage. De nombreuses méthodes ont été développées dans cette catégorie, parmi lesquelles nous citons les plus connues, à savoir :

2.7.3.1 La méthode de descente

La méthode de descente [66] est l'une des approches les plus anciennes et les plus simples dans la littérature. Son principe consiste à se déplacer à chaque itération de

la solution courante vers une solution voisine de meilleure qualité. Le processus s'arrête dès qu'aucune amélioration n'est possible. Les différentes versions de descente se distinguent par la façon dont on choisit un voisin :

- En choisissant le premier voisin qui améliore la solution courante (*first improvement*) ;
- En choisissant le meilleur voisin qui améliore la solution courante (*best improvement*).

L'inconvénient majeur de la méthode de descente est la stagnation au premier optimum local rencontré. Une version améliorée de l'algorithme classique consiste à redémarrer en repartant d'une nouvelle solution générée aléatoirement lorsqu'un optimum local est trouvé : il s'agit de l'algorithme de descente avec relance (*multiple start random hill climbing*).

2.7.3.2 Le recuit simulé

La méthode du recuit simulé [67], a été introduite dans le but de pallier aux limitations des approches descendantes qui stagnent dès qu'un optimum local est rencontré. Ainsi, afin d'éviter les optimaux locaux et en tenant compte qu'une bonne solution peut se trouver dans le voisinage d'une mauvaise solution, contrairement aux méthodes descendantes, l'algorithme du recuit simulé accepte les solutions pouvant détériorer la fonction objectif avec une certaine probabilité.

Historiquement, la méthode du recuit simulé tire son nom et son inspiration des pratiques issues de la thermodynamique et de la métallurgie, plus particulièrement, de la façon dont les métaux sont chauffés puis refroidis lentement dans le but de modifier leurs caractéristiques. Par analogie en optimisation, au début de l'algorithme du recuit simulé, un paramètre T simulant la température est défini. Ce dernier diminue et tend vers zéro tout au long de l'algorithme. La probabilité d'acceptation d'une solution qui n'améliore pas la fonction objectif diminue avec ce paramètre.

2.7.3.3 La recherche tabou

La recherche tabou [65], est la première approche à avoir porté le nom de méta-heuristique. Contrairement au recuit simulé, qui à chaque étape prend en considération qu'une seule solution voisine, la recherche tabou en évalue plusieurs. Par la suite, en comparant la qualité de ses dernières avec celle de la solution actuelle, on choisit la solution dont la fonction objectif est la meilleure. Par meilleure, on entend la solution qui améliore le plus la fonction objectif, ou à défaut celle qui la dégrade le moins. Tandis que cette manière de sélection de la solution voisine permet à l'algorithme d'échapper aux optimaux locaux, on risque de retourner vers une solution déjà visitée et se retrouver donc dans un cycle. Afin de régler ce dernier problème, l'algorithme utilise une mémoire appelée liste tabou, d'où le nom attribué à la méthode. En effet, dans cette liste, l'algorithme enregistre les solutions visitées dans un passé récent. Une solution

insérée dans cette liste ne sera pas visitée pendant un certain nombre d'itérations. Cela permet à l'algorithme d'aller explorer d'autres régions de l'espace.

2.7.4 Les métaheuristiques à base de population

À l'inverse des métaheuristiques à base de solution unique, les métaheuristiques à base de population explorent l'espace de recherche en utilisant un ensemble de solutions appelées population.

Une métaheuristique à base de population démarre avec une population dite initiale et l'améliore d'une itération à une autre. L'utilisation d'une population au lieu d'une seule solution renforce la diversité de la recherche et augmente la probabilité de trouver des solutions de bonne qualité voir l'optimal global. Les travaux de recherche menés dans ce contexte ont permis le développement d'une grande panoplie d'approches et de techniques qui sont classées en deux grandes familles : les algorithmes évolutionnaires et les algorithmes basés sur l'intelligence en essaim.

2.7.4.1 Les algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires sont inspirés de la manière dont les espèces évoluent dans la nature et plus précisément du principe de la sélection naturelle énoncée dans la « Théorie de l'évolution » développée par Charles Darwin [68]. Selon les lois de la sélection naturelle, seuls les individus les mieux adaptés ont une longévité suffisante pour générer une descendance (se reproduire). En revanche, les individus peu adaptés ont une tendance à disparaître. Cette classe de métaheuristiques englobe un grand nombre d'approches dont les algorithmes génétiques qui représentent, sans doute, les algorithmes évolutionnaires les plus populaires.

Le principe des algorithmes génétiques a été introduit par John Holland de l'université du Michigan aux États-Unis dans les années 60 [69], et mis en avant par l'ouvrage de référence de David E. Goldberg [70]. Dans un algorithme génétique, une population est constituée d'un ensemble d'individus dont chacun est identifié par un ensemble de gènes appelés chromosomes. La reproduction est réalisée en recombinaison des chromosomes de deux individus primaires, donnant ainsi naissance à des individus enfants ayant une empreinte génétique héritée des parents. Cependant, le code génétique des enfants peut contenir des gènes inexistant chez les parents modélisant ainsi le phénomène génétique de la mutation. Ce dernier, permet des changements dans la morphologie des espèces, toujours dans le sens d'une meilleure adaptation au milieu naturel.

2.7.4.2 Les algorithmes basés sur l'intelligence en essaim

Le principe de cette classe d'algorithmes a été introduit pour la première fois par Beni et Wang [71] dans leur article intitulé « Swarm Intelligence in Cellular Robotics Systems » qui décrit le comportement d'un groupe de robots coopérant pour accomplir une tâche ou résoudre un problème.

Par la suite, dans [72] les auteurs considèrent que le domaine de l'intelligence en essaim inclut toute conception d'un algorithme visant une résolution distribuée des problèmes en s'inspirant du comportement collectifs des sociétés animales observé dans la nature tels que : le fourragement chez les fourmis, le déplacement en groupe des oiseaux, les systèmes immunitaires, etc. Les entités sont autonomes et possèdent des capacités de résolution très limitée mais peuvent effectuer des tâches et résoudre des problèmes complexes d'une manière coopérative. Notons qu'il n'existe pas d'entité centrale effectuant la supervision favorisant ainsi les interactions locales ce qui conduit à l'émergence d'un comportement global auto-organisé.

En imitant le comportement social dans la nature d'insectes, d'animaux, etc., plusieurs métaheuristiques de résolution de problèmes d'optimisation ont été proposées dans la littérature. Dans ce qui suit, nous présentons quelques métaheuristiques les plus connues appartenant à cette catégorie.

Algorithme de colonies de fourmis

Comme son nom l'indique, l'algorithme des colonies de fourmis est inspiré du comportement collectif des fourmis dans leur découverte du plus court chemin reliant la fourmilière à une source de nourriture.

Les fourmis en quête de nourriture, commencent par explorer les environs de leur fourmilière en effectuant des déplacements aléatoires. Afin de repérer ultérieurement leurs chemins de retour, les fourmis laissent sur leur passage, une substance chimique volatile qu'elles peuvent sentir appelée phéromone. Une fois une source de nourriture est découverte, elles déposent sur leurs chemins de retour une quantité de phéromone relative à la qualité et la quantité de la nourriture trouvée. Les traces laissées augmentent plus rapidement pour les sources de nourritures proches de la fourmilière, et lorsque plusieurs traces mènent à la même source, les traces correspondantes aux chemins les plus courts sont renforcées à un rythme plus élevé. En effet, Les fourmis ayant empruntées le chemin le plus court retournent rapidement à la fourmilière. Ainsi, les chemins les plus courts ont une intensité de phéromones plus importante par rapport aux chemins les plus longs. Étant donné que les déplacements des fourmis sont liés à la concentration de phéromone, le chemin le plus court va alors attirer la majorité des fourmis tandis que les plus longs chemins vont disparaître au fur et à mesure de l'évaporation de la phéromone.

Dans sa thèse de doctorat [73], pour la résolution du problème du voyageur de commerce : un problème d'optimisation combinatoire NP-Complet, Dorigo a proposé une métaheuristique d'optimisation en s'inspirant du comportement collectif des fourmis. Cela a été effectué en faisant une analogie entre la zone sur laquelle les fourmis cherchent de la nourriture, la qualité/ quantité de la nourriture et les traces de la phéromone avec respectivement l'ensemble des solutions admissibles, la fonction objectif et une mémoire adaptative.

L'optimisation par essaim de particules

L'optimisation par essaim de particules (PSO), a été inventée Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [74], en s'inspirant du comportement social de certains animaux évoluant en essaim tels que les oiseaux migrateurs et les bancs de poissons. Dans ce genre de sociétés, des règles basiques telles que « aller dans une même direction » ou « rester proche de ses voisins », suffisent à maintenir la cohésion de l'essaim, et permettent la mise en oeuvre de comportements collectifs complexes et adaptatifs.

Dans l'algorithme de PSO, un essaim de particules survole l'espace de solutions, à la recherche de l'optimum global, dont chaque particule représente une solution potentielle au problème d'optimisation. Chaque particule possède deux propriétés importantes : une position et une vitesse de déplacement. De plus, chaque particule est dotée d'une mémoire lui permettant de sauvegarder la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, ainsi que la meilleure solution atteinte trouvée par l'essaim.

Durant chaque itération de l'algorithme, chaque particule se déplace en modifiant sa position dans l'espace de recherche en prenant en considération les paramètres suivants : sa vitesse et les deux meilleures positions qu'elle connaît (la sienne et celle de l'essaim). De plus amples détails concernant cet algorithme d'optimisation seront données dans le chapitre 4.

Les algorithmes bio-inspirés contemporains

Durant ces dernières années, plusieurs recherches notamment les travaux de Xin-She Yang [75, 76, 77] ont concerné le développement de nouveaux algorithmes basés sur l'intelligence en essaim en s'inspirant du comportement coopératif de certaines espèces dans leur milieu naturel.

Dans [75], Xin-She Yang et Suash Deb ont proposé une métaheuristique, appelée recherche coucou basée sur le comportement parasite d'une espèce d'oiseaux appelés coucous. Dans un autre travail de recherche, Xin-She Yang s'est inspiré du phénomène de l'atténuation de la lumière sur la distance et l'attraction mutuelle chez les lucioles pour développer un algorithme d'optimisation appelé Firefly algorithm [76]. Aussi, dans la même catégorie, Xin-She Yang a proposé une métaheuristique basée sur le comportement d'écholocalisation chez les chauvesouris appelé bat algorithm [77]. Dans le cadre l'étude traitée par cette thèse, ces trois algorithmes seront détaillés dans le chapitre 4.

2.8 Conclusion

Nous nous sommes intéressés dans ce chapitre aux différents aspects liés à l'optimisation, et ceci dans la perspective de présenter les concepts nécessaires à la compréhension de la suite du travail rapporté dans cette thèse.

À cet effet, nous avons présenté en premier lieu les concepts de base liés aux problèmes d'optimisation en général ainsi que la classification la plus répandue dans la

littérature de ces derniers. Ensuite nous nous sommes focalisés sur les différentes méthodes de résolution exactes et approchées, tout en mettant l'accent sur le choix d'une approche donnée qui dépend fortement de la complexité et de la taille du problème.

En effet, pour les problèmes dits facile ou de petite taille, il est plus approprié d'utiliser une méthode exacte afin de trouver la solution optimale. Cependant, ces approches ne peuvent pas s'appliquer pour la résolution des problèmes difficiles ou de grande taille. Dans ce cas, l'utilisation des heuristiques ou des métaheuristique permettra de trouver des bonnes solutions quasi optimales dans un temps raisonnable.

Dans le cadre de notre travail, nous nous intéressons, dans le chapitre suivant, au processus de la prise de décision liée à l'optimisation de la qualité de service dans les réseaux de radios cognitives.

Deuxième partie : Problématique et contributions

Modélisation, formulation mathématique du problème et état de l’art

Sommaire

3.1	Introduction	50
3.2	Principe du moteur cognitif	50
3.2.1	Les contraintes d’environnement	51
3.2.2	Contraintes de l’utilisateur	51
3.2.3	Contraintes d’équipement	51
3.3	Outils de prise de décision pour le moteur cognitif	52
3.3.1	Les approches expertes	53
3.3.2	Les approches prédictives	54
3.3.3	Les approches exploratoires	55
3.3.4	Approche adoptée	56
3.4	Modélisation et formulation du problème	57
3.4.1	Contexte radioélectrique	57
3.4.2	Optimisation de la QoS de l’utilisateur secondaire	59
3.4.3	Reformulation en mono-objectif	61
3.4.4	Modes de transmission	62
3.4.5	Les contraintes de l’optimisation	63
3.4.6	Architecture fonctionnelle du processus de prise de décision	64
3.4.7	Complexité du problème	65
3.5	État de l’art concernant l’adaptation des paramètres	65
3.6	Conclusion	69

3.1 Introduction

La radio cognitive est considérée comme étant un dispositif intelligent capable de prendre conscience de son environnement et de s'y adapter afin d'assurer une gestion optimisée du spectre, tout en satisfaisant aux mieux les besoins de l'utilisateur secondaire en termes de qualité de service, et en respectant le cadre de régulation contrôlant l'accès au spectre. Ceci est réalisé à travers une reconfiguration dynamique et efficace des paramètres de transmission. En effet, et comme nous l'avons détaillé dans le premier chapitre, l'un des principes d'une radio cognitive, contrairement à une radio traditionnelle, est sa capacité d'ajuster les paramètres relatifs à la transmission du signal sans aucune modification matérielle. Dans cette optique, les choix d'ajustement d'une radio cognitive doivent être basés sur un raisonnement intelligent. Ce dernier est assuré en introduisant un moteur cognitif supervisant la reconfiguration dynamique de la radio.

Dans ce contexte, la première partie de ce chapitre est consacrée à la présentation du moteur cognitif qui représente le cœur du processus de prise de décision de la radio cognitive, tandis que dans la deuxième partie on présente l'aspect modélisation et formulation mathématique de la problématique relative au travail de recherche effectué dans le cadre de la réalisation de cette thèse ainsi que l'état de l'art y afférant.

3.2 Principe du moteur cognitif

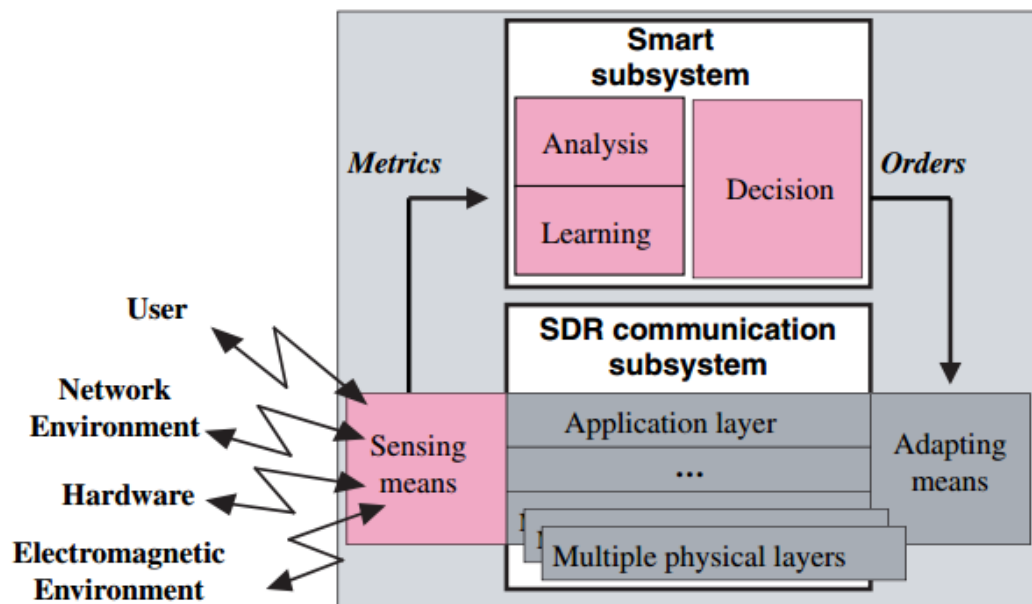


FIGURE 3.1 – Schéma synoptique d'une radio cognitive incluant le moteur cognitif [78].

Le principe de fonctionnement du moteur cognitif peut être résumé en deux phases

(voir figure 3.1 [78]). Dans une première phase, des capteurs collectent et alimentent le moteur cognitif avec des informations relatives au contexte opérationnel de la radio cognitive. Ce dernier englobe des informations concernant l'environnement électromagnétique (occupation spectrale, caractéristiques du canal, etc.), les politiques de régulation en vigueur, les ressources matérielles, les préférences de l'utilisateur, le niveau de batterie restant, etc. Par la suite, ces informations sont exploitées par un sous-système intelligent qui les analyse afin de trouver la configuration la plus adéquate au contexte courant.

L'ensemble des solutions ou bien des configurations possibles représente ce qu'on appelle dans la littérature un espace de décision. Ce dernier est défini par trois dimensions ou contraintes, à savoir : les contraintes d'environnement, les contraintes de l'utilisateur et les contraintes d'équipement.

3.2.1 Les contraintes d'environnement

Étant donné qu'une radio cognitive est un équipement sans fil fonctionnant dans un environnement électromagnétique, l'espace des configurations possibles est limité par :

- Les caractéristiques physiques et naturelles de l'environnement RF comme le bruit, les évanouissements par trajets multiples et les ombres ;
- Les règles d'autorité de régulation comme par exemple l'attribution des fréquences, les interférences tolérées, etc. ;
- L'état courant de l'environnement RF à un moment donné incluant par exemple la charge du canal et les activités des utilisateurs environnants.

3.2.2 Contraintes de l'utilisateur

Ce sont les attentes de l'utilisateur en rapport avec la qualité du service qu'il espère. En effet, chaque type d'application possède ses propres caractéristiques, par exemple une communication vocale est sensible au facteur débit alors qu'un transfert de fichier nécessite un taux d'erreur faible. Ainsi, selon les différents modes d'utilisation de l'équipement, les besoins de l'utilisateur peuvent varier en fonction de la nature du service demandé ou en fonction d'autres facteurs tel que la consommation d'énergie.

3.2.3 Contraintes d'équipement

Il est communément assumé dans la littérature qu'un équipement radio cognitive est basé sur une radio logicielle dite idéale. Cela signifie que la radio est dotée d'une souplesse et d'une indépendance totale par rapport à la plateforme sur laquelle elle est implémentée. Jusqu'à ce jour, cette technologie n'est pas encore au point. Ainsi pour une application réelle, les limitations de la radio logicielle restreignent l'espace des configurations réalisables pour une radio cognitive.

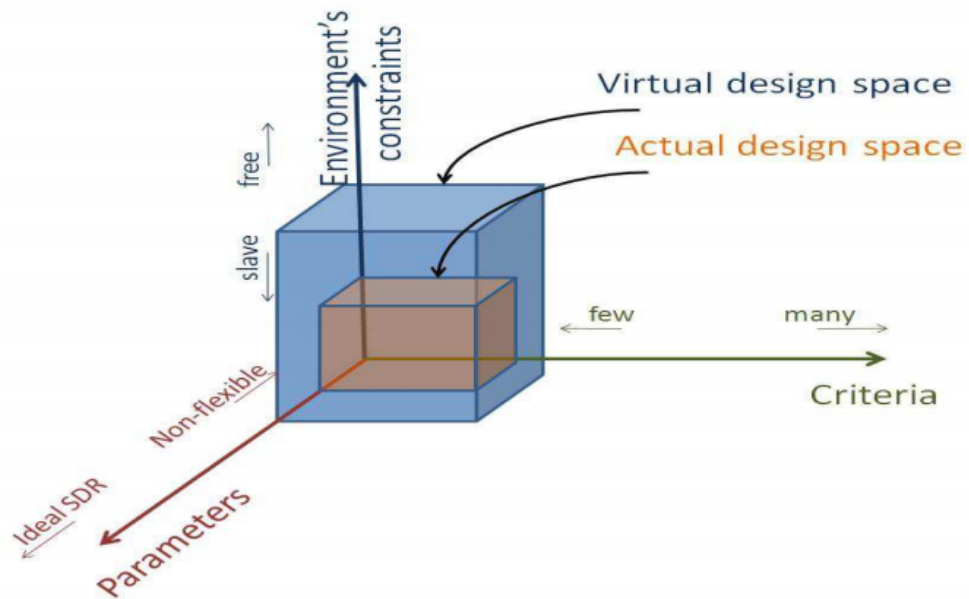


FIGURE 3.2 – Un schéma conceptuel de l'espace de décision d'un moteur cognitif [79].

La figure 3.2 [79], illustre un schéma conceptuel de l'espace de décision d'un moteur cognitif. Chaque axe représente l'une des trois dimensions : environnement, utilisateur, et équipement. Si on considère que les trois dimensions sont indépendantes l'une des autres, alors l'espace de décision devient plus grand que l'espace réel limité, et on le désigne par le terme espace virtuel (*Virtual Design space*). En revanche, en tenant compte de la corrélation entre les différentes contraintes imposées par chaque dimension de l'espace virtuel, on obtient un espace de décision réduit désigné par *Actual Design Space*.

3.3 Outils de prise de décision pour le moteur cognitif

Il existe essentiellement trois catégories d'approches utilisées pour la mise en œuvre du moteur cognitif, à savoir :

- Les approches basées sur les systèmes experts ;
- Les approches prédictives ;
- Les approches basées sur l'exploration.

3.3.1 Les approches expertes

Les systèmes experts, apparus au début des années 70, sont l'une des approches les plus anciennes de l'intelligence artificielle. Il s'agit d'un outil capable, pour un domaine bien spécifique, de fournir d'une manière autonome des solutions comparables voir équivalentes à celles des experts humains. Ceci est réalisé en construisant au préalable une base de connaissances en collectant des données auprès des experts du domaine, et d'interroger cette base à travers un moteur d'inférence afin d'élaborer un raisonnement pour répondre à un problème posé.

Historiquement le premier système expert est connu sous l'appellation MYCIN. L'objectif de ce dernier était d'assister les médecins dans le diagnostic et le soin des maladies infectieuses du sang. Au début, la base de connaissances était constituée de 200 règles, et suite aux résultats satisfaisants, 300 règles concernant les infections de méningites ont été ajoutées.

Les systèmes experts ont été adoptés pour la première fois dans la conception d'un moteur cognitif par Mitola dans le cadre de sa thèse de doctorat [22]. Dans ce contexte, une base de connaissances est alimentée à travers des simulations intensives hors-ligne. Les connaissances incluent des informations sur l'environnement RF, l'équipement radio, les besoins de l'utilisateur, ainsi qu'une liste de règles censées répondre systématiquement à toutes les situations rencontrées par l'équipement lors de son utilisation. Ainsi, une fois en ligne, la radio ou plus correctement le moteur cognitif exploite les règles d'inférence afin de prendre des décisions autonomes par rapport à l'adaptation de l'équipement radio en fonction de son contexte courant.

La première étape dans la conception d'un système expert est de représenter les objets du domaine réel ainsi que les relations qui se trouvent entre ces objets en utilisant un langage formel. Dans cette perspective Mitola, a suggéré dans sa thèse [22], de représenter les connaissances d'une radio cognitive en utilisant un nouveau langage dédié : RKRL (Radio Knowledge Representation Language).

Depuis le travail de Mitola, l'approche basée sur les systèmes experts a connu un grand succès [80], en particulier avec le projet XG (NeXt Generation) soutenu par le DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency) [81].

Toutefois, l'approche des systèmes experts présente l'inconvénient majeur de ne pas être adaptée à de nouvelles situations, du fait que le raisonnement est basé principalement sur une base de connaissances relative à des situations rencontrées lors de la phase des simulations hors-ligne. Cela, pourrait considérablement pénaliser le bon fonctionnement d'une radio cognitive, étant donné que cette dernière est conçue pour être opérationnelle dans des conditions fortement changeantes. Dans la perspective d'éviter au maximum les situations inconnues, une solution envisageable est de rendre la base de connaissances aussi large que possible. Cette solution pose à son tour d'autres problèmes, à savoir :

- Avec la multiplication des règles, le raisonnement devient non seulement complexe mais lesdites règles peuvent rentrer en conflit lors d'une situation donnée ;

- En prenant en compte les habitudes d'un utilisateur donné, beaucoup de règles seront non pertinentes. Par conséquent le raisonnement sera compliqué et alourdi inutilement ;
- Un raisonnement long impliquera une grande consommation de ressources internes (énergie, mémoire, etc.), ce qui n'est pas favorable pour les applications embarquées et autonomes, en l'occurrence la radio cognitive.

3.3.2 Les approches prédictives

Comme nous l'avons montré dans la section précédente, il est communément connu dans la littérature que pour des scénarios réalistes et non idéaux, les approches basées sur des modèles analytiques, dont les systèmes experts, ne sont pas pratiques. Afin de pallier à cette lacune, des techniques d'apprentissage ont été proposées.

La catégorie de techniques d'apprentissage cherche à mettre en relation d'un côté l'environnement, les paramètres opérationnels et de l'autre côté les performances d'un équipement radio cognitif. Dans ce contexte, nous citons principalement les réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones sont un outil de l'intelligence artificielle dont le principe est inspiré du fonctionnement des neurones biologiques du cerveau humain, d'où leur appellation. Un réseau de neurones est constitué d'un ensemble d'automates interconnectés appelés neurones. Chaque neurone assure une fonctionnalité relativement simple, cependant, l'interaction de l'ensemble des neurones fait émerger des propriétés globales complexes. En général, les neurones sont répartis sur un ensemble de couches parallèles. L'information se propage dans le réseau sur des connexions pondérées par des paramètres souvent appelés poids. Ces derniers sont ajustés durant la phase d'apprentissage afin de minimiser la différence entre la sortie du réseau (l'hypothèse) et la sortie attendue (la référence). Le principal avantage des réseaux de neurones par rapport aux autres outils est leur capacité d'apprentissage et de généralisation de leurs connaissances à des entrées inconnues (différentes de celles utilisées dans la phase d'apprentissage).

Parmi les travaux qui utilisent les réseaux de neurones dans le contexte de la radio cognitive, on cite celui de Baldo [82]. Dans ce dernier, Balbo utilise des réseaux de neurones dits MFNN (Multilayer Feedforward Neural Networks). Dans ce type de réseaux on trouve généralement une couche d'entrées, une couche de sorties, et une ou plusieurs couches intermédiaires ou cachées (hidden layer). L'information ne peut se propager que dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie, sans possibilité de retour en arrière.

La topologie de réseau proposé par Baldo, comme illustré dans la figure 3.3 [82], est constituée de :

- Une couche d'entrées qui inclue des informations concernant le rapport signal au bruit (SNR), le nombre de trames correctement reçues (ReceivedFrames), le

nombre de trames reçues erronées (Erroneous Frames) et la période du temps pour laquelle le canal était libre (IdleTime) ;

- Deux couches cachées ;
- Une couche de sorties qui inclue des mesures de performance, à savoir le débit, le délai et la fiabilité.

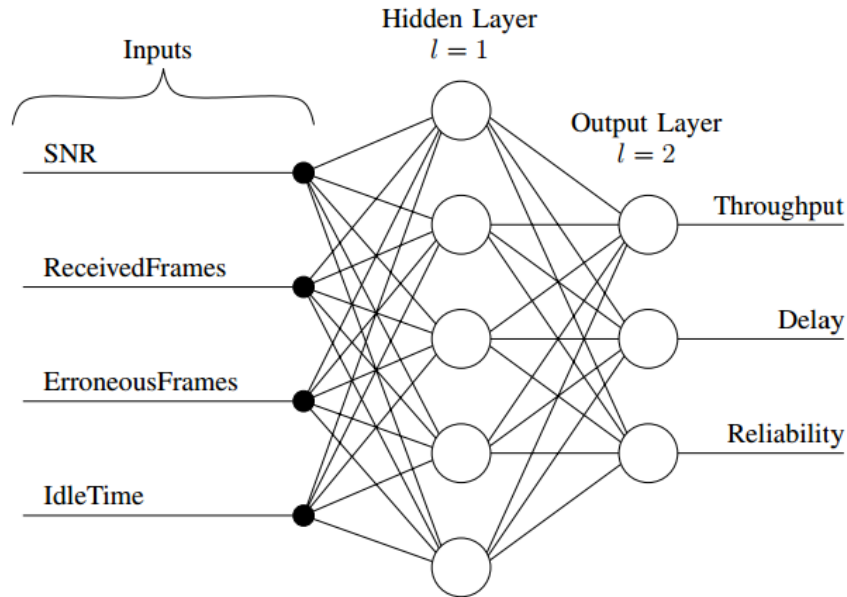


FIGURE 3.3 – Réseau de neurones proposé pour la radio cognitive [82].

Toutefois, les réseaux de neurones présentent quelques limitations, notamment :

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans les éventuelles couches cachées ;
- Le problème du sur-apprentissage au détriment de la généralisation ;
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids des connexions. Les réseaux de neurones sont donc des boîtes noires où les connaissances sont interprétables pour l'utilisateur.

3.3.3 Les approches exploratoires

Pour la catégorie des approches exploratoires, le problème d'adaptation des paramètres est formulé sous forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs. Cette idée est née au sein de l'université de Virginia Tech, qui a démontré par la suite l'intérêt des algorithmes génétiques pour la résolution du problème formulé [83, 84, 85].

Le principe de l'algorithme génétique se base sur le processus d'évolution des espèces dans la nature qui s'inspire de la théorie de l'évolution développée par Charles

Darwin. Selon ce dernier, l'évolution des espèces vivantes est essentiellement basée sur la loi de la sélection naturelle. Selon cette dernière, uniquement les individus les plus adaptés auront une longévité assez suffisante pour se reproduire et générer ainsi une descendance tandis que les individus mal adaptés tendent à disparaître. Chaque individu est identifié par un ensemble de données ou bien de gènes appelés chromosomes. La reproduction est effectuée par la combinaison (croisement) des chromosomes de deux individus primaires ce qui donne naissance à des enfants avec une empreinte génétique héritée de leurs parents. Aussi, un autre phénomène appelé la mutation permet de générer des enfants avec des gènes inexistants chez leurs parents permettant ainsi de créer des changements dans la morphologie de l'espèce et cela dans le but d'une meilleure adaptation à l'environnement.

Il est à noter que malgré la popularité et la multitudes des travaux basés sur les algorithmes génétiques dans le contexte de la radio cognitive, il existe toutes une variété d'approches qui peuvent être utilisées pour la résolution du problème multi-objectifs formulé par exemple le PSO.

Vu, que notre approche proposée se situe principalement dans la catégorie des approches exploratoires, de plus amples informations seront données dans les sections suivantes concernant leur utilisation dans le contexte de la radio cognitive.

3.3.4 Approche adoptée

Après avoir succinctement présenté un aperçu sur les différentes approches de prise de décision pour une radio cognitive, on peut dire que chacune d'elles possède des points fort et des points faibles. Ainsi, afin de trancher sur le choix de l'approche, il faut prendre en considération les caractéristiques du contexte d'application envisagé. En effet, selon ses dernières, certains points faibles/forts peuvent rendre une approche plus adaptée/inadaptée qu'une autre.

Cela dit, et étant donné que le principal objectif de notre travail est la proposition d'une solution permettant l'optimisation de la qualité de service des utilisateurs secondaires dans des environnements RF aléatoires et changeants avec un minimum de connaissances préalables, notre choix se porte naturellement sur les approches exploratoires, éliminant ainsi les approches expertes, qui exigent une information à priori parfaite, ainsi que les réseaux de neurones qui ne permettent pas de trouver la meilleure configuration possible, mais plutôt ils aident à estimer les performances d'une configuration donnée. Toutefois, nous reprenons quelques éléments conceptuels des systèmes experts afin d'aider le moteur cognitif à déterminer la qualité de service espérée par l'utilisateur.

Dans ce contexte, la section suivante sera consacrée à la formulation du problème de prise de décision ou bien d'adaptation des paramètres de la radio cognitive sous forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs.

3.4 Modélisation et formulation du problème

3.4.1 Contexte radioélectrique

Dans notre travail, nous considérons que l'utilisateur primaire et l'utilisateur secondaire coexistent dans des bandes de fréquences voisines comme il est illustré sur la figure 3.4, où l'utilisateur primaire occupe la bande de fréquences centrale, tandis que les bandes de fréquences libres détectées par l'utilisateur secondaire sont divisées en N sous-porteuses dont les deux moitiés sont situées de chaque côté de la bande exploitée par l'utilisateur primaire. Le schéma de modulation utilisé par les radios cognitives est l'OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing).

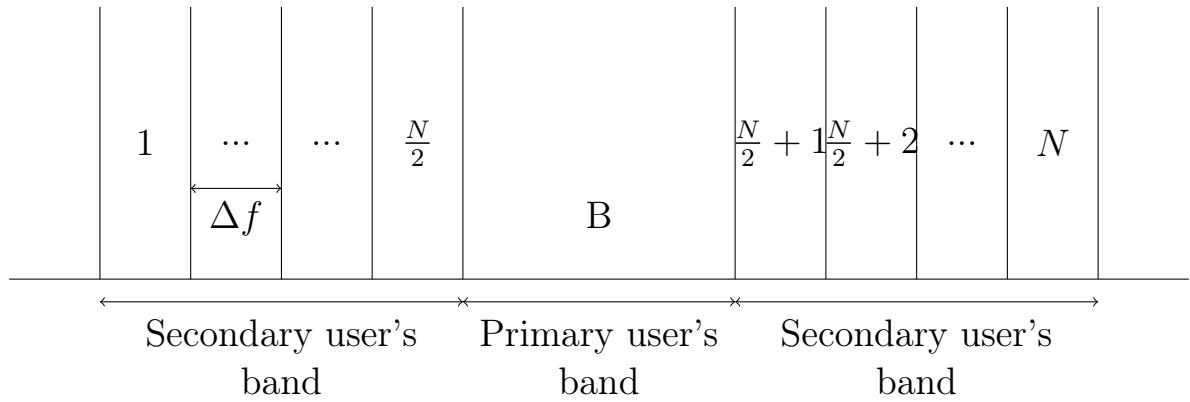


FIGURE 3.4 – Le scénario de coexistence entre l'utilisateur primaire et l'utilisateur secondaire dans un système de communication multiporteuse.

Le principe de l'OFDM consiste à répartir, sur un grand nombre de sous-porteuses, le signal numérique à transmettre. Afin que les fréquences des sous-porteuses soient les plus proches possibles permettant la transmission d'un maximum d'informations sur une portion de fréquences donnée, l'OFDM utilise des porteuses orthogonales entre elles. En effet, les signaux des différentes sous-porteuses se chevauchent mais grâce à l'orthogonalité, les sous-porteuses n'interfèrent pas entre elles. En général, le signal à transmettre est répété sur différentes fréquences porteuses. Ainsi dans un canal de transmission avec des chemins multiples où certaines fréquences seront détruites, le système OFDM sera tout de même capable de récupérer l'information perdue sur d'autres fréquences porteuses qui n'auront pas été détruites.

Dans le contexte de la radio cognitive, l'OFDM a été largement reconnue dans la littérature comme étant la technologie de transmission prépondérante. Ce succès est la conséquence d'un nombre d'avantages offerts par l'OFDM :

- Une haute efficacité spectrale ;
- Une flexibilité dans l'attribution dynamique des fréquences vacantes aux utilisateurs secondaires ;

- Une faible interférence entre les sous-porteuses lorsque l'orthogonalité est maintenue ;
- La robustesse aux effets des trajets multiples.

Le modèle de coexistence illustré par la figure 3.4 conduira inévitablement à l'engendrement d'une interférence mutuelle entre l'utilisateur primaire et l'utilisateur secondaire essentiellement pour les deux raisons suivantes :

- L'utilisateur secondaire ne possède aucune information à propos de la méthode d'accès au spectre de l'utilisateur primaire (OFDM ou autre) ce qui ne lui permettra pas de prévenir une éventuelle interférence ;
- Dans le cas où l'utilisateur secondaire est informé que l'utilisateur primaire utilise la technique OFDM, il doit aussi connaître avec exactitude les paramètres de transmission de ce dernier afin d'assurer l'orthogonalité et ainsi éviter toute interférence.

Les interférences engendrées par l'utilisateur secondaire sur la bande de l'utilisateur primaire ou vice versa peuvent être quantifiées comme suit :

- L'interférence introduite par la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire sur la bande de l'utilisateur primaire est décrite par l'équation suivante :

$$I_i(d_i, P_i) = \int_{d_i - \beta/2}^{d_i + \beta/2} |g_i|^2 \phi_i(f) df, \quad (3.1)$$

où :

- $I_i(d_i, P_i)$ représente l'interférence causée par la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse pour une puissance de transmission P_i ;
- d_i représente la distance spectrale entre la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse et la fréquence centrale relative à la bande de l'utilisateur primaire ;
- β est la largeur de la bande de l'utilisateur primaire ;
- g_i est le gain de la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse du canal, de la station de base à l'utilisateur primaire ;
- $\phi_i(f)$ représente la densité spectrale de puissance de la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire dont l'expression est décrite avec l'équation suivante :

$$\phi_i(f) = P_i T_s \left(\frac{\sin \pi f T_s}{\pi f T_s} \right)^2, \quad (3.2)$$

où T_s représente la durée d'un symbole.

- L'interférence causée à la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire par le signal de l'utilisateur primaire est décrite par l'équation suivante :

$$J_i(d_i) = \int_{d_i - \Delta f/2}^{d_i + \Delta f/2} |h_i|^2 \phi_{pu}(e^{jw}) dw, \quad (3.3)$$

tels que :

- $J_i(d_i)$ représente l'interférence causée par le signal de l'utilisateur primaire à la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire ;
- h_i dénote le gain du canal de la station de base à l'utilisateur secondaire ;
- Δf est la largeur de bande de chaque sous-porteuse de l'utilisateur secondaire ;
- $\phi_{pu}(e^{jw})$ est la densité de puissance du signal de l'utilisateur primaire.

La principale préoccupation de l'utilisateur secondaire est de maximiser sa propre qualité de service tout en maintenant l'interférence mutuelle dans un intervalle tolérable. Grâce à la flexibilité d'un équipement radio cognitive les deux objectifs peuvent être atteints, et ceci en déterminant les paramètres de transmission appropriés.

Mathématiquement parlant, le problème de détermination des paramètres adéquats peut être formulé et résolu comme étant un problème d'optimisation multi-objectifs comme il sera décrit dans la section suivante.

3.4.2 Optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire

En optimisation, les métriques utilisées pour évaluer la qualité d'une solution sont formulées sous formes de fonctions appelées fonctions objectifs. Le processus d'optimisation consistera donc à minimiser ou bien à maximiser au mieux ces fonctions. Bien que la QoS est une notion qualitative prenant un sens quantitatif différent pour chaque application, parler de la QoS dans le domaine de la télécommunication c'est souvent parler de la :

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

En considérant la puissance de transmission et la modulation comme étant les paramètres adaptatifs de la radio cognitive, les expressions mathématiques normalisées modélisant les trois fonctions objectifs citées précédemment sont comme suit :

- **Fonction objectif du débit :**

$$f_{max_throughput} = \frac{\log_2(\overline{M})}{\log_2(M_{max})}, \quad (3.4)$$

où $\overline{M}$ désigne le nombre moyen de bit par symbole sur l'ensemble des sous-porteuses utilisées et M_{max} est l'index de modulation maximale ;

- **Fonction objectif de la consommation de puissance :**

$$f_{min_power} = 1 - \frac{\overline{P}}{P_{max}}, \quad (3.5)$$

tels que $\overline{P}$ représente la puissance moyenne de transmission sur l'ensemble des sous-porteuses utilisées et P_{max} désigne la puissance de transmission maximale possible ou autorisée par sous-porteuse ;

— **Fonction objectif du taux d'erreur binaire (BER) :**

$$f_{min_BER} = 1 - \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(\overline{P_{BER}})}, \quad (3.6)$$

où $\overline{P_{BER}}$ est le taux d'erreur moyen sur l'ensemble des sous-porteuses utilisées, obtenu dans un canal de bruit additif blanc gaussien (AWGN : Additive White Gaussian Noise). Notons que P_{BER} varie selon le schéma de modulation tel qu'il est illustré respectivement par les expressions relatives à *BPSK*, *M-aryPSB* et *M-aryQAM* comme suit [25] :

$$P_{BER}(BPSK) = \mathcal{Q} \left(\sqrt{\frac{P}{N_0}} \right) \quad (3.7)$$

$$P_{BER}(M\text{-ary}PSK) = \frac{2}{\log_2(M)} \mathcal{Q} \left(\sqrt{2 \times \log_2(M) \times \frac{P}{N_0} \times \sin \frac{\pi}{M}} \right) \quad (3.8)$$

$$P_{BER}(M\text{-ary}QAM) = \frac{2}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}} \right) \mathcal{Q} \left(\sqrt{\frac{3 \times \log_2(M)}{M-1} \times \frac{P}{N_0}} \right) \quad (3.9)$$

où N_0 représente la puissance du bruit et la fonction $\mathcal{Q}$ est définie comme suit :

$$\mathcal{Q}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{x^2}{2}} dx. \quad (3.10)$$

En se basant sur les expressions mathématiques 3.4, 3.5, et 3.6 des fonctions objectifs, le tableau 3.1 illustre la nature de la relation entre ses dernières et les paramètres de transmission reconfigurables à savoir : la modulation (M) et la puissance (P). Les symboles $\nearrow$ et $\searrow$ expriment respectivement une relation proportionnelle et une relation inversement proportionnelle.

TABLE 3.1 – Relations entre les paramètres de transmission et les objectifs.

Objectif	Paramètres
Minimiser le taux d'erreur	$P \nearrow N \searrow M \searrow$
Maximiser le débit	$M \nearrow$
Minimiser la consommation de la puissance	$P \searrow$

À l'instar de la plupart des problèmes d'optimisation multi-objectifs, les objectifs cités précédemment interagissent de manière conflictuelle. À titre d'exemple, pour minimiser le taux d'erreur, il est recommandé de transmettre les données avec une puissance d'émission élevée ce qui impacte négativement la consommation de puissance. En effet, on remarque à travers les expressions mathématiques, que les deux objectifs sont

inversement liés à la puissance de transmission. La figure 3.5 illustre un exemple d'optimisation simultanée de la consommation de puissance et du taux d'erreur et cela pour plusieurs types de modulation. Les axes des abscisses et des ordonnées représentent respectivement les scores normalisés de la fonction de minimisation du taux d'erreur (BER) et de la fonction de minimisation de consommation de puissance. On remarque, pour les différents types de modulation, que lorsque le score réalisé par la fonction de minimisation de la consommation de puissance diminue, celui de la fonction de minimisation du taux d'erreur augmente, ce qui dénote d'une relation inverse conflictuelle entre lesdits objectifs.

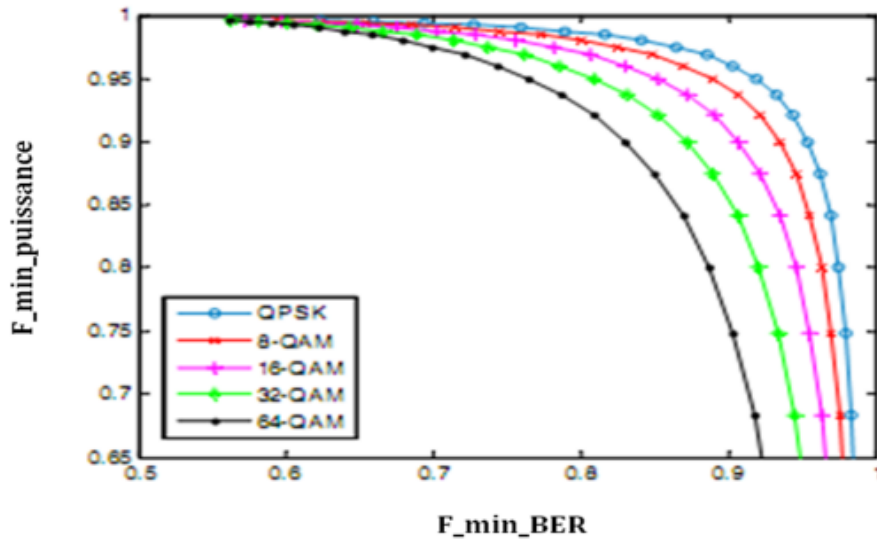


FIGURE 3.5 – La minimisation du taux d'erreur vs la minimisation de la consommation de puissance.

Au lieu d'augmenter la puissance et impacter ainsi la consommation en énergie, la radio cognitive peut aussi choisir une modulation plus robuste, cependant, cette mesure aura pour effet de détériorer le débit de la communication.

3.4.3 Reformulation en mono-objectif

Dans la pratique et afin de résoudre les problèmes multi-objectifs, il est très courant de reformuler ces derniers sous forme de problèmes mono-objectif. Cette reformulation se fait à travers la définition d'une fonction objectif unique f , qui représente la somme pondérée des différents objectifs comme le montre l'équation suivante :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i f_i \quad (3.11)$$

Les poids $w_1, w_2, \dots, w_n$ doivent satisfaire les deux contraintes suivantes :

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1, \quad 0 < w_i \leq 1. \quad (3.12)$$

Pour le cas du problème d'optimisation de la qualité de service de l'utilisateur secondaire, la fonction objectif qui résulte de l'agrégation des trois fonctions objectifs définies précédemment est comme suit :

$$F = w_1 \times f_{min_BER} + w_2 \times f_{max_throughput} + w_3 \times f_{min_power}, \quad (3.13)$$

où $w = [w_1, w_2, w_3]$ désigne le vecteur des poids qui doivent satisfaire les mêmes contraintes citées ci-dessus, c'est-à-dire :

$$\sum_{i=1}^3 w_i = 1, \quad 0 < w_i \leq 1. \quad (3.14)$$

Il est à noter que l'approche de l'agrégation n'est pas l'unique approche de transformation d'un problème multi-objectifs en un problème mono-objectif, cependant, elle est l'approche la plus utilisée. Cela est dû à sa simplicité d'implémentation et sa rapidité permettant une réaction efficace en temps réel.

D'un autre côté, vu que le conflit qui se trouve entre les objectifs, il est clair que l'on ne peut pas tout optimiser équitablement. Ainsi, l'utilisation de la notion de poids permettra à l'utilisateur d'exprimer ses préférences en mettant l'accent sur un objectif donné. Par exemple, pour le cas d'une application de vidéo conférence, l'utilisateur appréciera un débit élevé, ainsi la priorité sera donnée à l'objectif maximisation de débit, et ceci en donnant une valeur à w_3 qui soit supérieure aux deux autres poids. Par conséquent, le processus d'optimisation se lance dans la quête d'un compromis entre l'ensemble des objectifs, tout en favorisant celui qui s'assortit avec l'application et l'état de l'utilisateur secondaire.

En se basant sur cette notion de vecteur de poids et la diversité de la qualité de service attendue par l'utilisateur, on définit dans ce qui suit les modes de transmission.

3.4.4 Modes de transmission

Le mode de transmission est assimilé à une association de valeurs aux poids assignés aux différents objectifs de telle manière que la fonction ciblée reçoive le poids le plus fort. Cette façon de faire permet de guider l'algorithme d'optimisation vers une solution globale tout en tenant en compte l'importance accordée à chaque objectif. Dans notre cas d'étude, trois modes ont été identifiés, à savoir :

- **Mode batterie faible** : ce mode est enclenché, par le moteur cognitif, lorsque le niveau de charge de la batterie est faible afin d'éviter le risque d'une coupure de la communication ou bien de maintenir le dispositif en marche afin de pouvoir

effectuer des appels d'urgence par exemple. Dans ce cas de figure, le poids le plus fort est assigné à la fonction de minimisation de la consommation de puissance et le poids le plus faible est affecté à la maximisation du débit vue que cette dernière est gourmande en termes de consommation d'énergie.

- **Mode multimédia** : le moteur cognitif prend la décision d'activer ce mode lorsqu'il s'aperçoit que l'utilisateur de la radio cognitive utilise une application multimédia telle que la vidéoconférence qui nécessite, d'une part, un débit élevé afin d'assurer une communication en temps réel, et d'autre part, elle tolère les erreurs comme la perte de quelques séquences d'images ce qui ne perturbe pas la communication. À cet effet, le poids le plus fort est affecté à la fonction de maximisation du débit alors que le poids le plus faible est donné à la minimisation du taux d'erreurs ;
- **Mode d'urgence** : ce mode est relatif aux applications utilisateurs sensibles aux erreurs telles que les applications médicales ou bien les communications en situation de catastrophes. Dans ce cas, le poids le plus fort est assigné à la minimisation du taux d'erreurs et le poids le plus faible est affecté à la minimisation de la consommation d'énergie.

3.4.5 Les contraintes de l'optimisation

Afin de respecter les seuils de puissances imposés par les autorités de régulation, et de prendre en considération l'existence de l'utilisateur primaire en maintenant l'interférence mutuelle dans une plage tolérable, deux contraintes doivent être respectées à savoir :

- Contrainte sur la puissance d'émission totale de l'utilisateur secondaire :

$$\sum_{i=1}^N P_i \leq P_{max}, \quad (3.15)$$

où, P_i est la puissance de transmission sur la sous-porteuses i et P_{max} est la puissance de transmission maximale autorisée par sous-porteuse ;

- Contrainte sur l'interférence maximale tolérable par l'utilisateur primaire :

$$\sum_{i=1}^N I_i(d_i, P_i) \leq I_{max}, \quad (3.16)$$

où $I_i(d_i, P_i)$ désigne l'interférence causée par la $i^{\text{ème}}$ sous-porteuse de l'utilisateur secondaire avec une puissance d'émission P_i , à l'utilisateur primaire. I_{max} est l'interférence maximale tolérée par l'utilisateur primaire.

3.4.6 Architecture fonctionnelle du processus de prise de décision

La figure 3.6 illustre le processus de prise de décision au sein d'une radio cognitive et relie tous les éléments que nous venons d'expliquer dans les sections précédentes. Le

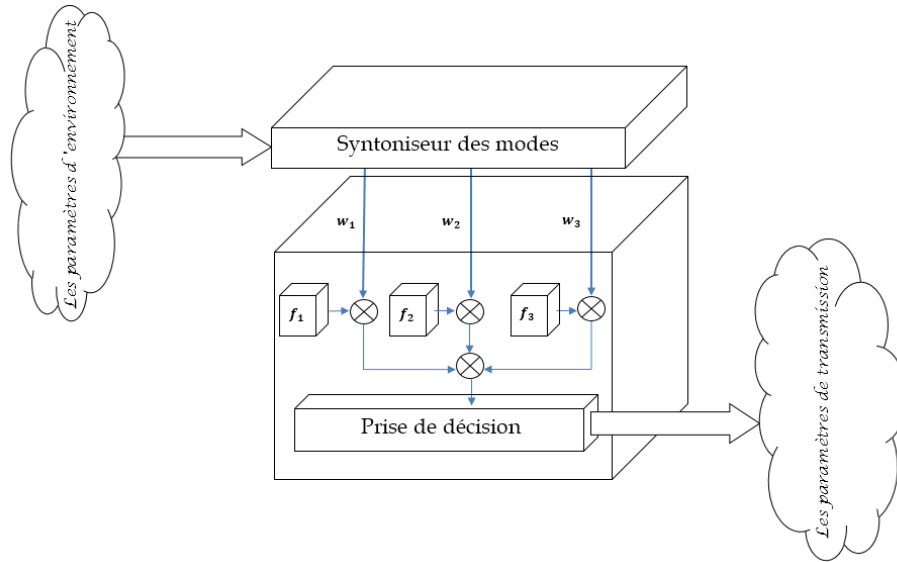


FIGURE 3.6 – Processus de prise de décision.

comportement intelligent d'une radio est dû à l'introduction d'un moteur cognitif structurant les opérations de modélisation, de prise de décision et d'apprentissage nécessaires au contrôle dynamique du processus de reconfiguration. Le système de communication alimente le moteur cognitif avec les informations qu'il récupère sur son contexte opérationnel (e.g. mesures sur l'environnement radio, politiques diffusées, niveau de batterie restant). Ensuite, le moteur cognitif analyse les exigences de l'utilisateur et les régimes de régulation afin d'identifier les objectifs de l'utilisateur et les contraintes applicables. Cette analyse se fait de la façon suivante :

- Le moteur cognitif se sert de l'information sur le niveau de la batterie et le type d'application pour déterminer le mode de transmission le plus approprié (mode batterie faible, mode multimédia, mode urgence) ;
- Le moteur cognitif se sert de l'information sur le régime de régulation pour fixer le seuil de la puissance d'émission. En fait, l'accès au spectre radio est contrôlé par un ensemble de lois définies par des organismes de régulation. Ces lois dictent les règles de bonne conduite (dont la puissance maximale d'émission), qu'il est obligatoire à respecter pour utiliser le spectre.

Le moteur cognitif se base sur cette compréhension du contexte pour prendre une décision sur le mode de fonctionnement à adopter et les poids à associer à chaque

objectif. Une fois la fonction objectif est formulée, un algorithme est exécuté afin de résoudre le problème d'optimisation afférent à cette dernière, et trouver la configuration des paramètres de transmission qui permettront de mieux satisfaire les besoins de l'utilisateur en termes de qualité de service tout en respectant les contraintes imposées par la présence de l'utilisateur primaire et par les autorités de régulation.

3.4.7 Complexité du problème

Etant donné la nature dynamique de l'environnement radioélectrique ainsi que la nécessité d'une adaptation immédiate, la radio cognitive est considérée comme étant un dispositif ou un système temps réel. À cet effet, le choix d'une approche adéquate pour la résolution du problème d'optimisation multi-objectifs défini précédemment impactera considérablement les performances de la radio cognitive ainsi que la qualité de service offerte à l'utilisateur secondaire.

D'un autre côté, étant donné que le processus d'adaptation des paramètres concerne les N sous-porteuses, la complexité augmente de façon exponentielle en fonction du nombre de sous-porteuses, par conséquent, il est classé comme étant un problème NP-difficile [86]. Ainsi, ce phénomène connu sous le nom de malédiction de la dimension (ou curse of dimensionality en anglais), rend difficile voire impossible l'application des méthodes d'optimisation conventionnelles telles que la méthode branch and bound, simplex, etc. Dans ce contexte, les métaheuristiques traditionnelles telles que la recherche taboue, le recuit simulé, l'algorithme génétique représentent des alternatives très efficaces.

Dans la section suivante, nous allons nous intéresser aux principaux travaux de la littérature relative à l'adaptation des paramètres de la radio cognitive basés sur les métaheuristique.

3.5 État de l'art concernant l'adaptation des paramètres

Depuis leurs propositions pour la première fois, dans le contexte de la radio cognitive, au sein des laboratoires de l'université de Virginia Tech, et jusqu'au moment de l'écriture de ces lignes, les algorithmes génétiques ont toujours été les méthodes les plus répandues dans la littérature relative à l'adaptation des paramètres dans le contexte de la radio cognitive. Dans ce qui suit, nous citons quelques travaux :

- Dans [87], un algorithme génétique modifié a été proposé pour l'allocation de ressources dans les réseaux de radios cognitives. L'objectif est de trouver le schéma d'allocation de ressources optimal pour les nœuds du réseau afin de minimiser les interférences et optimiser le débit du réseau. Les résultats de la simulation ont montré que l'algorithme génétique modifié est capable d'améliorer le débit du réseau ;

- Dans [88], des techniques de réglage à paramètres multiples basées sur un algorithme génétique sont utilisées pour optimiser la bande passante, l'efficacité de la bande, la puissance de transmission, le débit de données et le taux d'erreur en bits. Dans ce travail, l'étude expérimentale en temps réel de l'adaptation de liens MIMO basée sur une optimisation multi-paramètres est réalisée à l'aide d'un algorithme génétique ;
- Dans [89], le but était de tester la viabilité des algorithmes génétiques en tant que méthode de contrôle intelligente permettant de dériver les paramètres optimaux pour la transmission radio en fonction des conditions environnementales et les contraintes de QoS ;
- Dans [90], les auteurs ont proposé un algorithme génétique avec mémoire. L'algorithme utilise quatre variables de décision dans la structure du chromosome en tant que gènes, à savoir la fréquence, la puissance, le débit de données et le schéma de modulation. La performance de l'approche proposée est validée par rapport à l'algorithme génétique classique et à l'algorithme PSO ;
- Dans [91], un framework d'optimisation inter-couches basé sur un algorithme génétique qui permet un contrôle de puissance optimisé, une allocation de canal et une sélection de route en un temps polynomial. Afin de renforcer le processus de convergence, un schéma de représentation basé sur les nombres entiers ainsi que les opérateurs génétiques correspondants sont conçus. Les résultats de simulation exhaustifs démontrent que le schéma proposé permet d'obtenir un débit réseau supérieur à celui des travaux précédents, avec une complexité de calcul comparable.
- Dans [92], les paramètres de qualité de service de la radio cognitive, tels que la bande passante, le débit et l'efficacité spectrale, sont optimisés à l'aide d'un algorithme génétique. Les résultats de la simulation montrent que la méthode proposée donne de bonnes solutions ;
- Dans [93], un nouveau modèle des réseaux de radios cognitives est considéré, dans lequel les réseaux d'utilisateurs primaires sont constitués d'utilisateurs hétérogènes. Par la suite, les auteurs ont proposé un algorithme génétique avec croisement à deux niveaux pour obtenir une solution optimale en termes de puissance et de bande passante. Les résultats de simulation montrent que l'algorithme proposé est stable et que sa convergence est plus rapide ;
- Dans [94], un algorithme génétique est proposé pour résoudre le problème de l'attribution de spectre, en considérant un modèle de transmission simultané avec des contraintes d'interférence mutuelle et de la concurrence pour les ressources. Les résultats de simulation confirment que la stratégie proposée peut trouver efficacement les solutions optimales et satisfaire les exigences d'attribution de spectre pour divers cas ;
- Dans [95], un algorithme génétique est proposé pour résoudre le problème d'attribution du canal dans les réseaux de radios cognitives, tout en minimisant les

interférences causées aux utilisateurs primaires ;

- Dans [96], les auteurs ont proposé un algorithme génétique qui manipule la fréquence de la sous-porteuse, la puissance d'émission et le mode de modulation afin de s'adapter à l'environnement de la radio cognitive ;
- Dans [97], une étude a concerné l'analyse des paramètres de la radio cognitive dans le but de réaliser une allocation dynamique du spectre ;
- Dans [98], une méthode basée sur un algorithme évolutionnaire pour la détermination des paramètres de transmission d'un système multi-porteuses en se basant sur plusieurs scénarii dont chacun est représenté par une fonction objectif ;
- Dans [99], un cas pratique d'allocation dynamique du spectre a été effectué pour la bande de fréquence UHF-ISM 902-928 Mhz en utilisant un algorithme génétique multi-objectifs. L'objectif étant de maximiser l'efficacité spectrale et minimiser les interférences et la consommation de puissance en considérant les signaux radar comme étant l'utilisateur primaire ;
- Dans [100], les performances de la radio cognitive ont été améliorées grâce à un algorithme génétique qui introduit des probabilités adaptatives relatives aux opérateurs de croisement et de mutation afin d'assurer la diversité et la convergence de la population ;
- Dans [101], les auteurs ont proposé un schéma d'optimisation multi-objectifs basé sur un algorithme génétique visant la gestion des ressources de la radio cognitive afin d'augmenter les performances du réseau en minimisant la consommation de puissance, le taux d'erreur, le délai et l'effet des interférences ;
- Dans [102], un algorithme génétique adaptatif a été développé et utilisé pour améliorer la qualité de service de la radio cognitive en adaptant notamment les paramètres de transmission tels que la largeur de bande, le débit, la consommation de puissance, etc.

On trouve aussi dans la littérature, plusieurs autres travaux de recherche et d'approches basées sur l'intelligence en essaim qui ont été proposés et plus particulièrement l'approche PSO. Parmi ces travaux, on cite essentiellement :

- Dans [103], un module de prise de décision basé sur l'optimisation des essaims de particules (PSO) a été conçu pour prendre en charge trois modes de fonctionnement. Les résultats de simulation ont été comparés à un algorithme génétique basé sur un codage binaire, et aussi à un algorithme génétique basé sur un codage réel. Les résultats démontrent que le moteur d'adaptation des paramètres basé sur PSO est supérieur et ceci pour tous les modes de transmission ;
- Dans [104], une technique d'allocation de puissance proposée pour la radio cognitive basée sur l'algorithme d'essaims de particules (PSO) est proposée. Les comparaisons entre la technique proposée et d'autres techniques d'optimisation ont été examinées. Les résultats de simulation montrent que la technique proposée donne de meilleures performances que la méthode de Lagrange double optimale ;

- Dans [105], un schéma d'allocation de ressources optimal pour un réseau radio cognitif ad-hoc multicanal est proposé. Le modèle d'allocation dynamique des ressources est formulé sous forme d'un problème d'optimisation sous contrainte avec des fonctions à objectifs multiples. Un algorithme d'optimisation d'essaims de particules (PSO) est proposé pour garantir l'économie d'énergie, tout en maximisant les fonctions objectifs ;
- Dans [106], un algorithme amélioré d'optimisation d'essaims de particules (PSO) est proposé pour résoudre le compromis entre le degré de satisfaction de l'utilisateur secondaire et la consommation d'énergie dans un réseau de radios cognitives basé sur l'OFDM. Les simulations démontrent que l'algorithme proposé nécessite un nombre inférieur d'itérations et peut atteindre une efficacité énergétique supérieure à celle des autres algorithmes ;
- Dans [107], une technique d'optimisation basée sur les essaims de particules a été développée pour la gestion d'allocation de ressources dans les réseaux de radios cognitives. Il a été mis en évidence la relation entre le nombre de particules et d'itérations sur la convergence de la solution ;
- Dans [108], la technique d'optimisation par essaim de particules a été appliquée pour le problème d'allocation de l'énergie dans les réseaux de radios cognitives avec des contraintes d'interférences ;
- Dans [109], l'opération de sélection de l'utilisateur primaire dans les réseaux radio cognitifs a été réalisée par l'utilisation d'un algorithme d'optimisation par essaim de particules tout en optimisant les paramètres opérationnels de transmission tels que le débit, la consommation de puissance, les interférences, etc. ;
- Dans [110], une version adaptative discrète de la technique d'optimisation à base d'essaim de particules a été proposée pour la gestion de la taille dynamique des paquets et pour l'optimisation de la consommation de puissance dans les réseaux radio cognitives sous différentes conditions ;
- Dans [111], le moteur cognitif adapte les paramètres radioélectriques en utilisant une métaheuristique d'optimisation basée sur l'algorithme de la colonie d'abeilles. Les résultats obtenus ont été comparés avec un algorithme génétique et un algorithme d'optimisation par essaim de particules pour de différents modes de communications ;
- Dans [112], une technique d'optimisation basée sur la colonie d'abeilles a été proposée pour maximiser le débit de l'utilisateur secondaire dans les réseaux de radios cognitives full-duplex ;
- Dans [113], les auteurs ont proposé une technique d'optimisation pour la radio cognitive basée sur le concept de biogéographie (BBO : Biogeography-based optimization). Les résultats obtenus ont été comparés avec ceux de l'algorithme génétique pour plusieurs paramètres relatifs à la qualité de service ;

- Dans [114], l'algorithme d'optimisation par la colonie de fourmis a été appliqué pour déterminer les paramètres optimaux de transmission de la radio cognitive et les résultats obtenus ont été comparés avec ceux de l'algorithme génétique et ceci pour différents scénarii.

Malgré leurs popularité dans le contexte de l'adaptation de la radio cognitive, il est largement admis dans la littérature que les algorithmes génétiques ainsi que l'algorithme PSO souffrent d'une convergence lente et prématurée, en particulier avec l'accroissement de la complexité du système (i.e. les systèmes multi-porteuses). Ceci peut être considéré comme un inconvénient handicapant pour une implémentation réelle de la radio cognitive. En effet, en pratique la radio cognitive se trouve très souvent dans des situations dans lesquelles le canal vacant n'est disponible que pendant très peu de temps, en particulier lorsque nous parlons de fréquences très demandées, telles que les bandes de téléphones mobiles. Par conséquent, l'utilisation des approches gourmandes en temps du calcul diminue considérablement le temps de communication de la radio, et influencera négativement la qualité de service offerte à l'utilisateur secondaire.

Au cours des dernières années, de nouveaux algorithmes métaheuristiques bio-inspirés, tels que Firefly algorithm (FA), Cuckoo search (CS) et Bat algorithm (BA) ont été proposés. Actuellement, ces algorithmes montrent dans la résolution de problèmes d'optimisation difficiles, un potentiel impressionnant et un niveau élevé d'efficacité par rapport aux autres algorithmes classiques, y compris PSO et les algorithmes génétiques. Une étude détaillée d'application des algorithmes bio-inspirés modernes pour le problème d'optimisation en ingénierie peut être trouvé dans [115, 116, 117], et pour les télécommunications dans [118].

Par conséquent, motivés par ces progrès récents et énormes, notre objectif est de proposer de nouveaux algorithmes d'adaptation pour la radio cognitive basés sur ces nouvelles approches, où le principal défi est d'optimiser la qualité de service offerte à l'utilisateur secondaire tout en gardant l'interférence mutuelle entre ce dernier et l'utilisateur primaire dans une plage tolérable.

3.6 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation de la problématique de prise de décision dans le contexte de la radio cognitive. Nous avons tout d'abord présenté d'une manière générale les différentes classes des approches utilisées dans ce contexte à savoir : les systèmes experts, les méthodes d'apprentissages, et les approches d'exploratoires. Après avoir pesé le pour et le contre, ainsi que les contraintes d'utilisation de chaque classe, nous avons opté pour les approches exploratoires dont le principe consiste à formuler le problème d'adaptation de la radio cognitive sous forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs. Notre choix a été justifié par le fait que les approches exploratoires s'adaptent mieux aux défis présentés principalement par l'aspect dynamique de l'environnement RF de la radio cognitive. Après avoir étudié la complexité du problème posé,

qui s'est avéré être un problème NP-difficile et qui nécessite une résolution en temps réel, nous avons opté pour l'utilisation des approches métaheuristiques.

Par la suite, nous avons passé en revue les principaux travaux liés à l'adaptation des paramètres de transmission à base de métaheuristiques, ce qui nous a permis de conclure que les solutions proposées sont basées sur des algorithmes largement connus dans la littérature par leur taux de convergence long. Dans cette optique, notre but dans le cadre de notre travail de recherche consiste à proposer des algorithmes pour résoudre le problème multi-objectifs formulé, et ceci en tirant profit de la nouvelle génération de métaheuristiques bio-inspirées développées au cours de cette dernière décennie, à savoir : Firefly algorithm (FA), Cuckoo search (CS) et Bat algorithm (BA).

Le chapitre suivant sera consacré à la présentation des algorithmes que nous avons proposés pour la résolution du problème multi-objectifs formulé, ainsi que les résultats obtenus.

Chapitre 4

Prise de décision basée sur les méta-heuristiques

Sommaire

4.1	Introduction	72
4.2	Définition de la structure de la solution	72
4.3	Approche proposée basée sur l'algorithme des lucioles	73
4.4	Approche proposée basée sur l'algorithme de la recherche coucou	79
4.5	Approche proposée basée sur l'algorithme de chauves-souris	83
4.6	Simulation, résultats et discussions	86
4.6.1	Environnement radio fréquence	86
4.6.2	Mode de transmission	87
4.6.3	Environnement de simulations	87
4.6.4	Paramétrage des algorithmes	87
4.6.5	Critères d'évaluation	88
4.6.6	Mode batterie faible	89
4.6.7	Mode d'urgence	91
4.6.8	Mode multimédia	92
4.6.9	Impact du nombre de sous-porteuses sur les performances	93
4.7	Conclusion	96

4.1 Introduction

Les métaheuristiques Firefly Algorithm (FA), Cuckoo Search (CS) et Bat Algorithm (BA) appartiennent à la catégorie des approches contemporaines d'optimisation bio-inspirées basées sur l'intelligence en essaim. Depuis leur apparition et jusqu'à nos jours, ces algorithmes font preuve d'un fort potentiel dans la résolution des problèmes d'optimisation difficiles, surpassant même les performances des autres algorithmes classiques. Ainsi, elles pourraient constituer des opportunités intéressantes non exploitées pour la résolution du problème d'adaptation et d'optimisation de la qualité de service de l'utilisateur secondaire dans les réseaux de radios cognitives formulé dans le chapitre précédent. Dans cette optique, notre but consiste à proposer de nouvelles approches adaptées à partir desdites métaheuristiques pour la résolution du problème d'optimisation multi-objectifs formulé permettant ainsi une reconfiguration efficace et une meilleure qualité de service à l'utilisateur secondaire. Dans ce contexte, la première partie de ce chapitre est dédiée à la définition de la structure d'une solution. Dans la deuxième partie nous présentons les approches proposées ainsi que leurs adaptations à notre problématique. Par suite, afin de valider et valoriser l'apport des algorithmes proposés, nous concluons ce chapitre par une étude comparative entre les performances obtenues en utilisant ces derniers avec celles réalisées par l'utilisation des algorithmes les plus répondus dans la littérature relative au problème traité à savoir, les algorithmes génétiques (AGs) et l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO).

4.2 Définition de la structure de la solution

Afin d'appliquer une approche métaheuristique pour la résolution d'un problème donné, deux éléments doivent être définis d'une manière précise et claire, à savoir :

- **La fonction objectif :** Cette dernière est en général basée ou proportionnelle à la codification du but à atteindre. Pour notre problématique, ce dernier consiste à optimiser la qualité de service offerte à l'utilisateur secondaire dans un réseau de radios cognitives. Ce but a été étudié et formulé sous forme d'équation mathématique dans le chapitre précédent (eq.3.13). Par conséquent cette dernière, que nous citons ici à titre de rappel (voir eq.4.1), représentera la fonction objectif pour les trois algorithmes FA, BA et CS, ainsi que pour l'AG et le PSO ;

$$f(x) = w_1 \times f_{\min-BER}(x) + w_2 \times f_{\max-throughput}(x) + w_3 \times f_{\min-power}(x), \quad (4.1)$$

où x représente une configuration ou une solution donné.

- **La structure typique d'une solution :** Cette structure est en général le résultat de la concaténation des variables sur lesquelles repose la fonction objectif. Pour notre problématique, cette dernière est en fonction de deux variables à savoir la puissance et la modulation, et ceci pour les N sous-porteuses. Il est à noter que ces deux variables représentent aussi les paramètres de transmission

qu'une radio cognitive peut ajuster. Par conséquent, la structure d'une solution typique, représentée sur la figure 4.1, correspond à N paires de valeurs relatives à la puissance d'émission et le type de modulation ordonnés sous-porteuse par sous-porteuse, ou N représente le nombre de sous-porteuses. La puissance et le mode de modulation sont codés respectivement sur a et b bits ce qui donne un total de $(a + b) \times N$ pour une solution relative à N sous-porteuses. Le nombre de bits utilisés pour coder un paramètre est déterminé à partir de la plage des valeurs y afférente et sa précision. Enfin, et comme nous allons voir dans les sections suivantes, une solution est assimilée à un œuf, une chauve-souris et une luciole respectivement pour les algorithmes CS, BA et FA.

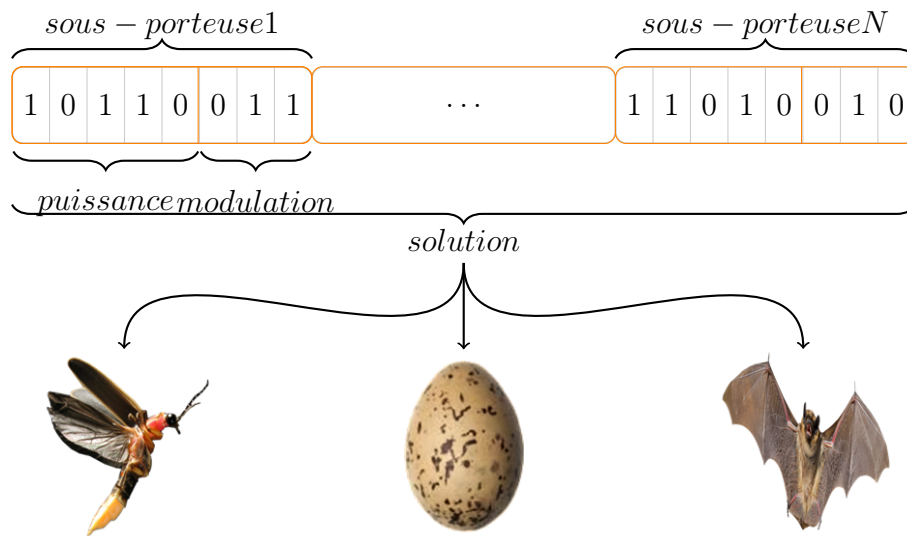


FIGURE 4.1 – Structure typique d'une solution.

4.3 Approche proposée basée sur l'algorithme des lucioles

L'algorithme des lucioles (FA pour Firefly Algorithm), est une approche d'optimisation basée sur l'intelligence en essaim qui a été proposé par Xin-She Yang en 2008 [115]. Son principe est inspiré du comportement lumineux des lucioles (fireflies). En effet, chaque solution potentielle est assimilée à une luciole dont la luminosité est proportionnellement liée à sa qualité (qualité de la solution). La formulation de l'algorithme FA, illustré par l'algorithme 4.1, tient compte des hypothèses suivantes :

- Les lucioles sont unisexe ce qui implique que chaque luciole peut être attirée vers n'importe quelle autre luciole ;
- L'attractivité est proportionnelle à la luminosité et décroît avec l'augmentation

de la distance entre les lucioles. Ainsi, pour deux lucioles quelconques, la moins brillante sera attirée et se dirigera vers la luciole la plus brillante ;

- La luminosité est proportionnelle à la valeur de la fonction objectif.

Algorithme 4.1 Pseudo code standard de l'algorithme des lucioles

```

1: Générer une population initiale de lucioles  $x_i, i = 1, \dots, n$ 
2: Déterminer les intensités de lumière  $I_i$  pour chaque  $x_i$  en utilisant  $f(x_i)$ 
3: tant que  $t < MaxGeneration$  faire
4:   pour  $i = 1$  à  $n$  faire
5:     pour  $j = 1$  à  $n$  faire
6:       si  $(I_j > I_i)$  alors,
7:         Attractivité  $\beta_{i,j}$  varie selon la distance  $r_{i,j}$ 
8:         Déplacer la luciole  $i$  vers la luciole  $j$  avec l'attractivité  $\beta_{i,j}$ 
9:         Mettre à jour l'intensité  $I_i$ 
10:      fin si
11:    Classer les lucioles et trouver la meilleure solution courante
12:  fin pour
13: fin pour
14: fin tant que

```

Dans ce qui suit, nous présentons un algorithme basé sur la métaheuristique FA pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive en vue d'optimiser la qualité de service de l'utilisateur secondaire tout en respectant la présence de l'utilisateur primaire.

Algorithme 4.2 Initialisation des paramètres liés à la radio cognitive

```

1: function CR-PARAMETERS-INIT()
2:   Obtenir les paramètres détectés par la radio cognitive :
3:    $N_0$ ,  $Power-min$ ,  $Power-max$ ,  $N$ , et les types de modulation.
4:   Obtenir le niveau de batterie.
5:   Obtenir le type d'application de l'utilisateur en cours d'exécution.
6:   Choisir le mode adéquat et fixer en conséquence  $[w_1, w_2, w_3]$ .
7: fin function

```

Algorithme 4.3 Évaluation de la fonction objectif

```

1: function FITNESS-EVALUATION(Solution)
2:   Mapper Solution de sa représentation binaire à sa représentation réelle et l'en-
   registrer dans temp(1 :  $N * 2$ )
3:   Utiliser temp pour calculer  $\sum_{i=1}^N P_i$  et  $\sum_{i=1}^N I_i(d_i, P_i)$ .
4:   Vérifiez que les contraintes sur la puissance et les interférences sont respectées
   selon (eq3.15) et (eq3.16) respectivement.
5:   si l'une ou les deux contraintes ne sont pas respectées alors
6:     fitness = 0
7:   sinon
8:     fitness =  $f(temp)$ , selon (eq4.1).
9:   fin si
10:  retourner fitness
11: fin function

```

Algorithme 4.4 Fonction V-shaped

```

1: function V-SHAPED-FUNCTION(Solution)
2:   pour  $b = 1$  à solsize faire
3:      $V\text{-shaped} = \text{abs}((2/\pi) * \text{atan}((\pi/2) * \text{Solution}(b)))$ 
4:     si  $\text{rand}() < V\text{-shaped}$  alors  $\text{Solution}(b) = \sim \text{Solution}(b)$ 
5:     fin si
6:   fin pour
7:   retourner Solution
8: fin function

```

Algorithme 4.5 FA pour l'optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire

Étape 1 : Initialization

- ▷ % Paramètres liés à l'état de la radio cognitive %
- 1: CR-PARAMETERS-INIT()
- ▷ % Initialisation des paramètres relatifs à l'algorithme FA %
- 2: Initialiser le coefficient d'absorption de la lumière (γ), l'attractivité initiale (β_0), le paramètre aléatoire (α), le nombre de générations ($maxgen$), la taille de la population ($popsiz$).
- ▷ % Première génération aléatoire %
- 3: Générer $popsiz$ lucioles aléatoirement.

Étape 2 : Corps de l'algorithme

- ▷ % La boucle des générations %
- 4: **pour** $gencount = 1$ **à** $maxgen$ **faire**
- ▷ % Première boucle interne : Évaluation de la fonction objectif des lucioles %
- 5: **pour** $i = 1$ **à** $popsiz$ **faire**
- 6: $fitness(i) = \text{FITNESS-EVALUATION}(luciole(i))$
- 7: **fin pour**
- ▷ % Deuxième boucle interne : Actualiser des positions des lucioles %
- 8: **pour** $i = 1$ **à** $popsiz$ **faire**
- 9: **pour** $j = 1$ **à** $popsiz$ **faire**
- 10: **si** $fitness(i) < fitness(j)$ **alors**
- 11: Calculer la distance r_{ij} entre les lucioles i et j selon (4.3)
- 12: Calculer l'attractivité β_{ij} selon (4.2)
- 13: Changer la position de $luciole(i)$ selon (4.4)
- 14: ▷ % Fonction V-shaped %
- 14: $luciole(i) = \text{V-SHAPED-FUNCTION}(luciole(i))$
- 15: **fin si**
- 16: **fin pour**
- 17: **fin pour**
- 18: **fin pour**

Fin de l'algorithme

L'algorithme d'adaptation (algorithme 4.5) débute par une initialisation des paramètres de la radio cognitive en appelant la fonction CR-PARAMETERS-INIT() décrite dans l'algorithme 4.2. Cette fonction permet de récupérer les données collectées lors de la phase de sondage, l'état interne de la radio cognitive et les besoins de l'application de l'utilisateur. Ces données peuvent concerner par exemple le bruit présent dans l'environnement de la radio cognitive (N_0), la puissance minimale requise avec laquelle l'utilisateur secondaire peut communiquer ($Power-min$), la puissance maximale d'émission autorisée par la réglementation ($Power-max$), le nombre de sous-porteuses N et les types de modulation. Aussi, en se basant sur le niveau de la batterie et la

nature de l'application de l'utilisateur, le mode de fonctionnement de la radio cognitive est sélectionné et le vecteur des poids est fixé en conséquence (lignes 4, 5 et 6 de l'algorithme 4.2).

L'étape suivante (ligne 2 de l'algorithme 4.5) consiste à initialiser les paramètres relatifs à l'algorithme FA. Au niveau de la ligne 3, une population initiale de *popsiz*e lucioles est générée, où chaque luciole représente une solution ayant la structure illustrée par la figure 4.1. Ainsi, chaque luciole est représentée par un vecteur binaire aléatoire d'une taille *solsiz*e. Cette dernière est la somme du nombre de bits utilisés pour représenter la puissance d'émission et le type de modulation, multipliée par le nombre de sous-porteuses.

Le partie principale de FA, est incluse au niveau de la boucle des générations comprise entre les lignes 4 et 18. Cette boucle itère de 1 à *maxgen* avec un pas de 1, en exécutant pour chaque itération deux boucles internes.

Dans la première boucle interne (lignes 5 à 7 de l'algorithme 4.5), la fonction FITNESS-EVALUATION() est appelée *popsiz*e fois, en lui passant à chaque itération une luciole (*i*). La fonction mappe *luciole(i)* en entrée, de la représentation binaire vers une représentation réelle et la sauvegarde dans une variable *temp*. Cette dernière est utilisée par la suite dans le calcul de l'interférence causée à l'utilisateur primaire ainsi que la puissance d'émission globale, c'est-à-dire la somme de toutes les puissances d'émission au niveau de l'ensemble des sous-porteuses (ligne 3). Si la valeur de l'interférence calculée dépasse le seuil toléré par l'utilisateur primaire ou si la puissance émise par l'utilisateur secondaire dépasse la puissance maximale autorisée (*Power-max*), alors la solution représentée par *luciole(i)* ne respecte pas les contraintes du problème, et par conséquent, on la bannit en affectant la valeur zéro à la fonction objectif y relative (ligne 6). Le cas échéant, cette dernière est évaluée en utilisant la formule 4.1 (ligne 8).

Suite à l'évaluation de la fonction objectif de toutes les lucioles, l'algorithme procède à la deuxième boucle interne qui imite le phénomène d'attractivité entre les lucioles ainsi que leur mouvement dans leur milieu naturel. En effet, au niveau de la ligne 10 de l'algorithme 4.5, chaque luciole compare la valeur de sa fonction objectif, calculée précédemment dans la première boucle interne, avec celle des autres lucioles. Pour deux lucioles *i* et *j* données, si la valeur de la fonction objectif de la luciole *i* est supérieure à celle de la luciole *j* alors aucune action ne sera effectuée, le cas échéant, la luciole *i* sera attirée vers la luciole *j*. Yang quantifie cette attractivité à travers la variable β qui, selon la deuxième hypothèse, est proportionnelle à l'intensité de la lumière pouvant être aperçue par une luciole donnée. Cependant, étant donné que l'intensité de la lumière émise par une luciole donnée est absorbée par l'environnement, à mesure que la distance *r* entre deux lucioles augmente, l'attractivité y afférente diminue. À cet effet, l'attractivité entre deux lucioles *i* et *j* peut être calculée comme suit [119] :

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2}. \quad (4.2)$$

Tel que :

- β_0 est l'attractivité initiale pour une distance *r* égale à 0 ;

- γ est le coefficient d'absorption de la lumière ;
- r est la distance entre deux lucioles i et j .

La distance r peut être calculée de différentes manières, cependant, dans notre travail nous avons opté pour la distance cartésienne qui se calcule comme suit :

$$r_{ij} = |luciole(i) - luciole(j)| = \sqrt{\sum_{b=1}^{solsize} (luciole(i, b) - luciole(j, b))^2}. \quad (4.3)$$

En prenant en considération l'effet de l'attractivité, le mouvement d'une luciole i vers une autre luciole plus brillante j est effectué comme suit :

$$luciole(i) = luciole(i) + \beta(luciole(j) - luciole(i)) + \alpha(rand() - 1/2). \quad (4.4)$$

Le premier terme de la partie droite de l'équation 4.4, représente la position courante de la luciole i , le deuxième terme est relatif à l'attractivité et le dernier terme représente un mouvement aléatoire où $rand()$ est une fonction aléatoire générant un nombre dans l'intervalle $[0, 1]$.

Il est à noter que le second et le troisième terme sont des valeurs réelles, altérant ainsi à chaque actualisation de la position d'une luciole donnée sa représentation binaire. Pour remédier à ce problème, nous avons utilisé une fonction de transfert pour limiter les nouvelles positions des lucioles à des valeurs binaires. Parmi les différentes fonctions de transfert existantes, nous avons choisi la fonction *V-shaped* [120], illustrée par l'équation 4.5. Ce choix a été effectué après plusieurs tests, où cette dernière a donnée les meilleurs résultats pour notre problème.

La fonction *V-shaped*, permet de convertir la valeur réelle d'un bit b d'une luciole i à une probabilité que ce bit change sa valeur de 0 à 1 ou vice versa selon le schéma illustré par l'équation 4.5 (fig 4.2) où b^{-1} est le complément de b dans le domaine $\{0, 1\}$ (si $b = 1$ alors $b^{-1} = 0$ et vice versa).

$$V\text{-shaped}(b) = \left| \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\pi}{2} \times b\right) \right| \quad (4.5)$$

$$b = \begin{cases} b^{-1}, & \text{if } rand() < V\text{-shaped}(b) \\ b, & \text{if } rand() \geq V\text{-shaped}(b) \end{cases} \quad (4.6)$$

Par conséquent, une fois la position de la luciole i est actualisé (ligne 13 de l'algorithme 4.5), la fonction V-SHAPED-FUNCTION() décrite dans l'algorithme est appelée en lui passant comme paramètre la position actualisée de la luciole i . Le traitement réalisé par la fonction *V-shaped* permet à travers un nombre d'itérations égale à la taille de la solution d'obtenir la version binaire de la position actualisée d'une luciole donnée.

Une fois que toutes les positions des lucioles constituant la population sont mises à jour, une nouvelle génération de lucioles est construite, et l'algorithme passe à la génération ou itération suivante ayant la population courante comme entrée.

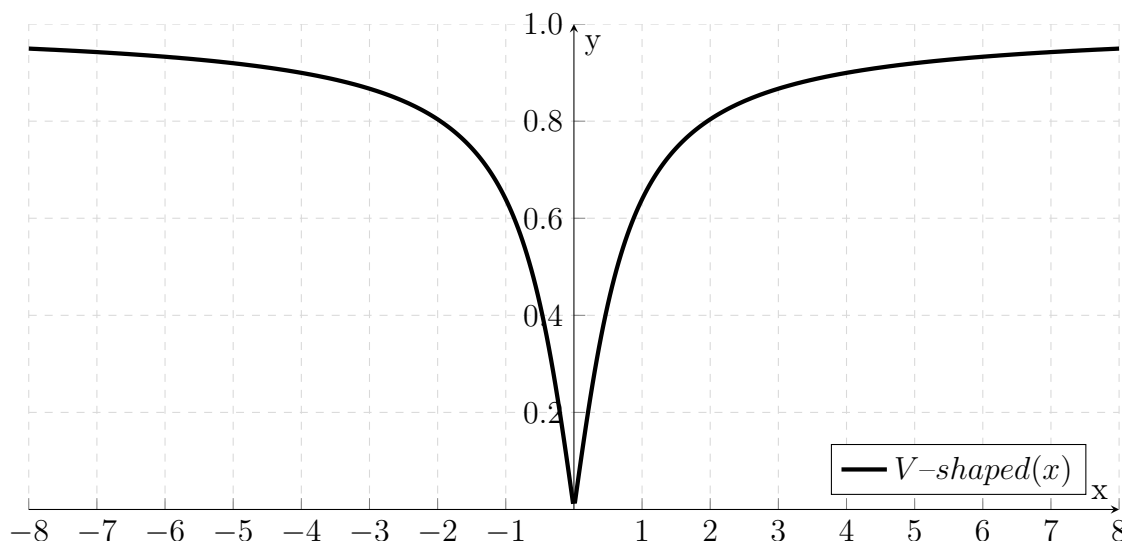


FIGURE 4.2 – La fonction V-shaped.

4.4 Approche proposée basée sur l’algorithme de la recherche coucou

La recherche coucou (CS pour Cucko Search) est une approche d’optimisation basée sur l’intelligence en essaim qui a été proposée par Yang et Deb en 2009 [116]. Elle a été développée en s’inspirant du comportement parasitaire de certaines espèces d’oiseaux. Dans le monde réel, les coucous pondent leurs œufs dans les nids des autres espèces d’oiseaux. Dans la plupart des cas, *l’oiseau hôte* croit que les œufs déposés sont les siens et par conséquent il en prend soin. Cependant, dans certains cas les œufs déposés sont découverts et sont ainsi jetés par l’oiseau hôte ou bien le nid est abandonné par ce dernier. Inspirés par ce comportement, Yang et Deb ont formulé l’algorithme CS en considérant comme génération actuelle l’ensemble des œufs présents dans le nid et l’œuf du coucou comme étant une nouvelle solution générée.

La formulation de l’algorithme CS, illustré par l’algorithme 4.6, tient compte des hypothèses suivantes :

- Un seul œuf de coucou est déposé à la fois dans un nid choisi d’une manière aléatoire. Les notions d’œuf et de nid représentent une solution faisable dans l’espace de recherche. Ainsi, il n’y a aucune différence entre un œuf, un nid et une solution ;
- Les meilleurs nids contenant les œufs / solutions de haute qualité de la génération actuelle survivront et feront partie de la génération suivante ;
- L’oiseau hôte découvre l’œuf déposé par un coucou avec une probabilité $P_a \in [0, 1]$. Dans ce cas de figure, l’oiseau hôte jette l’œuf du coucou ou bien déserte le nid pour en construire un autre. En d’autres termes, un pourcentage P_a de

l'ensemble des solutions sera remplacé par de nouvelles solutions aléatoires.

Algorithme 4.6 Pseudo code standard de l'algorithme de la recherche coucou

```

1: Générer une population initiale de nids d'accueil  $x_i, i = 1, 2, \dots, n$ 
2: tant que  $t < MaxGeneration$  faire
3:   Créer un cuckoo (nommé  $i$ ) aléatoirement
4:   Evaluer sa qualité/fitness  $f(x_i)$ 
5:   Choisir un nid aléatoirement parmi les  $n$ , (nommé  $j$ )
6:   si  $(f(x_i) > (f(x_j)))$  alors
7:     Remplacer  $j$  par la nouvelle solution
8:   fin si
9:   Une fraction  $P_a$  des pires nids sont abandonnés et de nouveaux sont construits
10:  Conservez les meilleures solutions (ou nid avec des solutions de qualité).
11:  Classer les solutions et trouver la meilleure solution courante
12: fin tant que
  
```

Dans ce qui suit, nous présentons un algorithme basé sur la métaheuristique CS pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive en vue d'optimiser la qualité de service de l'utilisateur secondaire tout en respectant la présence de l'utilisateur primaire. Il est à noter que la fonction d'initialisation des paramètres de la radio cognitive et la fonction V-shaped sont les mêmes que celles adoptées pour l'algorithme FA.

Similairement à l'algorithme FA, CS débute de la même manière en initialisant tout d'abord les paramètres de transmission de la radio cognitive ainsi que les paramètres relatif au fonctionnement de l'algorithme (probabilité de découverte P_a , le nombre maximum de générations $maxgen$, la taille de la population $popsiz$, etc.).

Par la suite et de la manière que pour l'algorithme FA, une population initiale de $popsiz$ solutions est générée (ligne 3 de l'algorithme 4.7), tout en respectant la structure de la solution typique illustrée précédemment par la figure 4.1. Par analogie à l'algorithme FA dont les individus de la population sont appelés lucioles, ceux de l'algorithme CS sont désignés comme étant un œuf ou un nid. Dans un soucis de clarté, nous utiliserons seulement le terme nid pour désigner une solution.

Par la suite, la valeur de la fonction objectif est évaluée pour chaque nid (ligne 4 à 6 de l'algorithme 4.7). Dans la ligne 7, le nid présentant la meilleure solution est sauvegardé dans la variable $bestnid$, tandis que la valeur de sa fonction objectif est sauvegardée dans la variable $fmax$.

La boucle des générations qui représente le corps principal de l'algorithme commence à la ligne 9, et elle comporte deux boucles internes.

La première boucle interne, itère $popsiz$ fois, et à chaque itération un nouveau nid ($newnid$) est généré en utilisant la formule suivante :

$$newnid(i) = nid(i) + \alpha \times rand() \times sz, \quad (4.7)$$

Algorithme 4.7 CS pour l'optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire**Étape 1 : Initialization**

▷ % Paramètres liés à l'état de la radio cognitive %

1: CR-PARAMETERS-INIT()

▷ % Initialisation des paramètres relatifs à l'algorithme CS %

2: Initialiser le taux de découverte d'œufs parasites (pa), coefficient du pas (α), nombre de générations ($maxgen$), la taille de population ($popsiz$).

▷ % Première génération aléatoire %

3: Générer $popsiz$ nids aléatoirement.

4: **pour** $i = 1$ **à** $popsiz$ **faire**

5: $fitness(i) = \text{FINTNESS-EVALUATION}(nid(i))$

6: **fin pour**

7: Enregistrer le meilleur nid et la valeur de sa fonction objectif dans $bestnid$ et $fmax$ respectivement.

Étape 2 : Corps de l'algorithme

▷ % La boucle des générations %

8: **pour** $gencount = 1$ **to** $maxgen$ **faire**

▷ % Première boucle interne : Obtenir de nouveaux nids %

9: **pour** $i = 1$ **à** $popsiz$ **faire**

10: Générer un nouveau nid ($newnid$) en utilisant (4.7)

11: $newnid = \text{V-SHAPED-FUNCTION}(newnid)$

12: $newFitness = \text{FINTNESS-EVALUATION}(newnid)$

13: **si** $newFitness > fitness(i)$ **alors**

14: $fitness(i) = newFitness$

15: $nid(i) = newnid$

16: **fin si**

17: **fin pour**

▷ % Deuxième boucle interne : Découverte d'œufs parasites%

18: **pour** $i = 1$ **à** $popsiz$ **faire**

19: **si** $rand() > P_a$ **alors**

20: Générer un nouveau nid ($newnid$) en utilisant (4.10)

21: $newnid = \text{V-SHAPED-FUNCTION}(newnid)$

22: $newFitness = \text{FINTNESS-EVALUATION}(newnid)$

23: **si** $newFitness > fitness(i)$ **alors**

24: $fitness(i) = newFitness$

25: $nid(i) = newnid$

26: **fin si**

27: **fin si**

28: **fin pour**

▷ % Actualiser la meilleure valeur de la fonction objectif %

29: Trouver le meilleur nid actuel, et actualiser $bestnid$ et $fmax$ en conséquent.

30: **fin pour**

Fin de l'algorithme

Où :

- α représente le coefficient du pas. Ce paramètre doit être strictement positif, et relatif à la taille du problème. Cependant, il est généralement fixé à 1 ;
- $rand()$ est une fonction qui génère des nombres aléatoires uniformément distribués dans l'intervalle $[0, 1]$;
- sz représente la taille du pas qui est définie selon l'équation suivante :

$$sz = \frac{x}{|y|^{1/\beta}} \times \frac{\sigma_x(\beta)}{\sigma_y(\beta)} \times (nid - bestnid), \quad (4.8)$$

Tels que x et y sont des nombres aléatoires normaux avec une moyenne 0 et des écarts types $\sigma_x(\beta)$ et $\sigma_y(\beta)$ définis comme suit :

$$\sigma_x(\beta) = \left[\frac{\Gamma(1 + \beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right]^{1/\beta}, \sigma_y(\beta) = 1, \quad (4.9)$$

Où $\Gamma()$ représente la distribution gamma et β est le facteur de distribution appartenant à l'intervalle $\beta \in [0.3, 1.99]$. Dans [116], Yang et Deb ont suggéré une valeur de 1.5 pour β .

De la même manière que FA, l'actualisation de la position de la solution altère la représentation binaire, ainsi V-SHAPED-FUNCTION() est appelée en ligne 11. Suite à cela, la fonction objectif du nouveau nid *newnid* est évaluée (ligne 12 de l'algorithme 4.7), si la valeur de cette dernière est meilleure que celle du nid courant $nid(i)$, alors ce dernier est remplacé par le nouveau nid dans la population courante.

La seconde boucle interne (lignes 18 à 28 de l'algorithme 4.7) imite la possibilité qu'un œuf soit découvert par l'oiseau hôte avec une probabilité P_a et sera par conséquent abandonné. Ceci est illustré dans l'algorithme 4.7 au niveau de la ligne 19 où un nombre aléatoire est généré et si ce dernier est inférieur à P_a alors un nouveau nid est généré comme suit :

$$newnid = nid(i) + sz. \quad (4.10)$$

Tel que sz est égal à la différence entre deux nids choisis aléatoirement, multiplié par un nombre aléatoire généré par la fonction $rand()$ comme suit :

$$sz = rand() \times (nid(randperm(1, popsize)) - nid(randperm(1, popsize))) \quad (4.11)$$

La fonction $rand()$ génère un nombre aléatoire selon une loi de probabilité uniforme distribuée dans l'intervalle $[0, 1]$ et la fonction $randperm()$ retourne un nombre entier aléatoire entre 1 et $popsize$.

Par la suite, si le nouveau nid représente une meilleure solution par rapport au $nid(i)$, alors il le remplace. Avec la fin de la deuxième boucle interne, le meilleur nid ainsi que la valeur de sa fonction objectif sont mis à jour et l'algorithme passe à l'itération suivante ayant la population actualisée comme entrée.

4.5 Approche proposée basée sur l'algorithme de chauves-souris

L'algorithme de chauves-souris (BA pour Bat Algorithm) a été proposé par Yang en 2010 [117]. Il a été inspiré de la capacité naturelle des chauves-souris à émettre des ondes sonores afin de détecter la présence d'objets à travers l'écho. En effet le cerveau de la chauve-souris, en traitant ces derniers, prend conscience de son environnement et peut alors faire la distinction entre une proie et un objet tout en estimant la distance qui le sépare de ces derniers et cela même dans l'obscurité.

Pour développer BA, illustré par l'algorithme 4.8, Yang s'est appuyé sur les hypothèses suivantes :

- Toutes les chauves-souris utilisent la capacité d'écholocalisation pour estimer la distance et savent faire la différence entre de la nourriture/proie et de simples objets ou obstacles ;
- Une chauve-souris i cherchant une proie, commence à voler d'une manière aléatoire avec une vitesse $v(i)$ et une fréquence d'impulsions f_{min} . Par la suite, la chauve-souris ajuste au fur et à mesure sa fréquence d'impulsions ainsi que le taux de pulsations $r(i) \in [0, 1]$, et ceci selon la distance qui la sépare de sa proie ;
- Durant le processus de recherche, le volume relatif aux ondes sonores varie d'une large valeur positive à une valeur constante minimale.

Algorithme 4.8 Pseudo code standard de l'algorithme de chauve-souris standard

```

1: Générer une population initiale de chauve-souris  $x_i$  avec la vitesse  $v_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ 
2: Initialiser la vitesse  $v_i$ , la fréquence d'impulsions  $f_i$ , le taux de pulsation  $r_i$  et le volume  $A_i$  de chaque position  $x_i$ 
3: tant que  $t < MaxGeneration$  faire
4:   Générer de nouvelles solutions en ajustant la fréquence et en actualisant les vitesses et les positions/solutions
5:   si ( $rand > r_i$ ) alors
6:     Sélectionner une solution parmi les meilleures solutions
7:     Générer une solution locale autour de la meilleure solution sélectionnée ( $x^*$ )
8:   fin si
9:   si ( $rand < A_i$  et  $f(x_i) < f(x^*)$ ) alors
10:    Accepter la nouvelle solution
11:    Augmenter  $r_i$  et réduire  $A_i$ 
12:  fin si
13:  Classer les chauve-souris et trouver la meilleure solution courante
14: fin tant que

```

Dans ce qui suit, nous présentons un algorithme basé sur la métaheuristique BA pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive en vue d'opti-

miser la qualité de service de l'utilisateur secondaire tout en respectant la présence de l'utilisateur primaire.

L'algorithme 4.9 débute avec une initialisation des paramètres de transmission de la radio cognitive ainsi que les paramètres de fonctionnement de l'algorithme BA tels que : la fréquence maximale f_{max} et minimale f_{min} des impulsions, les constantes α et γ ainsi que les paramètres relatifs à chaque chauve-souris (vélocité $v(i)$, fréquence d'impulsions $f(i)$, taux de pulsation $r(i)$, etc.).

Par la suite, au niveau de la ligne 3 de l'algorithme 4.9, une population d'une taille de *popsiz*e est générée d'une manière aléatoire selon le même schéma adopté pour les deux algorithmes précédents. Au niveau des lignes 4 à 6 de l'algorithme 4.9, l'évaluation de la valeur de la fonction objectif de chaque chauve-souris est effectuée, et au niveau de la ligne 7 la meilleure chauve-souris ainsi que la valeur de sa fonction objectif sont sauvegardées.

Le corps principal de l'algorithme débute à partir de la ligne 8 avec une boucle principale contenant une seule boucle interne. Au niveau de cette dernière chaque chauve-souris se déplace dans l'espace de recherche selon les équations suivantes :

$$f(i) = f_{min} + (f_{max} - f_{min}) \times rand(), \quad (4.12)$$

$$v(i) = v(i) + (chauve-souris(i) - bestchauve-souris) \times f(i), \quad (4.13)$$

$$temp(i) = chauve-souris(i) + v(i). \quad (4.14)$$

La première équation met à jour pour une chauve-souris i , la fréquence $f(i)$ qui contrôle sa rapidité de mouvement où f_{min} et f_{max} représentent respectivement la valeur minimale et maximale pour $f(i)$, alors que la fonction $rand()$ retourne un nombre aléatoire uniformément distribué dans l'intervalle $[0, 1]$.

La seconde équation actualise la vélocité d'une chauve-souris i où *bestchauve-souris* représente la meilleure solution globale courante.

La dernière équation est utilisée afin de calculer l'éventuelle future position $temp(i)$ d'une chauve-souris i . En sachant que les valeurs prises par la vélocité sont réels, la représentation de $temp(i)$ ne sera pas par conséquent binaire nécessitant ainsi un certain traitement à travers la fonction V-SHAPED-FUNCTION() au niveau de la ligne 13.

À partir de la ligne 14 jusqu'à la ligne 18, une recherche locale est effectuée dans les régions prometteuses dans le but de découvrir de meilleures solutions. Dans ce contexte, un nombre aléatoire entre 0 et 1 est généré et si ce dernier est plus grand que le taux de pulsions de la chauve-souris i , alors une solution x_{best} est sélectionnée aléatoirement parmi les meilleures solutions et quelques bits de cette dernière seront échangées avec ceux correspondants dans $temp(i)$. Suite à cela, la valeur de la fonction objectif de la solution $temp(i)$ est évaluée. Si elle est meilleure que celle de $chauve-souris(i)$, alors $temp(i)$ remplace la solution courante $chauve-souris(i)$ (ligne 25).

Par ailleurs, pour simuler le fait que les taux d'émission des impulsions $r(i)$ augmente et que le volume $A(i)$ diminue à mesure que une chauve-souris i se rapproche de

Algorithme 4.9 BA pour l'optimisation de la QoS de l'utilisateur secondaire**Étape 1 : Initialization**

▷ % Paramètres liés à l'état de la radio cognitive %

1: CR-PARAMETERS-INIT()

▷ % Initialisation des paramètres relatifs à l'algorithme BA %

2: définir pour chaque *chauve – souris*(*i*), la vitesse $v(i)$, la fréquence $f(i)$, taux des impulsions $r(i)$ et le volume $A(i)$. Initialiser la fréquence minimale f_{min} , la fréquence maximale f_{max} , les constantes α et γ , et pour chaque *chauve – souris*(*i*) le taux $r_0(i)$ et le volume $A(i)$ des impulsions.

▷ % Première génération aléatoire %

3: Générer *popsiz*e chauve-souris aléatoirement.

4: **pour** $i = 1$ **à** *popsiz*e **faire**

5: $fitness(i) = \text{FITNESS-EVALUATION}(\text{chauve – souris}(i))$

6: **fin pour**

7: Sauvegarder la meilleure chauve-souris et sa valeur de la fonction objectif dans *best* et f_{max} respectivement.

Étape 2 : Corps de l'algorithme

▷ % La boucle des générations %

8: **pour** *gencount* = 1 **à** *maxgen* **faire**

▷ % Actualiser les positions des chauves-souris %

9: **pour** $i = 1$ **à** *popsiz*e **faire**

10: Ajuster la fréquence de *chauve – souris*(*i*) selon (4.12)

11: Actualiser la vitesse de *chauve – souris*(*i*) selon (4.13)

12: Actualiser la position binaire de *chauve – souris*(*i*) selon (4.14) et l'enregistrer dans *temp*(*i*)

13: $temp(i) = \text{V-SHAPED-FUNCTION}(temp(i))$

14: Faire une recherche locale :

15: **si** $rand() > r(i)$ **alors**

16: Sélectionner aléatoirement *xbest* parmi les meilleures solutions.

17: Changer certains bits du vecteur *temp*(*i*) avec ceux de *xbest*.

18: **fin si**

19: $newFitness = \text{FITNESS-EVALUATION}(temp(i))$

20: **si** ($newFitness \geq Fitness(i)$) & ($rand() < A(i)$) **alors** accepter *temp*(*i*) :

21: $chauve – souris(i) = temp(i)$

22: $fitness(i) = newFitness$

23: Augmenter $r(i)$ et réduire $A(i)$ selon (4.15) et (4.16) respectivement.

24: **fin si**

25: **fin pour**

26: Classer les chauves-souris et trouver la meilleure solution courante *best*

27: **fin pour**

Fin de l'algorithme

sa proie, l'actualisation desdits paramètres est effectuée selon les équations suivantes :

$$A(i) = \alpha \times A(i), \quad (4.15)$$

$$r(i) = r_0(i) \times (1 - e^{-\gamma \times \text{gencount}}), \quad (4.16)$$

Tel que $0 < \alpha < 1$ et $\gamma > 0$ sont des constantes, $r_0(i)$ est la valeur initiale du taux d'émission des pulsions et *gencount* est le numéro de la génération actuelle en cours de traitement.

Une fois que les positions de toutes les chauves-souris sont actualisées, la meilleure d'entre elles est mise à jour et l'algorithme procède au traitement de la génération suivante.

4.6 Simulation, résultats et discussions

Dans cette section nous présentons les résultats obtenus suite aux simulations effectuées afin de valider les performances des algorithmes proposés, et de montrer leur supériorité par rapport aux approches les plus utilisées pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive à savoir les AGs et PSO.

Avant de procéder à la réalisation des différents tests, nous présentons tout d'abord les différentes hypothèses relatives à l'environnement RF, ainsi que le vecteur des poids et les métriques de comparaison.

4.6.1 Environnement radio fréquence

Dans nos simulations, nous assumons que :

- Les utilisateurs primaires et secondaires coexistent selon le modèle illustré dans la figure 3.4 ;
- La largeur de bande de l'utilisateur primaire est de 5Mhz avec une fréquence intermédiaire de 650Mhz ;
- L'utilisateur secondaire dispose d'une largeur de bande de 5Mhz répartie sur 16 sous-porteuses avec 8 sous-porteuses de chaque côté de la bande passante de l'utilisateur primaire ;
- Un canal à évanouissement Rayleigh avec une moyenne de gain égale à 1, autrement dit on considère que tous les chemins sont indépendants et d'atténuations comparables ;
- Un bruit additif blanc gaussien (AWGN) avec une densité spectrale d'une puissance de 10^{-8} W/Hz ;
- La durée d'un symbole pour l'OFDM est de $T_s = 100\mu s$;
- Le schéma de modulation est choisi à partir d'un ensemble contenant les valeurs suivantes : BPSK, QPSK, 8QAM, 16QAM, 32QAM, 64QAM et 128QAM ;

- La puissance de transmission maximale de l'utilisateur secondaire est de 5W ;
- L'interférence maximale tolérée par l'utilisateur primaire est de 0.01W ;

4.6.2 Mode de transmission

Les simulations ont été effectuées pour les trois modes de transmission discutés dans le chapitre 3, section 3.4.4. Le tableau 4.1 présente les poids associés aux différents sous-objectifs et ceci pour chaque mode de transmission.

TABLE 4.1 – Modes de transmission.

Mode de transmission	Vecteur des poids $[w_1, w_2, w_3]$
Mode d'urgence	[0.80, 0.05, 0.15]
Mode multimédia	[0.05, 0.15, 0.80]
Mode batterie faible	[0.15, 0.80, 0.05]

Ainsi, la fonction objectif à optimiser pour chaque mode de transmission sera comme suit :

- **Mode d'urgence :**

$$f = 0.05 \times f_{\min-BER} + 0.80 \times f_{\min-power} + 0.15 \times f_{\max-throughput}, \quad (4.17)$$

- **Mode multimédia :**

$$f = 0.15 \times f_{\min-BER} + 0.05 \times f_{\min-power} + 0.80 \times f_{\max-throughput}, \quad (4.18)$$

- **Mode batterie faible :**

$$f = 0.80 \times f_{\min-BER} + 0.15 \times f_{\min-power} + 0.05 \times f_{\max-throughput}, \quad (4.19)$$

4.6.3 Environnement de simulations

Les algorithmes d'optimisation proposés ont été développés avec l'environnement MATLAB et exécutés sur une machine disposant d'un microprocesseur Intel (R) Core (TM) - 2 Duo CPU T6400 @ 2.00 GHz, ayant une mémoire vive de 3Go et un système d'exploitation Windows 7-64 bits.

4.6.4 Paramétrage des algorithmes

Il est à noter que le bon fonctionnement de l'ensemble des algorithmes testés dans nos simulations dépend fortement d'un bon paramétrage. En effet, il n'existe pas de valeur standard pour les différents paramètres relatifs à chaque algorithme qui garantissent un fonctionnement optimal. Aussi, il est à noter que le paramétrage est en

relation étroite avec le problème traité, effectivement les paramètres changent de valeur d'un problème à un autre. Ainsi, pour optimiser les performances des algorithmes que nous avons proposés ainsi que pour les algorithmes utilisés en tant que repère de comparaison à savoir les AGs et le PSO, nous avons déterminé le paramétrage adéquat d'une manière empirique. Le tableau 4.2 contient, pour chaque algorithme, les valeurs des différents paramètres qui ont donné les meilleurs résultats.

Tant dis que pour les paramètres communs à savoir la taille de la population ainsi que le nombre de générations, et afin de garantir une base de comparaison équitable, nous les avons fixés respectivement à 30 et 1000 et ceci pour tous les algorithmes.

D'un autre côté, les algorithmes proposés appartiennent à la catégorie des approches dites stochastiques ou non déterministes due aux paramètres aléatoires. Ceci pose un problème lors de la mesure des résultats car on ne peut pas se baser sur une seule mesure pour établir une conclusion. Il est donc indispensable d'effectuer plusieurs mesures pour confirmer un résultat. Ainsi, pour chaque test 10 simulations ont été effectuées et c'est la moyenne de ces dernières qui sera présentée au niveau des sections suivantes dans les tableaux et figures comparatifs.

TABLE 4.2 – Paramétrage des algorithmes.

GA		PSO		FA		CS		BA	
Par	Val	Par	Val	Par	Val	Par	Val	Par	Val
Taux de Croisement	0.6	c_1	2	β_0	0.5	P_a	0.25	$A(i)_{initial}$	$rand \in [1, 2]$
Taux de mutation	0.001	c_2	2	γ	0.4	α	0.1	$r_0(i)$	$rand \in [0, 1]$
		w	0.4	α	0.2			f_{min}	0
								f_{max}	0.2
								α	0.9
								γ	0.9

4.6.5 Critères d'évaluation

Afin de procéder à l'évaluation et la comparaison des algorithmes, nous avons utilisé trois métriques, à savoir :

- La meilleure valeur de la fonction objectif calculée selon l'équation 4.1 ;
- Le nombre de générations nécessaire pour atteindre la meilleure valeur de la fonction objectif ;
- Le temps de calcul nécessaire à l'obtention de la meilleure valeur de la fonction objectif.

Notons que la première métrique représente la qualité de service offerte à l'utilisateur secondaire tandis que les deux dernières métriques illustrent la rapidité avec laquelle une bonne solution peut être trouvée. L'aspect de rapidité mesuré par ces deux dernières métriques est très important pour l'utilisateur secondaire dont l'environnement est dynamique et sa transmission est conditionnée par la disponibilité de

la bande passante. Ainsi, l'utilisateur secondaire doit trouver rapidement les meilleurs paramètres pour transmettre, communiquer et quitter le canal vacant avant le retour de l'utilisateur primaire, dans le cas contraire il souffrirait d'une grave détérioration de la qualité de service.

Dans cette optique, les résultats obtenus sont présentés comme suit :

- Les figures 4.3, 4.4 et 4.5 illustrent la convergence de la fonction objectif pour les cinq algorithmes et cela pour les trois modes de transmission (urgence, multimédia et batterie faible) ;
- Les tableaux 4.3, 4.5 et 4.7 présentent pour chaque mode de transmission la meilleure valeur de la fonction objectif obtenue, le nombre de générations et le temps de calcul nécessaires à l'obtention de cette dernière, ainsi que la satisfaction des trois sous-objectifs relatifs auxdits modes ;
- Les tableaux 4.4, 4.6 et 4.8 mettent la lumière sur le gain en performance réalisé par les algorithmes proposés par rapport aux algorithmes utilisés pour la comparaison.

4.6.6 Mode batterie faible

La figure 4.3 illustre le fait que l'ensemble des cinq algorithmes testés conduisent à une optimisation de la fonction objectif. De plus, le tableau 4.3 montre que cette optimisation s'effectue selon la direction indiquée par les poids affectés initialement aux sous-objectifs. En effet, on remarque d'après les résultats présentés dans le tableau 4.3 que la plus grande satisfaction a été réalisée pour le sous-objectif de la minimisation de la consommation de puissance qui dispose d'un poids de 0.8, une moindre satisfaction pour le sous-objectif relatif à la minimisation du taux d'erreur qui dispose d'un poids de 0.15 et en dernier le sous-objectif afférent à la maximisation du débit dont le poids assigné est le plus faible à savoir 0.05.

Les résultats présentés démontrent d'une manière claire que les algorithmes proposés (B A, FA et CS) exhibent une performance nettement supérieure à celle affichée par les approches GA et PSO, qui sont les plus utilisées et proposées dans la littérature, et cela en termes de qualité de la fonction objectif, le nombre de générations et le temps d'exécution nécessaires pour trouver une solution satisfaisante.

Toutefois, on remarque que les algorithmes proposés (BA, FA et CS) ne montrent pas les mêmes performances les uns par rapport aux autres. En effet, l'algorithme CS surpasse FA qui à son tour dépasse BA. Cela est dû au fait que ces deux derniers se sont trouvés piégés au niveau de deux optimums locaux.

Aussi, en mettant l'accent sur l'aspect temps réel qui est très important car il démontre la capacité de la radio cognitive à s'adapter rapidement à un environnement totalement dynamique, on peut dire que l'algorithme CS représente une solution très intéressante, et ceci en prenant en considération que ce dernier a pu aboutir à une solution de haute qualité par rapport à tous les autres algorithmes en seulement 27 générations avec un temps d'exécution de 0.45 seconde.

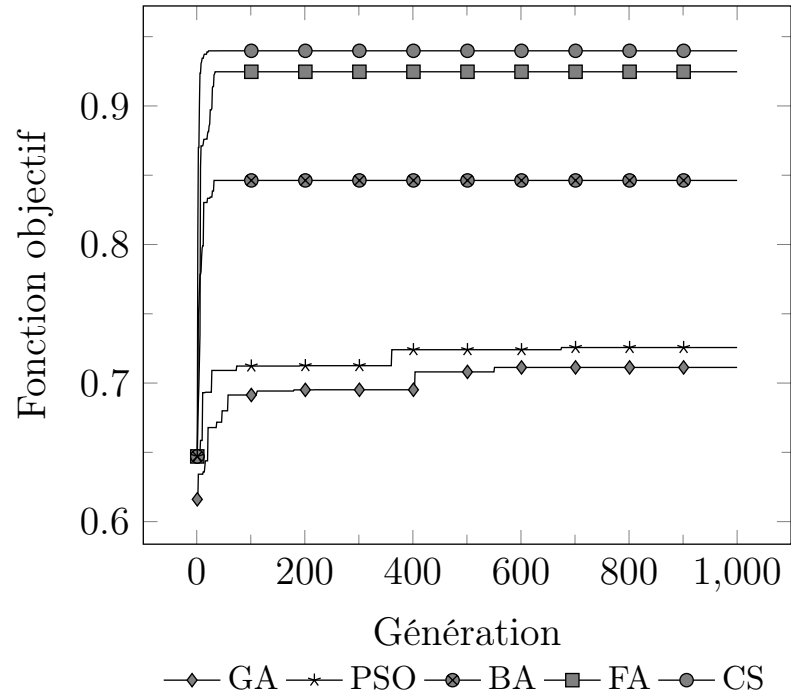


FIGURE 4.3 – Convergence de la fonction objectif pour le mode batterie faible.

TABLE 4.3 – Mode batterie faible.

	Meilleure fitness	Génération	Temps (s)	$f_{min-power}$	$f_{min-BER}$	$f_{max-throughput}$
GA	0.7646	934	16.4551	0.7984	0.7915	0.1436
PSO	0.7716	821	42.1461	0.8065	0.8005	0.1279
BA	0.8473	53	6.7482	0.9012	0.7891	0.1592
FA	0.9284	74	32.8683	0.9859	0.9304	0.0020
CS	0.9361	27	0.4527	0.9919	0.9502	0.0010

Afin de mettre en avant l'apport et la valeur ajoutée des algorithmes que nous avons proposé, nous avons calculé pour chacun d'eux le gain réalisé pour la fonction objectif, la meilleure génération et le temps d'exécution par rapport aux algorithmes GA et PSO. Le tableau 4.4 vient confirmer la supériorité de l'algorithme CS non seulement par rapport aux algorithmes GA et PSO (respectivement 97.25% et 98.93% pour le temps d'exécution) mais aussi par rapport aux algorithmes FA et BA.

TABLE 4.4 – Gains réalisés pour la mode batterie faible.

	fitness(%)		Génération(%)		Temps(%)		$f_{min-power}(\%)$	
	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO
BA	10.82	9.81	94.33	93.54	58.99	83.99	12.88	11.74
FA	21.42	20.32	92.08	90.99	-99.75	22.01	23.48	22.24
CS	22.43	21.32	97.11	96.71	97.25	98.93	24.24	22.99

4.6.7 Mode d'urgence

Similairement au mode batterie faible, les algorithmes que nous avons proposés exhibent le même comportement et les mêmes performances pour le mode d'urgence qui tend à minimiser le taux d'erreur. La figure 4.4 illustre le fait que tous les algorithmes testés aboutissent à une optimisation de la fonction objectif relative à la problématique traitée.

On remarque d'après le tableau 4.5 que l'optimisation est effectuée selon les poids affectés à chaque sous-objectif en accordant la priorité à la minimisation du taux d'erreur et cela pour tous algorithmes testés. Aussi, on constate également pour ce mode que les algorithmes proposés sont plus performants que les algorithmes GA et PSO.

En ce qui concerne l'aspect temps réel, on remarque également pour ce mode de fonctionnement que l'algorithme CS dépasse tous les autres algorithmes et ceci en atteignant une valeur de 0.935 pour la fonction objectif en seulement 0.6 seconde.

TABLE 4.5 – Mode d'urgence.

	Meilleure fitness	Génération	Temps (s)	$f_{min-power}$	$f_{min-BER}$	$f_{max-throughput}$
GA	0.8277	934	16.6792	0.5444	0.9275	0.0801
PSO	0.8365	985	22.4813	0.5	0.9491	0.0439
BA	0.8801	38	2.0810	0.7056	0.9671	0.0107
FA	0.9332	62	13.0670	0.9516	0.9881	0.001
CS	0.9351	53	0.6018	0.9516	0.9904	0.001

En termes de gain des performances réalisés par rapport aux algorithmes GA et PSO on voit, d'après le tableau 4.6, que les gains réalisés atteignent jusqu'à 94.62%

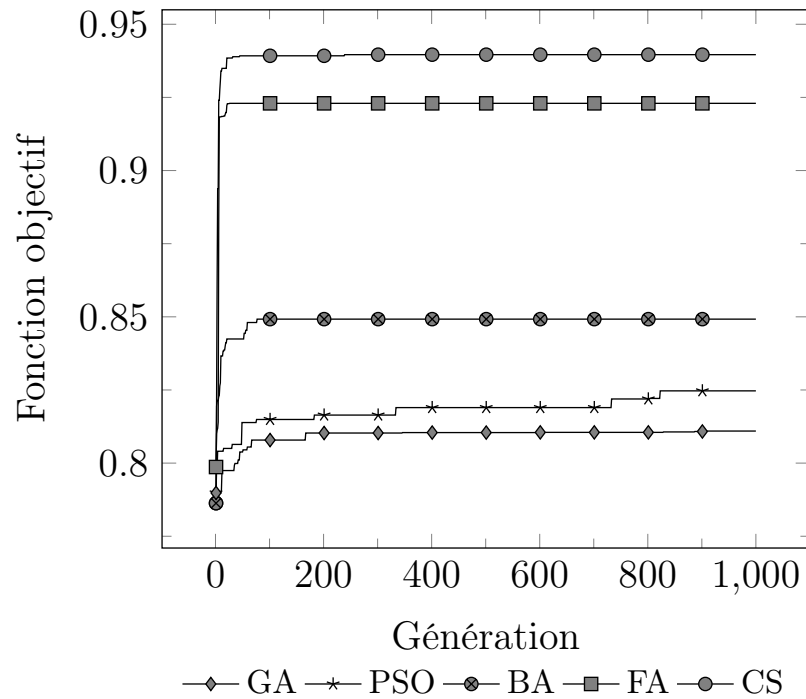


FIGURE 4.4 – Convergence de la fonction objectif pour le mode d'urgence.

pour la meilleure génération et 97.32% pour le temps d'exécution.

TABLE 4.6 – Gains réalisés pour le mode d'urgence.

	fitness(%)		Génération(%)		Temps(%)		$f_{min-BER}(\%)$	
	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO
BA	6.33	5.21	95.93	96.14	87.52	90.74	4.27	1.9
FA	12.75	11.56	93.36	93.71	21.66	41.88	6.53	4.11
CS	12.98	11.79	94.33	94.62	96.39	97.32	6.78	4.35

4.6.8 Mode multimédia

À l'instar des deux premiers modes, on remarque aussi que les résultats obtenus pour le mode multimédia confirment la supériorité des algorithmes proposés par rapport aux algorithmes GA et PSO. De même, la figure 4.5 démontre que tous les algorithmes testés aboutissent à une optimisation de la fonction objectif.

Le tableau 4.7 illustre d'une part que l'optimisation suit la direction imposée par les valeurs assignées aux poids en optimisant la maximisation du débit et d'autre part que les performances réalisées par tous les algorithmes testés indiquent une nette amélioration apportée par nos algorithmes.

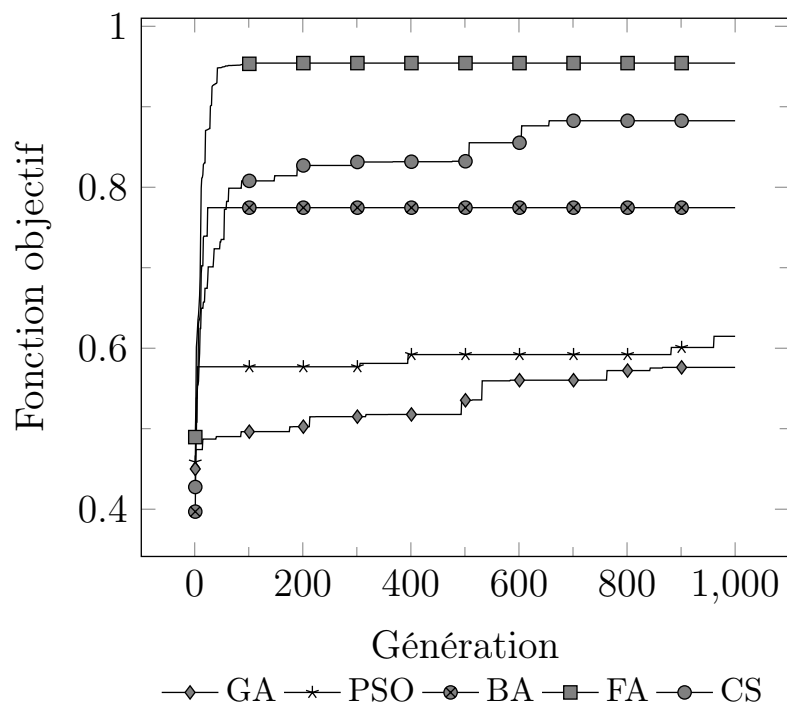


FIGURE 4.5 – Convergence de la fonction objectif pour le mode multimédia.

TABLE 4.7 – Mode multimédia.

	Meilleure fitness	Génération	Temps (s)	$f_{min-power}$	$f_{min-BER}$	$f_{max-throughput}$
GA	0.6487	934	10.0020	0.5726	0.8211	0.6211
PSO	0.6904	363	8.4530	0.4395	0.8206	0.6816
BA	0.9195	36	2.0864	0.4879	0.801	0.9688
FA	0.9510	146	35.5933	0.6956	0.7745	1
CS	0.9479	884	15.9228	0.619	0.7879	1

Aussi en se référant au tableau 4.8, on voit clairement les gains réalisés par les trois algorithmes proposés par rapport aux algorithmes GA et PSO qui se sont trouvés dès le début piégés au niveau d'optimums locaux. Ceci explique le fait de la présence de valeurs négatives pour les algorithmes FA et CS qui ont besoin de plus de temps et de générations pour atteindre de meilleurs résultats pour la fonction objectif avec un gain de plus de 46%.

4.6.9 Impact du nombre de sous-porteuses sur les performances

Afin d'étudier l'effet du nombre des sous-porteuses sur les performances des algorithmes testés, nous l'avons augmenté de 32 à 1024 par puissance de deux. Les résultats

TABLE 4.8 – Gains réalisés pour la mode multimédia.

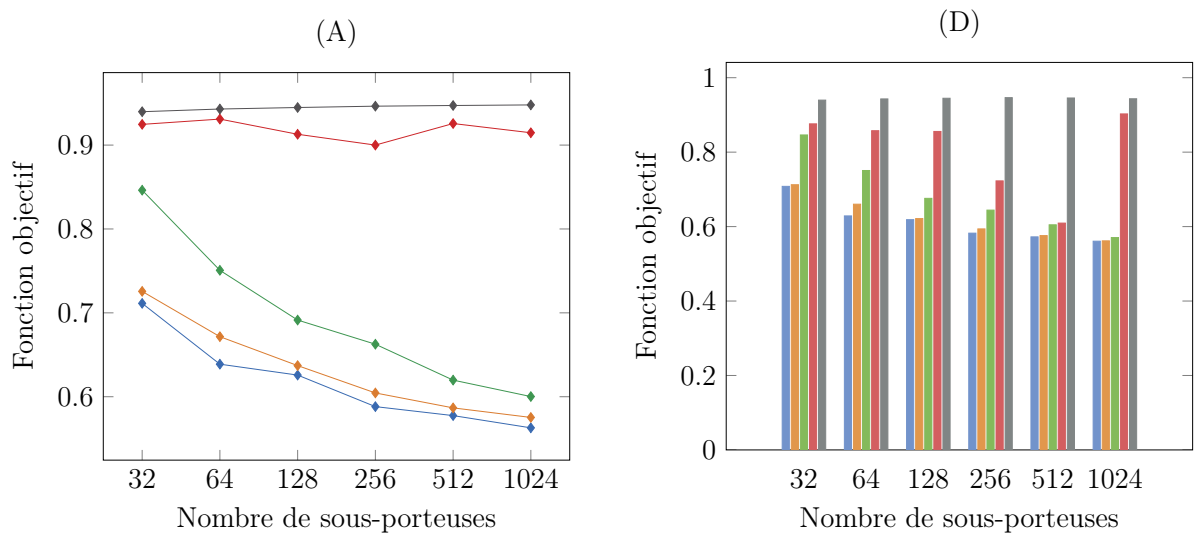
	fitness(%)		Génération(%)		Temps(%)		$f_{max-throughput}(\%)$	
	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO	GA	PSO
BA	41.75	33.18	100	90.08	79.14	75.32	55.98	42.14
FA	46.6	37.75	100	59.78	-255.86	-321.07	61	46.71
CS	46.12	37.3	100	-143.53	-59.2	-88.37	61	46.71

obtenus pour les trois modes de fonctionnement sont illustrés par la figure 4.6 qui présente pour chaque algorithme la valeur de la fonction objectif et ceci pour tous les nombre de sous-porteuses étudiés (32, 64, 128, 256, 512 et 1024).

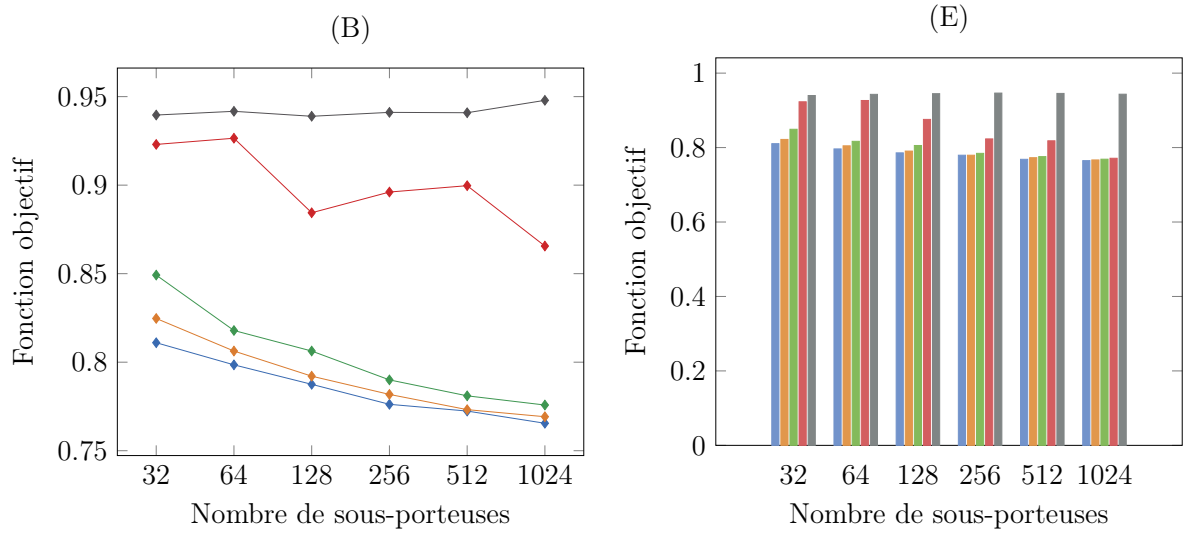
On remarque que les algorithmes testés exhibent les mêmes performances que celles affichées pour le cas des 16 sous-porteuses étudiées précédemment pour le test des différents modes de fonctionnement. En effet, les algorithmes que nous avons proposés demeurent plus performants que les algorithmes GA et PSO à des degrés différents. Effectivement, d'après les résultats des tests effectués, on remarque que l'algorithme CS dépasse tous les autres algorithmes pour les modes batterie faible et urgence, tandis que pour le mode multimédia, l'algorithme le plus performant est FA.

Pour la réalisation de ces tests (figures A, B et C) aucune condition d'arrêt n'a été imposée sur le temps d'exécution mais plutôt sur le nombre maximal de générations *maxgen* ce qui signifie que les algorithmes disposent de tout le temps nécessaire requis pour chercher et trouver la meilleure solution. Ceci est similaire au cas où l'algorithme d'optimisation doit s'exécuter en mode offline ou bien lorsqu'une radio cognitive transmet sur des canaux de télévision libres appelés « TV White space ».

Cependant, l'aspect temps d'exécution reste primordial car dans la plupart des cas réels, la radio cognitive doit agir dans un intervalle de temps assez réduit où les canaux sont libres pour une courte durée tel que le cas pour les bandes de fréquences dédiées aux opérateurs de téléphonie mobile. Dans ce contexte, nous avons fixé le temps d'exécution à 10 secondes et les résultats obtenus sont présentés au niveau des figures D, E et F. Nous constatons clairement que la durée fixée est plus que suffisante aux algorithmes CS et FA afin de réaliser les meilleures performances respectivement pour les modes batterie faible, urgence et multimédia.



Mode d'urgence



Mode multimédia

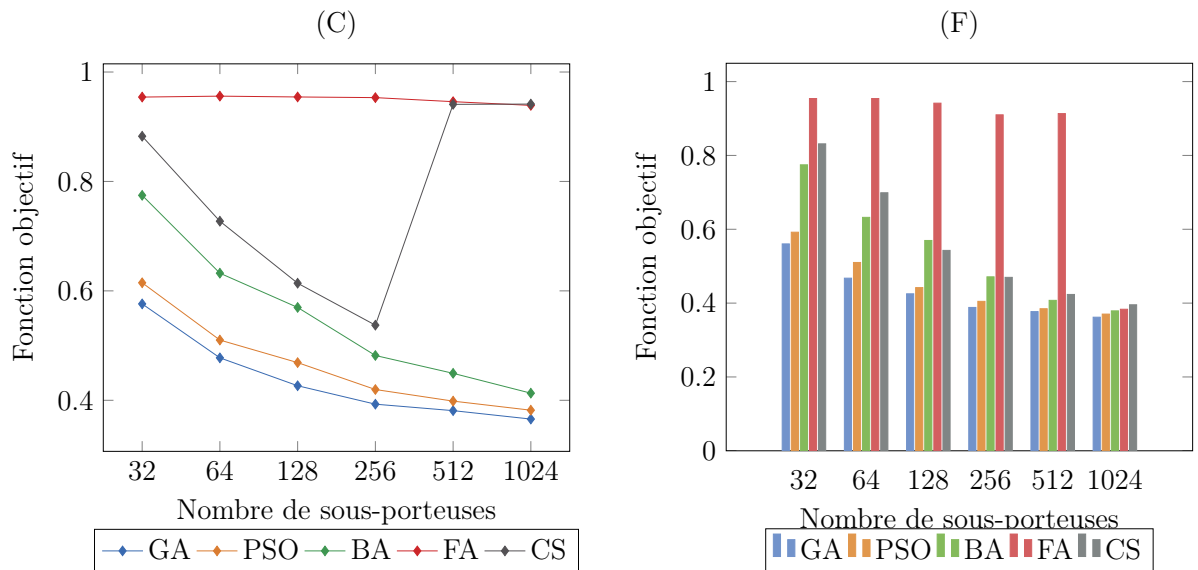


FIGURE 4.6 – Caractéristiques de la convergence de la fonction objectif en fonction du nombre de sous-porteuses et du temps.

4.7 Conclusion

Ce dernier chapitre a été dédié à la présentation de la contribution de notre travail consistant à proposer de nouveaux algorithmes pour l'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive en vue d'optimiser la qualité de service de l'utilisateur secondaire tout en respectant la présence de l'utilisateur primaire. Pour ce faire, nous avons présenté en premier lieu les trois algorithmes d'optimisation proposés qui sont basés sur les approches CS, FA et BA et leur adaptation pour la résolution de la problématique traitée.

Par la suite, nous avons procédé à une série de tests afin d'évaluer les performances des algorithmes proposés en comparaison avec les deux approches les plus utilisées dans la littérature pour notre problématique, à savoir l'algorithme génétique et l'optimisation par essaim de particules. Dans un premier temps, nous avons testé les cinq algorithmes pour les trois modes de fonctionnement (batterie faible, urgence et multimédia) avec 16 sous-porteuses. La comparaison entre les différents algorithmes testés a été basée sur trois critères : temps d'exécution, qualité de la fonction objectif et nombre de génération pour obtenir la solution finale. Pour cette première phase de test, nous avons constaté clairement que les algorithmes que nous avons proposés sont plus performants en comparaison avec les algorithmes GA et PSO. Durant la deuxième phase, on a procédé à d'autres tests pour mettre en évidence la relation entre les performances et le nombre de sous-porteuses ainsi que l'aspect rapidité qui est primordial pour la résolution en temps réel. Les résultats obtenus pour cette deuxième phase ont démontré aussi une nette amélioration apportée par nos algorithmes.

Conclusion générale et perspectives

Le développement rapide des réseaux de télécommunications sans-fil depuis la Génération 0 jusqu'à aujourd'hui a permis le développement d'une pléthore de technologies, d'applications et de services qui a conduit inéluctablement à une rareté du spectre électromagnétique. Les études ont montré que cette rareté est due à une sous-exploitation du spectre causée par l'utilisation de politique traditionnelle de gestion à caractère statique. Ce problème a donné naissance à un nouveau concept qui prend en considération les aspects temporel et géographique négligés par le modèle traditionnel, il s'agit de l'accès dynamique au spectre. Ce concept permet à des utilisateurs secondaires ne possédant pas de licence, à accéder de façon opportuniste à une bande de fréquence donnée lorsque cette dernière est libre ou bien n'est pas utilisée par l'utilisateur primaire. L'utilisateur secondaire doit veiller à ne pas interférer dans les communications de l'utilisateur primaire et à respecter les contraintes imposées par le cadre de régulation en vigueur. La première technologie intégrant le concept d'accès dynamique au spectre est la Radio Logicielle qui a évolué par la suite vers le concept de Radio Cognitive. Cette dernière peut s'adapter d'une manière autonome à son environnement tout en assurant une bonne qualité de service à l'utilisateur secondaire. La prise de décision assurant l'autonomie d'une radio cognitive est assimilée dans la littérature à un problème d'optimisation permettant à cette dernière de s'adapter à son environnement en déterminant les paramètres adéquats par rapport à une situation donnée.

Dans ce contexte et afin de mieux cerner notre problématique, nous nous sommes focalisés dans le deuxième chapitre sur les différents aspects liés à l'optimisation ainsi qu'aux différentes approches de résolution existantes dans la littérature. La résolution d'un problème d'optimisation consiste à explorer un espace de recherche afin de maximiser ou minimiser une fonction objectif. Nous avons vu que le choix d'une approche de résolution dépend fortement de la complexité du problème traité et de sa taille. Aussi, nous avons présenté les approches dites heuristiques et méta-heuristiques et les différentes catégories et classes y afférentes et plus particulièrement les méta-heuristiques à base de population.

Dans le troisième chapitre, nous nous sommes focalisé sur la problématique traitée dans le cadre des travaux effectués dans cette thèse, qui concerne l'adaptation des

paramètres de transmission de la radio cognitive. Cette dernière procède à la prise de décision quant à la détermination des paramètres adéquats à travers le moteur cognitif dont la mise en œuvre se base sur des approches prédictives, d'apprentissage ou bien exploratoires. Notre choix s'est porté sur les approches exploratoires qui sont mieux adaptées aux exigences liées à l'aspect temps réel et au dynamisme de l'environnement radio. Suite à cela, nous avons formulé le problème, dont la complexité est NP-Difficile, sous forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs avec une fonction objectif définissant trois modes de fonctionnement, à savoir : urgence, multimédia et batterie faible. Aussi, nous avons défini les contraintes à respecter afin prendre en considération l'existence de l'utilisateur primaire. Afin de nous positionner par rapport aux travaux réalisés dans le domaine d'adaptation des paramètres de transmission de la radio cognitive, nous avons passé en revue la littérature y afférente, ce qui nous a permis de constater que la plupart des solutions proposées se basent sur les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaim de particule. Conscient du fait que ces derniers souffrent d'une convergence lente prématurée, notre idée consistait à tirer profit de la nouvelle génération des méta-heuristiques bio-inspirées qui ont été développées au cours de cette dernière décennie, il s'agit de : l'algorithme des lucioles (Firefly algorithm), la recherche Coucou (Cuckoo search) et l'algorithme de la chauve-souris (Bat algorithm).

La contribution de notre travail été mise en avant et présentée dans le quatrième chapitre où nous avons exposé en détail les algorithmes que nous avons proposés et de quelle manière ces derniers ont été adaptés selon la formulation du problème que nous avons adopté. Afin de montrer l'apport de notre contribution, nous avons procédé à une série de tests et de simulations afin d'évaluer la performance des algorithmes proposés tout en les comparant avec les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaim de particules. D'une part, la comparaison a été basée sur trois critères : le temps d'exécution, la qualité de la fonction objectif et le nombre de générations nécessaire pour obtenir la solution finale, et ceci pour les trois modes de fonctionnement cités précédemment. D'autre part, les performances des algorithmes ont été aussi testées en augmentant la complexité du système et ceci en considérant un nombre plus élevé de sous-porteuses allant jusqu'à 1024. En fin, et dans le but de tester la rapidité de nos algorithmes, assurant ainsi une adaptation en temps réel de la radio cognitive à son environnement, le temps d'exécution des différents algorithmes a été fixé à 10 secondes. Pour l'ensemble des tests effectués, nos algorithmes et plus particulièrement celui basé sur la recherche coucou ont montré une nette supériorité par rapport aux algorithmes pris comme repère de comparaison.

En perspective, nous proposons la continuité sur cet axe de recherche, en s'étalant sur les points suivants :

- Pour l'évaluation des performances des différents algorithmes proposés dans le cadre de nos travaux nous nous sommes basés sur des simulations. Dans nos travaux futurs, nous visons à implémenter les solutions proposées et de tester leurs performances en utilisant des plateformes réelles dédiées. Nous citons à

titre d'exemple la plateforme WARP (Wireless open-Access research Plateform).

- Etudier l'application des algorithmes développés dans des réseaux particuliers avec des besoins spécifiques comme les réseaux de capteurs et les réseaux sans fil maillés.
- Étendre le problème d'optimisation afin d'inclure d'autres sous-objectifs/contraintes comme la minimisation du temps du hand-off.

Bibliographie

- [1] Sam LUCERO. *IHS TECHNOLOGY IoT platforms : enabling the Internet of Things*. Rapp. tech. Hämtad 2017-03-19 från : <https://cdn.ihs.com/www/pdf/enabling-IOT.pdf>, 2016 (cf. p. 1).
 - [2] Dave EVANS. “The internet of things : How the next evolution of the internet is changing everything”. In : *CISCO white paper 1.2011* (2011), p. 1-11 (cf. p. 1).
 - [3] US Federal Communications COMMISSION. *Spectrum policy task force report*. Rapp. tech. 02-135. 2002 (cf. p. 1, 14, 18).
 - [4] US Federal Communications COMMISSION. *Notice of inquiry and notice of proposed Rulemaking*. Rapp. tech. 03-237. 2003, p. 4 (cf. p. 2, 15).
 - [5] TG Thomas S Chandra SEKHAR. *Communication theory*. Tata McGraw-Hill Education, 2005. ISBN : 9780071278782 (cf. p. 7).
 - [6] Joseph HOY. *Forensic radio survey techniques for cell site analysis*. John Wiley & Sons, 2014. ISBN : 978-1-118-92573-7 (cf. p. 8-11).
 - [7] DH RING. “Mobile telephony-wide area coverage”. In : *Bell Telephone Laboratories, Tech. Rep 20564* (1947) (cf. p. 8).
 - [8] Robin ROY. *Consumer Product Innovation and Sustainable Design : the evolution and impacts of successful products*. Routledge, 2015. ISBN : 978-0415869973 (cf. p. 8).
 - [9] Friedhelm HILLEBRAND. *GSM and UMTS : the creation of global mobile communication*. John Wiley & Sons, Inc., 2002. ISBN : 978-0-470-84322-2 (cf. p. 8, 10).
 - [10] *Introduction to 4G Mobile Communications*. Norwood, MA, USA : Artech House, Inc., 2014. ISBN : 1608076997, 9781608076994 (cf. p. 8).
 - [11] Subharthi PAUL. *Long term evolution (lte) & ultra-mobile broadband (UMB) technologies for broadband wireless access*. 2008. URL : <http://www.usenix.org/events/osdi04/tech/dean.html> (cf. p. 10).
-

-
- [12] Feng HU, Bing CHEN et Kun ZHU. "Full Spectrum Sharing in Cognitive Radio Networks Toward 5G : A Survey". In : *IEEE Access* 6 (2018), p. 15754-15776. DOI : [10.1109/ACCESS.2018.2802450](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2802450) (cf. p. 11).
- [13] Arun KUMAR et Manisha GUPTA. "A review on activities of fifth generation mobile communication system". In : *Alexandria Engineering Journal* (2017). DOI : [10.1016/j.aej.2017.01.043](https://doi.org/10.1016/j.aej.2017.01.043) (cf. p. 11).
- [14] Parnika DE et Shailendra SINGH. "Journey of Mobile Generation and Cognitive Radio Technology in 5G". In : *International Journal of Mobile Network Communications & Telemetric(IJMNCT)* 6.4 (2016), p. 5 (cf. p. 12).
- [15] Pekka PIRINEN. "A brief overview of 5G research activities". In : *5G for Ubiquitous Connectivity (5GU), 2014 1st International Conference on.* IEEE. 2014, p. 17-22. DOI : [10.4108/icst.5gu.2014.258061](https://doi.org/10.4108/icst.5gu.2014.258061) (cf. p. 12).
- [16] Ekram HOSSAIN, Dusit NIYATO et Zhu HAN. *Dynamic spectrum access and management in cognitive radio networks*. Cambridge university press, 2009. ISBN : 978-0521898478 (cf. p. 13).
- [17] J. YANG. *Spatial Channel Characterization for Cognitive Radios*. Rapp. tech. UCB/ERL M05/8. EECS Department, University of California, Berkeley, jan. 2005. URL : <http://www2.eecs.berkeley.edu/Pubs/TechRpts/2005/4293.html> (cf. p. 14).
- [18] Simon HAYKIN et al. "Cognitive radio : brain-empowered wireless communications". In : *IEEE journal on selected areas in communications* 23.2 (2005), p. 201-220. DOI : [10.1109/JSAC.2004.839380](https://doi.org/10.1109/JSAC.2004.839380) (cf. p. 15, 18).
- [19] L. GOELLER et D. TATE. "A Technical Review of Software Defined Radios : Vision, Reality, and Current Status". In : *2014 IEEE Military Communications Conference*. Oct. 2014, p. 1466-1470. DOI : [10.1109/MILCOM.2014.242](https://doi.org/10.1109/MILCOM.2014.242) (cf. p. 17).
- [20] J. MITOLA. "Software radios : Survey, critical evaluation and future directions". In : *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine* 8.4 (avr. 1993), p. 25-36. ISSN : 0885-8985. DOI : [10.1109/62.210638](https://doi.org/10.1109/62.210638) (cf. p. 17).
- [21] Jason Michael PRATT. "A software defined radio for research into cognitive radio". Mém. de mast. UNIVERSITY OF MISSOURI-ROLLA, 2007 (cf. p. 17).
- [22] Joseph MITOLA. "Cognitive Radio-An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio". Thèse de doct. Royal Institute of Technology, 2000 (cf. p. 18, 53).
- [23] Joseph MITOLA et Gerald Q MAGUIRE. "Cognitive radio : making software radios more personal". In : *IEEE personal communications* 6.4 (1999), p. 13-18. DOI : [10.1109/98.788210](https://doi.org/10.1109/98.788210) (cf. p. 18).
-

-
- [24] Rajib BISWAS. "Spectrum Sensing Techniques : An Overview". In : *Sensing Techniques for Next Generation Cognitive Radio Networks*. IGI Global, 2019, p. 125-132. DOI : [10.4018/978-1-5225-5354-0](https://doi.org/10.4018/978-1-5225-5354-0) (cf. p. 20).
- [25] John PROAKIS. *Digital Communications*. 5^e éd. McGraw-Hill Higher Education, nov. 2007. ISBN : 9780072957167 (cf. p. 20, 60).
- [26] A. ALI et W. HAMOUDA. "Advances on Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks : Theory and Applications". In : *IEEE Communications Surveys Tutorials* 19.2 (Secondquarter 2017), p. 1277-1304. ISSN : 1553-877X. DOI : [10.1109/COMST.2016.2631080](https://doi.org/10.1109/COMST.2016.2631080) (cf. p. 21).
- [27] Prince Semba YAWADA, Mesmin J Mbyamm KIKI et Mai Trung DONG. "Spectrum Trading Analyze in the Spectrum Sharing Framework in Cognitive Radio Networks". In : *International Journal of Technology Diffusion (IJTD)* 10.1 (2019), p. 1-18. DOI : [10.4018/IJTD.2019010101](https://doi.org/10.4018/IJTD.2019010101) (cf. p. 21).
- [28] Hai Jiang (auth.) SAMAN ATAPATTU Chintha Tellambura. *Energy Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio*. 1^{re} éd. SpringerBriefs in Computer Science. Springer-Verlag New York, 2014. ISBN : 978-1-4939-0493-8, 978-1-4939-0494-5 (cf. p. 21).
- [29] Ian F. AKYILDIZ et al. "NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks : A survey". In : *Computer Networks* 50.13 (2006), p. 2127-2159. ISSN : 1389-1286. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2006.05.001> (cf. p. 21).
- [30] Peyman HAYKIN Simon S.; Setoodeh. *Fundamentals of cognitive radio*. Wiley series on adaptive and cognitive dynamic systems. Wiley, 2017. ISBN : 9781119405818, 1119405815, 9781119405832, 1119405831, 9781119405849, 111940584X (cf. p. 22).
- [31] A. GHASEMI et E. S. SOUSA. "Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments". In : *First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005*. Nov. 2005, p. 131-136. DOI : [10.1109/DYSPAN.2005.1542627](https://doi.org/10.1109/DYSPAN.2005.1542627) (cf. p. 22).
- [32] C. SUN, W. ZHANG et K. Ben LETAIEF. "Cooperative Spectrum Sensing for Cognitive Radios under Bandwidth Constraints". In : *2007 IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. Mar. 2007, p. 1-5. DOI : [10.1109/WCNC.2007.6](https://doi.org/10.1109/WCNC.2007.6) (cf. p. 22).
- [33] W. XIA et al. "Optimization of Cooperative Spectrum Sensing in Ad-Hoc Cognitive Radio Networks". In : *2010 IEEE Global Telecommunications Conference GLOBECOM 2010*. Déc. 2010, p. 1-5. DOI : [10.1109/GLOCOM.2010.5683600](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2010.5683600) (cf. p. 23).
-

-
- [34] A. MESODIAKAKI et al. "Energy efficiency analysis of secondary networks in cognitive radio systems". In : *2013 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Juin 2013, p. 4115-4119. DOI : [10.1109/ICC.2013.6655206](https://doi.org/10.1109/ICC.2013.6655206) (cf. p. 23).
- [35] W. XIA et al. "Cluster-Based Energy Efficient Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radios". In : *2009 5th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*. Sept. 2009, p. 1-4. DOI : [10.1109/WICOM.2009.5301709](https://doi.org/10.1109/WICOM.2009.5301709) (cf. p. 23).
- [36] US Federal Communications COMMISSION. *Second Report and Order and Memorandum Opinion and Order*. Rapp. tech. 08-260. 2008 (cf. p. 23).
- [37] M. T. MASONTA, M. MZYECE et N. NTLATLAPA. "Spectrum Decision in Cognitive Radio Networks : A Survey". In : *IEEE Communications Surveys Tutorials* 15.3 (Third 2013), p. 1088-1107. ISSN : 1553-877X. DOI : [10.1109/SURV.2012.111412.00160](https://doi.org/10.1109/SURV.2012.111412.00160) (cf. p. 24).
- [38] A. AHMAD et al. "A Survey on Radio Resource Allocation in Cognitive Radio Sensor Networks". In : *IEEE Communications Surveys Tutorials* 17.2 (Second-quarter 2015), p. 888-917. ISSN : 1553-877X. DOI : [10.1109/COMST.2015.2401597](https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2401597) (cf. p. 25).
- [39] R. KAUR, A. S. BUTTAR et J. ANAND. "Spectrum Sharing Schemes in Cognitive Radio Network : A Survey". In : *2018 Second International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA)*. Mar. 2018, p. 1279-1284. DOI : [10.1109/ICECA.2018.8474662](https://doi.org/10.1109/ICECA.2018.8474662) (cf. p. 25).
- [40] Wael JAAFAR. "Techniques de coopération dans les réseaux à radio cognitive : conception et évaluation des performances". Thèse de doct. École Polytechnique de Montréal, 2014 (cf. p. 26).
- [41] Ala Abu ALKHEIR et Hussein T. MOUFTAH. "10 - Cognitive Radio for Public Safety Communications". In : *Wireless Public Safety Networks 2*. Sous la dir. de Daniel CÂMARA et Navid NIKAEIN. Elsevier, 2016, p. 295-316. ISBN : 978-1-78548-052-2. DOI : <https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-052-2.50010-4> (cf. p. 27).
- [42] S. GHAFOR et al. "Cognitive radio for disaster response networks : survey, potential, and challenges". In : *IEEE Wireless Communications* 21.5 (oct. 2014), p. 70-80. ISSN : 1536-1284. DOI : [10.1109/MWC.2014.6940435](https://doi.org/10.1109/MWC.2014.6940435) (cf. p. 27).
- [43] M. AMJAD, M. H. REHMANI et S. MAO. "Wireless Multimedia Cognitive Radio Networks : A Comprehensive Survey". In : *IEEE Communications Surveys Tutorials* 20.2 (Secondquarter 2018), p. 1056-1103. ISSN : 1553-877X. DOI : [10.1109/COMST.2018.2794358](https://doi.org/10.1109/COMST.2018.2794358) (cf. p. 28).
-

-
- [44] Khan MUHAMMAD, Jamil AHMAD et Sung Wook BAIK. “Early fire detection using convolutional neural networks during surveillance for effective disaster management”. In : *Neurocomputing* 288 (2018). Learning System in Real-time Machine Vision, p. 30-42. ISSN : 0925-2312. DOI : [10.1016/j.neucom.2017.04.083](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.04.083) (cf. p. 28).
- [45] Shashank GUPTA, Shikha SINGHAL et Adwitiya SINHA. “Cognitive Radio Network for E-Health Systems”. In : *Sensing Techniques for Next Generation Cognitive Radio Networks*. IGI Global, 2019, p. 281-298. DOI : [DOI:10.4018/978-1-5225-5354-0.ch015](https://doi.org/10.4018/978-1-5225-5354-0.ch015) (cf. p. 28).
- [46] T. TUUKKANEN et al. “Assessment of cognitive radio networks through military capability development viewpoint”. In : *2018 International Conference on Military Communications and Information Systems (ICMCIS)*. Mai 2018, p. 1-8. DOI : [10.1109/ICMCIS.2018.8398691](https://doi.org/10.1109/ICMCIS.2018.8398691) (cf. p. 28).
- [47] Xin-She YANG. *Engineering Optimization : An Introduction with Metaheuristic Applications*. 1^{re} éd. Wiley, 2011. ISBN : 0470582464,9780470582466 (cf. p. 34).
- [48] George Bernard DANTZIG. *Linear Programming and Extensions*. 1St Edition. Rand Corporation Research Studies. Princeton University Press, 1963. ISBN : 9780691080000,0691080003 (cf. p. 35, 40).
- [49] Jean-Francois SCHEID. *Programmation linéaire. Méthodes et applications*. T. Mathématiques pour l’ingénieur - Méthodes numériques. Techniques de l’ingénieur. Editions T.I., oct. 2015. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01238611> (cf. p. 35).
- [50] Mokhtar S BAZARAA, Hanif D SHERALI et Chitharanjan M SHETTY. *Nonlinear programming : theory and algorithms*. John Wiley & Sons, 2013. ISBN : 978-0-471-79055-6 (cf. p. 35).
- [51] Allen J WOOD, Bruce F WOLLENBERG et al. *Power generation, operation, and control*. John Wiley & Sons, 2013. ISBN : 978-0-471-79055-6 (cf. p. 35).
- [52] Christos H. PAPADIMITRIOU. *Computational Complexity*. Addison-Wesley, 1994. ISBN : 0201530821,9780201530827 (cf. p. 37).
- [53] Donald E. KNUTH. *The Art of Computer Programming, Volume 3 : (2Nd Ed.) Sorting and Searching*. Redwood City, CA, USA : Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1998. ISBN : 0-201-89685-0 (cf. p. 37).
- [54] Stephen A. COOK. “The Complexity of Theorem-proving Procedures”. In : *Proceedings of the Third Annual ACM Symposium on Theory of Computing*. STOC ’71. Shaker Heights, Ohio, USA : ACM, 1971, p. 151-158. DOI : [10.1145/800157.805047](https://doi.org/10.1145/800157.805047). URL : <http://doi.acm.org/10.1145/800157.805047> (cf. p. 38).
-

-
- [55] El-Ghazali TALBI. *Metaheuristics : from design to implementation*. Wiley, 2009, p. 566. ISBN : 978-0470278581. URL : <https://hal.inria.fr/hal-00750681> (cf. p. 39).
- [56] Eugene L LAWLER et David E WOOD. “Branch-and-bound methods : A survey”. In : *Operations research* 14.4 (1966), p. 699-719. DOI : [10.1287/opre.14.4.699](https://doi.org/10.1287/opre.14.4.699) (cf. p. 40).
- [57] Manfred PADBERG et Giovanni RINALDI. “A branch-and-cut algorithm for the resolution of large-scale symmetric traveling salesman problems”. In : *SIAM review* 33.1 (1991), p. 60-100. DOI : [10.1137/1033004](https://doi.org/10.1137/1033004) (cf. p. 40).
- [58] Cynthia BARNHART et al. “Branch-and-price : Column generation for solving huge integer programs”. In : *Operations research* 46.3 (1998), p. 316-329. DOI : [10.1287/opre.46.3.316](https://doi.org/10.1287/opre.46.3.316) (cf. p. 40).
- [59] Ricardo FUKASAWA et al. “Robust branch-and-cut-and-price for the capacitated vehicle routing problem”. In : *Mathematical programming* 106.3 (2006), p. 491-511. DOI : [10.1007/s10107-005-0644-x](https://doi.org/10.1007/s10107-005-0644-x) (cf. p. 40).
- [60] Stuart DREYFUS. “Richard Bellman on the birth of dynamic programming”. In : *Operations Research* 50.1 (2002), p. 48-51. DOI : [10.1287/opre.50.1.48.17791](https://doi.org/10.1287/opre.50.1.48.17791) (cf. p. 40).
- [61] Peter E HART, Nils J NILSSON et Bertram RAPHAEL. “A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths”. In : *IEEE transactions on Systems Science and Cybernetics* 4.2 (1968), p. 100-107. DOI : [10.1109/TSSC.1968.300136](https://doi.org/10.1109/TSSC.1968.300136) (cf. p. 40).
- [62] Solomon W GOLOMB et Leonard D BAUMERT. “Backtrack programming”. In : *Journal of the ACM (JACM)* 12.4 (1965), p. 516-524. DOI : [10.1145/321296.321300](https://doi.org/10.1145/321296.321300) (cf. p. 40).
- [63] B Jack COPELAND et al. *The Turing Guide*. Oxford University Press, 2017. ISBN : 978-0198747833 (cf. p. 41).
- [64] Fred GLOVER. “Heuristics for integer programming using surrogate constraints”. In : *Decision sciences* 8.1 (1977), p. 156-166. DOI : [10.1111/j.1540-5915.1977.tb01074.x](https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.1977.tb01074.x) (cf. p. 41).
- [65] Fred GLOVER. “Future paths for integer programming and links to artificial intelligence”. In : *Computers & operations research* 13.5 (1986), p. 533-549. DOI : [10.1016/0305-0548\(86\)90048-1](https://doi.org/10.1016/0305-0548(86)90048-1) (cf. p. 42, 43).
- [66] Emile AARTS, Emile HL AARTS et Jan Karel LENSTRA. *Local search in combinatorial optimization*. Princeton University Press, 2003. ISBN : 9780691115221 (cf. p. 42).
- [67] Scott KIRKPATRICK. “Optimization by simulated annealing : Quantitative studies”. In : *Journal of statistical physics* 34.5-6 (1984), p. 975-986. DOI : [10.1007/BF01009452](https://doi.org/10.1007/BF01009452) (cf. p. 43).
-

-
- [68] Charles DARWIN. *The Origin of Species : By Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life*. 6^e éd. Cambridge Library Collection - Life Sciences. Cambridge University Press, 2009. ISBN : 9780511694295,9781108005487 (cf. p. 44).
- [69] John Henry HOLLAND et al. *Adaptation in natural and artificial systems : an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992. ISBN : 9780262275552 (cf. p. 44).
- [70] David E. GOLDBERG. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. 1st. Boston, MA, USA : Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1989. ISBN : 0201157675 (cf. p. 44).
- [71] Gerardo BENI et Jing WANG. “Swarm intelligence in cellular robotic systems”. In : *Robots and biological systems : towards a new bionics ?* Springer, 1993, p. 703-712. DOI : [10.1007/978-3-642-58069-7_38](https://doi.org/10.1007/978-3-642-58069-7_38) (cf. p. 44).
- [72] Eric BONABEAU et al. *Swarm intelligence : from natural to artificial systems*. 1. Oxford university press, 1999. ISBN : 978-0-19-513158-1 (cf. p. 45).
- [73] Marco DORIGO. “Optimization, Learning and Natural Algorithms”. Thèse de doct. Politecnico di Milano, 1992 (cf. p. 45).
- [74] James KENNEDY et Russell EBERHART. “Particle swarm optimization”. In : *Proceedings of ICNN’95-International Conference on Neural Networks*. T. 4. IEEE. 1995, p. 1942-1948. DOI : [10.1109/ICNN.1995.488968](https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968) (cf. p. 46).
- [75] Xin-She YANG et Suash DEB. “Engineering optimisation by cuckoo search”. In : *arXiv preprint arXiv :1005.2908* (2010). DOI : [10.1504/IJMMNO.2010.03543](https://doi.org/10.1504/IJMMNO.2010.03543) (cf. p. 46).
- [76] Xin-She YANG. “Firefly algorithms for multimodal optimization”. In : *International symposium on stochastic algorithms*. Springer. 2009, p. 169-178. DOI : [10.1007/978-3-642-04944-6_14](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04944-6_14) (cf. p. 46).
- [77] Xin-She YANG. “A new metaheuristic bat-inspired algorithm”. In : *Nature inspired cooperative strategies for optimization (NICSO 2010)*. Springer, 2010, p. 65-74. ISBN : 978-3-642-12538-6 (cf. p. 46).
- [78] Jacques PALICOT. *Radio Engineering : From Software To Cognitive Radio*. Wiley-ISTE, 2011. ISBN : 9781848212961,9781118602218 (cf. p. 50, 51).
- [79] Wassim JOUINI, Christophe MOY et Jacques PALICOT. “On decision making for dynamic configuration adaptation problem in cognitive radio equipments : a multi-armed bandit based approach”. In : *6th Karlsruhe Workshop on Software Radios, WSR*. T. 10. 2010, p. 21-30 (cf. p. 52).
- [80] L. BERLEMANN, S. MANGOLD et B. H. WALKE. “Policy-based reasoning for spectrum sharing in radio networks”. In : *First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2005. DySPAN 2005*. Nov. 2005, p. 1-10. DOI : [10.1109/DYSPAN.2005.1542612](https://doi.org/10.1109/DYSPAN.2005.1542612) (cf. p. 53).
-

-
- [81] DARPA XG Working GROUP. *The XG vision. request for comments*. Rapp. tech. BBN Technologies, Cambridge MA, USA, Version 2.0, jan. 2004 (cf. p. 53).
- [82] N. BALDO et M. ZORZI. "Learning and Adaptation in Cognitive Radios Using Neural Networks". In : *2008 5th IEEE Consumer Communications and Networking Conference*. Jan. 2008, p. 998-1003. DOI : [10.1109/ccnc08.2007.229](https://doi.org/10.1109/ccnc08.2007.229) (cf. p. 54, 55).
- [83] Christian James RIESER. "Biologically inspired cognitive radio engine model utilizing distributed genetic algorithms for secure and robust wireless communications and networking". Thèse de doct. Virginia Tech, 2004 (cf. p. 55).
- [84] Thomas W RONDEAU et al. "Cognitive radio formulation and implementation". In : *2006 1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications*. IEEE. 2006, p. 1-10. DOI : [10.1109/CROWNCOM.2006.363476](https://doi.org/10.1109/CROWNCOM.2006.363476) (cf. p. 55).
- [85] Thomas Warren RONDEAU. "Application of artificial intelligence to wireless communications". Thèse de doct. Virginia Tech, 2007 (cf. p. 55).
- [86] J. CHEN et C. WEN. "A Novel Cognitive Radio Adaptation for Wireless Multi-carrier Systems". In : *IEEE Communications Letters* 14.7 (juil. 2010), p. 629-631. ISSN : 1089-7798. DOI : [10.1109/LCOMM.2010.07.100126](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2010.07.100126) (cf. p. 65).
- [87] N. M. HIDAYATI ROBBI et I. W. Mustika AND. "A Modified Genetic Algorithm for Resource Allocation in Cognitive Radio Networks". In : *2018 4th International Conference on Science and Technology (ICST)*. Août 2018, p. 1-5. DOI : [10.1109/ISITIA.2019.8937229](https://doi.org/10.1109/ISITIA.2019.8937229) (cf. p. 65).
- [88] P. V. KUMAR et S. MALARVIZHI. "Experimental study of genetic algorithm based link adaptation for MIMO cognitive radio application". In : *2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*. Fév. 2015, p. 1354-1359. DOI : [10.1109/ECS.2015.7124804](https://doi.org/10.1109/ECS.2015.7124804) (cf. p. 66).
- [89] S. SARMA, M. SINGH et R. PAMULA. "Design of cognitive engine for cognitive radio network using MOGA". In : *2018 4th International Conference on Recent Advances in Information Technology (RAIT)*. Mar. 2018, p. 1-6. DOI : [10.1109/RAIT.2018.8389072](https://doi.org/10.1109/RAIT.2018.8389072) (cf. p. 66).
- [90] Faisal RIAZ et al. "A novel white space optimization scheme using memory enabled genetic algorithm in cognitive vehicular communication". In : *Wireless Personal Communications* 93.2 (2017), p. 287-309. DOI : [10.1007/s11277-015-3117-4](https://doi.org/10.1007/s11277-015-3117-4) (cf. p. 66).
- [91] Jie JIA, Xingwei WANG et Jian CHEN. "A genetic approach on cross-layer optimization for cognitive radio wireless mesh network under SINR model". In : *Ad Hoc Networks* 27 (2015), p. 57-67. DOI : [10.1016/j.adhoc.2014.11.020](https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2014.11.020) (cf. p. 66).
-

-
- [92] Subhajit CHATTERJEE et al. "Optimization of spectrum sensing parameters in cognitive radio using adaptive genetic algorithm". In : *Journal of Telecommunications and Information Technology* (2017). ISSN : 1819-6608 (cf. p. 66).
 - [93] Y. JIAO et I. JOE. "Energy-efficient resource allocation for heterogeneous cognitive radio network based on two-tier crossover genetic algorithm". In : *Journal of Communications and Networks* 18.1 (fév. 2016), p. 112-122. ISSN : 1229-2370. DOI : [10.1109/JCN.2016.000014](https://doi.org/10.1109/JCN.2016.000014) (cf. p. 66).
 - [94] R. HAN et al. "An Effective Multi-Objective Optimization Algorithm for Spectrum Allocations in the Cognitive-Radio-Based Internet of Things". In : *IEEE Access* 6 (2018), p. 12858-12867. ISSN : 2169-3536. DOI : [10.1109/ACCESS.2017.2789198](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2789198) (cf. p. 66).
 - [95] Jamal ELHACHMI et Zouhair GUENNOUN. "Cognitive radio spectrum allocation using genetic algorithm". In : *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking* 2016.1 (2016), p. 133. DOI : [10.1186/s13638-016-0620-6](https://doi.org/10.1186/s13638-016-0620-6) (cf. p. 66).
 - [96] Sebastien HERRY et Christophe J LE MARTRET. "Parameter determination of secondary user cognitive radio network using genetic algorithm". In : *2009 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing*. IEEE. 2009, p. 395-400. DOI : [10.5281/zenodo.1076480](https://doi.org/10.5281/zenodo.1076480) (cf. p. 67).
 - [97] Maninder Jeet KAUR, Moin UDDIN et Harsh K VERMA. "Performance evaluation of qos parameters in cognitive radio using genetic algorithm". In : *World Academy of Science, Engineering and Technology* 46 (2010). DOI : [10.5281/zenodo.1076480](https://doi.org/10.5281/zenodo.1076480) (cf. p. 67).
 - [98] Deepak K TOSH, Siba K UDGATA et Samrat L SABAT. "Cognitive radio parameter adaptation using multi-objective evolutionary algorithm". In : *Proceedings of the International Conference on Soft Computing for Problem Solving (SocProS 2011) December 20-22, 2011*. Springer. 2012, p. 737-748. DOI : [10.1007/978-81-322-0487-9_70](https://doi.org/10.1007/978-81-322-0487-9_70) (cf. p. 67).
 - [99] G KALAICHELVI et al. "GA based dynamic spectrum allocation in UHF-ISM band of 902–928MHz with RADAR as primary user for cognitive radio". In : *2013 International Conference on Recent Trends in Information Technology (ICRTIT)*. IEEE. 2013, p. 182-188. DOI : [10.1109/ICRTIT.2013.6844202](https://doi.org/10.1109/ICRTIT.2013.6844202) (cf. p. 67).
 - [100] Kalyanmoy DEB et al. "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II". In : *IEEE transactions on evolutionary computation* 6.2 (2002), p. 182-197. DOI : [10.1109/4235.996017](https://doi.org/10.1109/4235.996017) (cf. p. 67).
-

-
- [101] Ismail ALQERM et Basem SHIHADA. "Adaptive multi-objective Optimization scheme for cognitive radio resource management". In : *2014 IEEE Global Communications Conference*. IEEE. 2014, p. 857-863. DOI : [10.4236/ijcns.2013.611050](#) (cf. p. 67).
- [102] Abdelfatah ELARFAOUI et Nouredine ELALAMI. "Optimization of QoS parameters in cognitive radio using combination of two crossover methods in genetic algorithm". In : *International Journal of Communications, Network and System Sciences* 6.11 (2013), p. 478. DOI : [10.4236/ijcns.2013.611050](#) (cf. p. 67).
- [103] Ashmeet KAUR, Avneet KAUR et Surbhi SHARMA. "PSO based Multiobjective Optimization for parameter adaptation in CR based IoTs." In : *2018 4th International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology (CICT)*. IEEE. 2018, p. 1-7. DOI : [10.1109/ciact.2018.8480298](#) (cf. p. 67).
- [104] Abd ElhamedM DAWOUD et al. "PSO-adaptive power allocation for multiuser GFDM-based cognitive radio networks". In : *2016 International Conference on Selected Topics in Mobile & Wireless Networking (MoWNeT)*. IEEE. 2016, p. 1-8. DOI : [10.1109/MoWNeT.2016.7496602](#) (cf. p. 67).
- [105] Hamza KHAN et Sang-Jo YOO. "Multi-Objective Optimal Resource Allocation Using Particle Swarm Optimization in Cognitive Radio". In : *2018 IEEE Seventh International Conference on Communications and Electronics (ICCE)*. IEEE. 2018, p. 44-48. DOI : [10.1109/CCE.2018.8465749](#) (cf. p. 68).
- [106] Meiqin TANG et Yalin XIN. "Energy efficient power allocation in cognitive radio network using coevolution chaotic particle swarm optimization". In : *Computer Networks* 100 (2016), p. 1-11. DOI : [10.1016/j.comnet.2016.02.010](#) (cf. p. 68).
- [107] Seshadri Binaya BEHERA et DD SETH. "Resource allocation for cognitive radio network using particle swarm optimization". In : *2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*. IEEE. 2015, p. 665-667. DOI : [10.1109/ECS.2015.7124992](#) (cf. p. 68).
- [108] Saeed MOTIHAN, Mohammad AGHABABAIE et Hamid SOLTANIAN-ZADEH. "Particle Swarm Optimization (PSO) of power allocation in cognitive radio systems with interference constraints". In : *2011 4th IEEE International Conference on Broadband Network and Multimedia Technology*. IEEE. 2011, p. 558-562. DOI : [10.1109/ICBNMT.2011.6155997](#) (cf. p. 68).
- [109] Ankur DIXIT. "PSO based Cross Layer Optimization for Primary User selection in Cognitive Radios". In : (2014). DOI : [10.14257/ijfgcn.2014.7.3.09](#) (cf. p. 68).
-

-
- [110] Ali H MAHDI, Mohamed A KALIL et Andreas MITSCHLE-THIEL. "Dynamic packet length control for cognitive radio networks". In : *2013 IEEE 78th Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*. IEEE. 2013, p. 1-5. DOI : [10.1109/VTCFall.2013.6692169](https://doi.org/10.1109/VTCFall.2013.6692169) (cf. p. 68).
- [111] Ismail ALQERM et Basem SHIHADA. "Adaptive multi-objective Optimization scheme for cognitive radio resource management". In : *2014 IEEE Global Communications Conference*. IEEE. 2014, p. 857-863. DOI : [10.1109/GLOCOM.2014.7036916](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2014.7036916) (cf. p. 68).
- [112] Padmavathi.G DEEPIKA.S. "Throughput Maximization for Full-Duplex Cognitive Radio Networks using Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Technique". In : *IJIRCCE* 5 (2017). ISSN : 2320-9801 (cf. p. 68).
- [113] Kiranjot KAUR, Munish RATTAN et Manjeet Singh PATTERN. "Biogeography-based optimisation of cognitive radio system". In : *International Journal of Electronics* 101.1 (2014), p. 24-36. DOI : [10.1080/00207217.2013.769183](https://doi.org/10.1080/00207217.2013.769183) (cf. p. 68).
- [114] Nan ZHAO, Shuying LI et Zhilu WU. "Cognitive radio engine design based on ant colony optimization". In : *Wireless Personal Communications* 65.1 (2012), p. 15-24. DOI : [10.1007/s11277-011-0225-7](https://doi.org/10.1007/s11277-011-0225-7) (cf. p. 69).
- [115] Surafel Lulseged TILAHUN et Jean Medard T NGNOTCHOUYE. "Firefly algorithm for discrete optimization problems : A survey". In : *KSCE Journal of Civil Engineering* 21.2 (2017), p. 535-545. DOI : [10.1007/s12205-017-1501-1](https://doi.org/10.1007/s12205-017-1501-1) (cf. p. 69, 73).
- [116] Xin-She YANG et Suash DEB. "Cuckoo search : state-of-the-art and opportunities". In : *2017 IEEE 4th International Conference on Soft Computing & Machine Intelligence (ISCM)*. IEEE. 2017, p. 55-59. DOI : [10.1109/ISCM.2017.8279597](https://doi.org/10.1109/ISCM.2017.8279597) (cf. p. 69, 79, 82).
- [117] T JAYABARATHI, T RAGHUNATHAN et AH GANDOMI. "The bat algorithm, variants and some practical engineering applications : a review". In : *Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization*. Springer, 2018, p. 313-330. DOI : [10.1007/978-3-319-67669-2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-67669-2) (cf. p. 69, 83).
- [118] Xin-She YANG, Su Fong CHIEN et Tiew On TING. *Bio-inspired computation in telecommunications*. Morgan Kaufmann, 2015. ISBN : 9780128017432 (cf. p. 69).
- [119] Surafel Lulseged TILAHUN et Jean Medard T NGNOTCHOUYE. "Firefly algorithm for discrete optimization problems : A survey". In : *KSCE Journal of Civil Engineering* 21.2 (2017), p. 535-545. DOI : [10.1007/s12205-017-1501-1](https://doi.org/10.1007/s12205-017-1501-1) (cf. p. 77).
- [120] Seyedali MIRJALILI, Seyed Mohammad MIRJALILI et Xin-She YANG. "Binary bat algorithm". In : *Neural Computing and Applications* 25.3-4 (2014), p. 663-681. DOI : [10.1007/s00521-013-1525-5](https://doi.org/10.1007/s00521-013-1525-5) (cf. p. 78).
-

Liste de publications

Articles de revues internationales avec comité de lecture et de sélection (2)

1. N. Ali Saoucha, B. Benmammar. "Bio-inspired Approaches for OFDM Based Cognitive Radio". International Journal of Internet Protocol Technology. Editor : Inderscience Publishers. Vol. 12, No. 2, 2019. ISSN online : 1743-8217. ISSN print : 1743-8209.
Répertoriée Scopus | Elsevier et ESCI : Emerging Sources Citation Index (Clarivate Analytics, Web of Science).
2. N. Ali Saoucha, B. Benmammar. "Adapting Radio Resources in Multicarrier Cognitive Radio Using Discrete Firefly Approach". International Journal of Wireless and Mobile Computing. Editor : Inderscience Publishers. Vol. 13, No. 1, 2017. pp. 39 - 44, October 2017. ISSN online : 1741-1092. ISSN print : 1741-1084. DOI : 10.1504/IJWMC.2017.10008219.
Répertoriée Scopus | Elsevier.

Articles d'actes de conférences internationales avec comité de lecture et de sélection (3)

1. N. Ali Saoucha, K. Ghanem and B. Benmammar. "On OFDM-based cognitive radio link adaptation using cross entropy approach". Proceedings of the 2016 International Conference on Industrial Informatics and Computer Systems (CIICS 2016), March 13-15, 2016, AUS, UAE. Pages : 1 - 4, DOI :10.1109/ICC-SII.2016.7462440.
Répertoriée IEEE Xplore Digital Library et Scopus | Elsevier.
 2. N. Ali Saoucha, K. Ghanem and B. Benmammar. "On applying Firefly Algorithm For Cognitive Radio Networks". Proceedings of the 21st IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology (IEEE SCVT 2014), November 10,
-

2014, Delft University of Technology, Delft, the Netherlands.

Répertoriée IEEE Xplore Digital Library, DBLP et Scopus | Elsevier.

3. N. Ali Saoucha, K. Ghanem and B. Benmammar. "QoS optimization for multimedia transmission over cognitive radio networks using multicarrier modulation". Proceedings of the 2014 IEEE International Symposium on Antennas and Propagation and USNC-URSI Radio Science Meeting (APS/URSI 2014), 6-11 July 2014, Memphis, TN, USA. DOI :10.1109/USNC-URSI.2014.6955584.

Répertoriée IEEE Xplore Digital Library.

Communications orales (1)

1. N. Ali Saoucha, "Présentation de la radio cognitive", 1ère journée doctorale en Informatique décisionnelle & Informatique distribuée (IDID'1), Université de Bordj Bou Arreridj, décembre 2013.

Co-encadrements (6)

République Algérienne Démocratique et Populaire
Université Abou Bekr 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 (R.S.D)

Thème

**Allocation de ressources dans un réseau de radio
cognitive en se basant sur les méta-heuristiques:
Bat Inspired Algorithm et Bee Colony Algorithm**

Réalisé par :

- AMRAOUI Ikram
- BENGHERRA Wafaa

Présenté le 21 Juin 2015 devant le jury composé de MM.

- Mr LEHSAINI Mohamed (Président)
- Mr BENMAMMAR Badr (Encadrant)
- Melle ALI SAOUCHA Naziha (cdta) (Co-encadrante)
- Mr BENZIANE Yaghmoracen (Examineur)
- Mr MANA Mohamed (Examineur)

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 (R.S.D)

Thème

**Gestion de spectre dans un réseau de radio
cognitive en utilisant l'algorithme d'optimisation
par essaim de particules**

Réalisé par :

- M^r BESTAOUI Abdallah Anes.

Présenté le 23 juin 2015 devant le jury composé de MM.

- | | |
|-----------------------------|-----------------|
| - MATALLAH Hocine | (Président) |
| - BENMAMMAR Badr | (Encadrant) |
| - ALI SAOUCHA Naziha (cdta) | (Co-encadrante) |
| - BENMOUNA Youcef | (Examineur) |
| - BENAÏSSA Mohamed | (Examineur) |

Année universitaire : 2014 – 2015

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(R.S.D)

Thème

***Gestion de la qualité de service dans un réseau
radio cognitive en utilisant l'algorithme FireFly***

Réalisé par :

- M^{me} ABBACI Atika
- M^{lle} MALTI Charifa Sarra

Présenté le 23 Juin 2015 devant le jury composé de MM.

- M^r MATALLAH Hocine (Président)
- M^r BENMAMMAR Badr (Encadrant)
- M^{lle} ALI SAOUCHA Naziha (cdta) (Co-encadrante)
- M^r BENMOUNA Youcef. (Examineur)
- M^r BENAÏSSA Mohamed (Examineur)

Année universitaire : 2014 – 2015

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 (R.S.D)

Thème

***Optimisation de la QoS dans le contexte de radio cognitive en utilisant
la méthode SFLA (Shuffled Frog Leaping Algorithm)***

Réaliser par :

- Bouafia Nouria
- Abdellah Berrehail Amina

Présenté le 22 Juin 2016 devant le jury composé de MM.

- | | |
|-----------------------------|-----------------|
| - LEHSAINI Mohamed | (Président) |
| - BENMAMMAR Badr | (Encadreur) |
| - ALI SAOUCHA Naziha (cdta) | (Co-Encadrante) |
| - BEKARA Chakib | (Examineur) |
| - BENAMAR Abdelkrim | (Examineur) |

Année universitaire : 2015-2016

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 (R.S.D)

Thème

**Optimisation de la QoS dans un réseau de radio
cognitive en utilisant l'algorithme de la recherche
par harmonie**

Réalisé par :

- Melle Ferhat Halima

Présenté le 21 Juin 2015 devant le jury composé de MM.

- LEHSAINI Mohamed. (Président)
- BENMAMMAR Badr (Encadrant)
- Melle ALI SAOUCHE Naziha (cdta) (Co-Encadrante)
- BENZIANE Yaghmoracen (Examineur)
- MANA Mohamed (Examineur)

Année Universitaire : 2014-2015

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 (R.S.D)

Thème

**Optimisation de la QoS dans un réseau de radio cognitive
en utilisant l'algorithme de la recherche cuckoo search**

Réalisé par :

- Zerga Hideyat

Présenté le 22 juin 2016 devant le jury composé de :

- | | |
|----------------------|-----------------|
| - LEHSAINI Mohamed | (Président) |
| - BENNAMMAR Badr | (Encadreur) |
| - ALI SAOUCHA Naziha | (Co-Encadrante) |
| - BEKARA Chakib | (Examineur) |
| - BENAMAR Abdelkrim | (Examineur) |

Année universitaire : 2015-2016

Résumé

Le concept d'accès dynamique au spectre vient remédier au problème de la rareté spectrale résultant de la multiplication des services et standards de communications sans fil à travers une technologie clé la radio cognitive. Cette dernière est considérée comme étant un dispositif intelligent et autonome capable de prendre des décisions d'adaptation à son environnement dynamique en temps réel afin de satisfaire les besoins de l'utilisateur en termes de qualité de service tout en respectant le cadre de régulation en vigueur. Dans cette thèse, nous proposons de nouveaux algorithmes basés sur des approches bio-inspirées qui ont été développées lors de cette dernière décennie, à savoir : l'algorithme des lucioles, la recherche Coucou et l'algorithme de la chauve-souris, pour l'adaptation des paramètres de transmission qui a été formulée sous forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs. Les résultats obtenus au travers d'une série de tests et de simulations démontrent clairement une nette supériorité de nos algorithmes en termes de qualité des solutions et de vitesse de convergence par rapport aux techniques les plus utilisées dans la littérature, à savoir les algorithmes génétiques et l'algorithme d'optimisation par essaim de particules.

Mots-clés : Radio cognitive, moteur cognitif, optimisation multi-objectifs, qualité de service, multi-porteuses, interférence, l'algorithme des lucioles, l'algorithme de la recherche coucou, l'algorithme de chauves-souris.

Abstract

The dynamic spectrum access concept addresses the spectral scarcity problem, resulting from the wireless communications services and standards proliferation, through the key technology cognitive radio. This latter is considered to be an intelligent and autonomous device capable of making decisions to adapt to its dynamic environment in real time in order to satisfy the needs of the user in terms of quality of service while respecting the regulatory framework in force. In this thesis, we propose new algorithms based on bio-inspired approaches that have been developed during this last decade, namely: the firefly algorithm, the Coucou search and the bat algorithm, for the adaptation of the transmission parameters which has been formulated as a multi-objective optimization problem. The results obtained through a series of tests and simulations demonstrate a clear superiority of our algorithms in terms of quality of solutions and speed of convergence compared to the most used techniques in the literature, namely the genetic and the particle swarm optimization algorithm.

Keywords : Cognitive radio, cognitive engine, multi-objective optimization, quality of service, multi-carrier, interference, firefly algorithm, cuckoo search algorithm, bat algorithm.

ملخص

يعالج مفهوم النفاذ الديناميكي للطيف مشكلة الندرة الطيفية الناتجة عن انتشار خدمات الاتصالات اللاسلكية والمعايير من خلال تكنولوجيا الراديو المعرفية. تعرف هاته الأخيرة كأداة ذكية ومستقلة قادرة على اتخاذ قرارات للتكيف مع بيئتها الديناميكية في الوقت الحقيقي من أجل تلبية احتياجات المستخدم من حيث جودة الخدمة مع احترام الإطار التنظيمي الساري. في هذه الأطروحة، نقترح خوارزميات جديدة تستند إلى أساليب مستوحاة من العوامل البيولوجية والتي تم تطويرها خلال هذا العقد الماضي، وهي: خوارزمية اليراع، والبحث عن الوقواق، وخوارزمية الحفايش، من أجل تكيف معلمات الإرسال التي تمت صياغتها كمشكلة تحسين متعددة الأهداف. توضح النتائج التي تم الحصول عليها من خلال سلسلة من الاختبارات والمحاكاة تفوقاً واضحاً لخوارزمياتنا من حيث جودة الحلول وسرعة التقارب مقارنة بالتقنيات الأكثر استخداماً، وهي خوارزمية تحسين الوراثة وسرب الجسيمات.

الكلمات المفتاحية : الراديو المعرفي ، المحرك المعرفي ، التحسين متعدد الأهداف ، جودة الخدمة ، الناقل المتعدد ، التداخل ، خوارزمية اليراع ، خوارزمية الحفايش ، بحث الوقواق ، خوارزمية الحفايش.

Adapting radio resources in multicarrier cognitive radio using discrete firefly approach

Naziha Ali Saoucha* and
Badr Benmammar

LTT Laboratory of Telecommunication Tlemcen,

UABT, Tlemcen, Algeria

Email: nalisoucha@gmail.com

Email: badr.benmammar@gmail.com

*Corresponding author

Abstract: The user resource allocation has attracted research attention in the context of the Cognitive Radio (CR) paradigm. Aiming at fully exploiting the frequency band unused by the primary users, it enables the secondary users to tune their transmission parameters and communicate within this band with a good Quality of Service (QoS). This paper targets the issue of radio resource adaptation according to the priority and the needs of the active users, the channel state and the availability of the frequency, in multicarrier transmission. The adaptation of such resources has been previously investigated and Particle Swarm Optimisation (PSO) and Cross Entropy (CE) approaches were shown to outperform their counterparts in terms of the convergence rate and the quality of the solution. Motivated by the great promises held by the newly proposed firefly approach, we have adapted its application as a multi-objective approach to optimise the communication quality of secondary users in a multicarrier system. The performance superiority of the proposed approach over PSO and CE techniques is assessed in terms of convergence speed, quality of solution and stability.

Keywords: cognitive radio; firefly; multicarrier; resource adaptation.

Reference to this paper should be made as follows: Ali Saoucha, N. and Benmammar, B. (2017) 'Adapting radio resources in multicarrier cognitive radio using discrete firefly approach', *Int. J. Wireless and Mobile Computing*, Vol. 13, No. 1, pp.39–44.

Biographical notes: Naziha Ali Saoucha is a PhD student at Abou Bakr Belkaid University (UABT), Tlemcen, Algeria, and a member of the Laboratory of Telecommunications of Tlemcen (LTT), Tlemcen, Algeria. Her research focus is on cognitive radio networks and artificial intelligence.

Badr Benmammar received the BSc in Computer Engineering from the USTO University, Algeria (1999), MSc in Computer Science from Paris 13 University, France (2002), PhD degree in Computer Science from the Bordeaux 1 University, France (2006). He obtained the HU degree (Habilitation Universitaire) at UDL Sidi-Bel-Abbès, Algeria (2013). He was associate professor from 2010 at UABT, Algeria and research fellow at CNRS LaBRI until 2007. He is performing his research activities in Laboratory of Telecommunication of Tlemcen, UABT, Algeria. His main research activities concern cognitive radio network, quality of service on mobile and wireless networks, end-to-end signalling protocols and agent technology. He is the author of the book *Radio Resource Allocation and Dynamic Spectrum Access* (Wiley-ISTE Edition); his work on quality of service has led to many publications in journals and conferences (*Wireless Networks, Annals of Telecommunications, International Journal of Network Management, International Journal of Wireless and Mobile Computing, ADHOCNETS, WiMob, NTMS, NetCon, ICT, CCECE* etc.).

1 Introduction

Wireless systems have witnessed tremendous progress and variety of applications since their first apparition. However, huge spectrum resources have been already allocated to existing systems and it has become clear that the current static spectrum allocation is no more able to meet the future high data-rate challenges and number of subscribers. The cognitive radio (CR) technology has brought a new concept

that, allows not only to use/share the intermittently-used frequency bands, but also to provide a viable quality of service (QoS) for the co-existing users (Haykin, 2005). One key feature of CR is its ability to adapt its parameters based on the prevailing environment and user needs. Autonomous radio adaptation consists in incorporating a smart Artificial Intelligence (AI) engine in the detection system to select the best transmission parameters (Asadi et al., 2015). Under this umbrella, Genetic Algorithms (GAs) have been widely used

in the adaptation of radio resources and their performance has already been recognised and demonstrated (Newman et al., 2007; Saoucha et al., 2013; AlQerm and Shihada, 2014; Jiao and Joe, 2016; Bhardwaj et al., 2016). One weak point of GAs is their slow convergence speed, especially when search space is large, such as in the case of a multicarrier system with a large number of subcarriers. This can be heavily penalising in the presence of fast varying channels and real-time wireless applications. In order to overcome this execution time problem encountered in multicarrier communications, Particle Swarm Optimisation (PSO) and Cross Entropy (CE) approaches have been recently used (Zhao et al., 2009; Xu et al., 2016; Chen and Wen, 2010; Zhang et al., 2017). However, the achieved fitness values per user could still be improved whilst ensuring the convergence time reduction. Lately, a new bio-inspired approach adopting the Firefly Algorithm (FFA), has been proposed (Yang, 2010) and successfully applied in multi-objective problems (Marichelvam et al., 2014; Alb et al., 2015; Zhao et al., 2017). Motivated by its simpler formulation compared to PSO and the interesting findings reported in Marichelvam et al. (2014), Alb et al. (2015) and Zhao et al. (2017), more particularly its convergence speed and the attainable fitness function values; our objective is to extend its application and prove its efficiency in CRs. In order to reach higher rates as needed in current and future applications, we resort to multicarrier modulation. Given a set of predetermined objectives per secondary user, we show through simulations that, compared to PSO and CE, the proposed FFA reaches better fitness values and enjoys higher convergence speed even with a significant number of subcarriers.

2 Multi-objective problem formulation

As mentioned earlier, a CR is a system that is aware not only of the external condition of the environment (noise level, interference level, channel state, etc.) but also of its own internal state (type of application, state of the battery, etc.). Very often, these objectives are conflicting: for instance minimising simultaneously bit error rate (BER) and power consumption is not feasible. Instead, the CR aims at reaching a compromise between the objectives by encompassing the multi-objective problem into a single function. This passes by the normalisation of the weights in the used function which reflects the priority of the objectives in the targeted application and determines the search direction towards the required objective, as shown by the following equation:

$$f_{\text{multiobjective}} = w_1 \times f_{\text{min_BER}} + w_2 \times f_{\text{max_throughput}} + w_3 \times f_{\text{min_power}} \quad (1)$$

where $f_{\text{min_BER}}$, $f_{\text{max_throughput}}$, $f_{\text{min_power}}$ are the individual objective functions, and w_1 , w_2 , w_3 are the corresponding weights. In our work, similarly to Newman et al. (2007), the

low power, the emergency and multimedia modes refer to a choice of the weighting vectors as $[0.8, 0.15, 0.05]$, $[0.05, 0.8, 0.15]$ and $[0.05, 0.15, 0.8]$, respectively. Therefore, the weights values are fixed depending on the targeted objective in a given application, while maintaining their sum at unity. The function $f_{\text{max_throughput}}$ in (1) aiming at maximising the data throughput is expressed as:

$$f_{\text{max_throughput}} = \frac{\log_2(\bar{M})}{\log_2(M_{\text{max}})} \quad (2)$$

where $\bar{M}$ is the average number of bits per symbol, and M_{max} is the index of the highest order of the possible modulation schemes retained in CR. The objective $f_{\text{min_power}}$ minimises the power consumption by adopting the following function:

$$f_{\text{min_power}} = 1 - \frac{\bar{P}}{P_{\text{max}}} \quad (3)$$

where $\bar{P}$ is the average transmit power on the used subcarriers, and P_{max} is the maximum possible transmission power per subcarrier. Finally, the minimum bit error rate (BER) objective $f_{\text{min_BER}}$ is defined as:

$$f_{\text{min_BER}} = 1 - \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(\bar{P}_{\text{be}})} \quad (4)$$

where $\bar{P}_{\text{be}}$ is the average BER value over all subcarriers for a given modulation scheme in the additive white Gaussian noise (AWGN) channel.

In this paper, the transmitted power values and the number of bits in the symbol are discretely represented after quantisation operation. As reported in Chen and Wen (2010), the search process in the optimisation algorithm has an exponential complexity with the increase of the number of subcarriers, of data bits, and of the bits used to encode the transmitted power values. Suboptimal approaches have been proposed to alleviate such complexity issues related to the search space which can become computationally prohibitive, by performing the optimisation on a population basis. This significantly reduces the execution time and has lately fuelled the research interest in population-based meta-heuristic approaches such as GAs and PSO for CR parameters' optimisation (Newman et al., 2007; Saoucha et al., 2013; AlQerm and Shihada, 2014; Jiao and Joe, 2016; Bhardwaj et al., 2016; Zhao et al., 2009; Xu et al., 2016). These algorithms are however still showing limitations in terms of convergence rate and quality of fitness functions, a fact that will be highlighted in the simulation results. In this paper, we propose to apply a swarm-based approach using firefly algorithm to solve a multiobjective problem that adapts the transmissions parameters of the CR to each multicarrier channel state under given constraints on the total power, the maximum modulation order and the required average BER.

3 Firefly algorithm for multicarrier scheme in CR

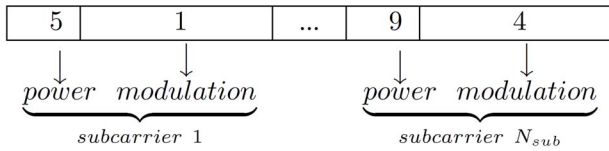
Similarly to all bio-inspired algorithms which reproduce a feature of living beings, firefly algorithm duplicates the behaviour of fireflies, in which the lighter flash-rated males attract in a better way the females (Yang, 2010). The main idea is to vary the position of a given firefly according to its attractiveness to another one. Thus, denoting x_i and x_j the positions of the i -th and j -th fireflies respectively, where j is the brightest one, x_i is updated by using the following relation:

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha (\varepsilon - 1/2) \quad (5)$$

In the second term of the right hand of (5), the parameters r_{ij} , β_0 and γ stand for the D-dimensional Cartesian distance between the two fireflies, the initial attractiveness and the light absorption, respectively. This second term comes from the observation that the attractiveness of a firefly i to the firefly j is decreased with their distance increase and is affected by air since the brightness is absorbed by this media. The third term reflects a random motion where ε is a uniformly distributed variable with zero mean, and unit variance in the interval $[0, 1]$, and α is the standard deviation of the motion (Yang, 2010). For more details on the firefly method, we refer the reader to the reference (Yang, 2010).

Let us apply this algorithm to our context. The brightness of a firefly corresponds in our case to the objective function to be optimised. The first step in applying any meta-heuristic based approach is to define the structure of a typical solution. For the problem of CR in hand, the typical solution corresponds to the most adequate transmission parameters over a number of subcarriers. In this present work, the firefly encompasses two important parameters: the transmission power and the type of modulation, ordered subcarrier by subcarrier. Therefore it will have the structure shown in Figure 1, with N_{sub} standing for the used subcarriers.

Figure 1 Typical solution



For the power quantisation, the allowable values interval $[Power_{min}, Power_{max}]$, with $Power_{min}$ and $Power_{max}$ referring to the lowest and highest levels of transmit powers as allowed by the regulation body, is subdivided into k discrete values. These power values are coded according to their respective orders expressed in decimal. Similarly, the adopted modulations are coded according to the decimal representation of their index in the vector of the possible modulations available in this CR system, as shown in Figure 1. Knowing this, the different

steps of the adopted algorithm are depicted in Algorithm 1. Note that the algorithm list is self-explaining.

Algorithm 1 Firefly Algorithm for Cognitive Radio Adaptation

Step 1: Initialization

- 1: Get the parameters sensed by the CR: $Power_{min}$, $Power_{max}$, N_{sub} , types of modulation, attenuation and path loss
- 2: Determine transmission mode depending on CR battery state and involved application
- 3: Initialize the light absorption coefficient (γ), the Initial attractiveness (β_0) and the randomness parameter (α).
- 4: Generate $size_{pop}$ fireflies randomly, where each firefly has the structure depicted in Figure 1
- 5: Set the iteration counter t to 1 and define the max number of iterations (max_iter)
- 6: Choose the adequate mode and fix weights as defined in Section 2

Step 2: Evaluation and Motion

- 7: Calculate $f_{multiobjective}(x)$ for each firefly x as in (1)
- 8: Sort $f_{multiobjective}$ and update fireflies position's as follows:
- 9: **for** $i = 1$ to $size_{pop}$ **do**
- 10: **for** $j = 1$ to $size_{pop}$ **do**
- 11: **if** $f_{multiobjective}(i) < f_{multiobjective}(j)$ **then**
- 12: Calculate distance between fireflies i and j :
- 13: $r_{ij} = \sqrt{\sum_{s=1}^{2 \times N_{sub}} (firefly(i, s) - firefly(j, s))^2}$
- 14: Calculate attractiveness: $\beta_{ij} = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2}$
- 15: Move firefly(i): $firefly(i) = firefly(i, :) +$
- 16: $\beta_{ij} \times (firefly(j, :) - firefly(i, :)) + \alpha \times (\varepsilon - 0.5)$
- 17: **end if**
- 18: **end for**
- 19: **end for**

Step 3: Test the algorithm termination condition

- 20: **if** $t < max_iter$ **then** set $t = t + 1$ and go to Step 2
 - 21: **else**
 - 22: Postprocess results and visualization
 - 23: **end if**
-

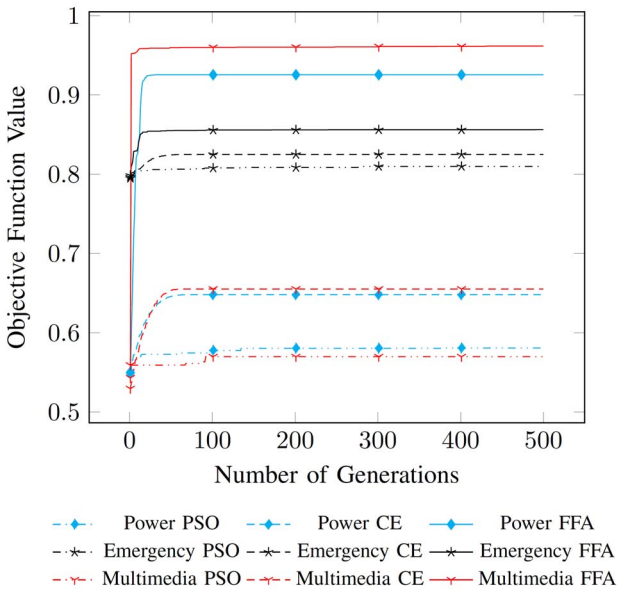
4 Simulation

This work addresses the allocation of rate and power to secondary users in a cognitive radio using multicarrier scheme. To do so, the simulation parameters were set as follows: each subcarrier was assigned a random attenuation value chosen between 0 and 1 to simulate a dynamic channel environment. The symbol rate is fixed at 125,000 bits/s while the noise floor is 1.4×10^{-8} mW. The considered modulation types are BPSK, 4PSK, 16QAM, 64QAM, and the range of allowed transmitted powers is $[0.1, 2.56]$ mW. These power values are selected close to the transmit powers allowed in the UNII band (Newman et al., 2007). Here the three modes, low power, emergency, and multimedia modes (as defined in Section 2, paragraph 2), are investigated. PSO, CE and FFA approaches are compared based on a couple of metrics. The complexity was gradually increased by increasing the number of subcarriers from 32 to 1024 subcarriers by a power of two. For each case the best achieved fitness value, the number of generations and the

corresponding execution times are noted, then the relative ranges and standard deviations are evaluated to study the impact of the system complexity on the performance of the algorithms. To perform a fair comparison between PSO, CE and FFA approaches the same size of population of 30 was maintained, while a number of generations of 500 was noted to be more than enough for convergence. We mean by convergence herein that no further improvement is brought in the fitness value. The rest of parameters for PSO and CE are the same as in Zhao et al. (2009) and Chen and Wen (2010). On the other hand, the inherent parameters of FFA as shown in equation (5), were selected as follows: $\alpha = 4.5$, $\beta_0 = 2$, and $\gamma = 0.000002$. This choice was performed after a careful tuning of the above mentioned parameters such that the best fitness function was reached. The optimisation of these values is highlighted in some works but is beyond the scope of this paper. Furthermore, the stability was deduced from the range and the standard deviation of the optimal values achieved for different number of subcarriers.

In the following, for each mode, the performance is presented in the form of a table containing the optimal fitness value, and the corresponding generation, computation time in seconds, range and standard deviation (Tables 1–3). For clarity of presentation, only the convergence plot of the most challenging case (i.e. 1024 subcarriers) is reported in Figure 2, as well as the best objective function values obtained by the three investigated algorithms for the three modes in terms of the used subcarriers in Figure 3.

Figure 2 Convergence characteristics of the objective function in terms of the number of generations



First, the curves Power PSO, Power CE and Power FFA in Figure 2 and Table 1 report the achieved performance for the case of power mode. It can be seen from both, that the proposed adaptation algorithm FFA significantly outperforms the PSO and CE-based adaptation approaches in terms of the number of generations needed to converge, the execution time to find the best problem solution and the

value of the achieved fitness function. In terms of stability, it appears from the curves Power PSO, Power CE and Power FFA in Figure 3 and the relative range and standard deviation values on Table 1, that FFA is far more stable than PSO and CE since the values of range and standard deviation are greatly smaller than those of PSO and CE. Furthermore, we noted that increasing the complexity of the system when using FFA technique, by incorporating an additional number of subcarriers, does not provide a gain in the performance. In other words, the FFA converges to a quasi-similar best fitness value while requiring more or less the same number of generations and the same execution time. Thus, for hardware simplicity, it is better to keep the number of subcarriers in this scenario at 32.

Figure 3 Convergence characteristics of the objective function in terms of the number of subcarriers

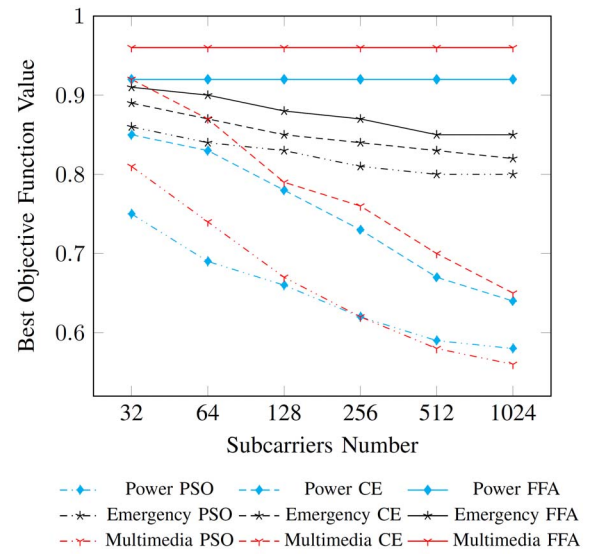


Table 1 Power mode

N_{sub}	PSO			CE			FFA		
	Best	Gen	Time	Best	Gen	Time	Best	Gen	Time (s)
32	0.75	340	5.36	0.85	35	0.61	0.92	31	0.43
64	0.69	197	6.11	0.83	39	1.44	0.92	30	0.66
128	0.66	66	3.99	0.78	50	3.37	0.92	26	1.01
256	0.62	439	55.03	0.73	64	8.54	0.92	33	2.28
512	0.59	273	66.61	0.67	69	20.77	0.92	31	4.24
1024	0.58	377	192.78	0.64	74	41.34	0.92	31	8.10
Rang	0.17	373	188.79	0.20	39	40.72	0.00	7	7.67
SD	0.06	123.15	66.55	0.07	14.82	14.50	0.00	2.13	2.70

On the other hand, for the case of emergency mode, FFA approach does not exhibit the same behaviour as it can be noted from the curves Power PSO, Power CE and Power FFA in Figures 2 and 3 and Table 2. Indeed, in the three first investigated cases (namely 32, 64, 128 subcarriers), FFA yields better scores in fitness values than its PSO counterpart, and more interestingly, this is achieved in less generations and less time. Worthy to note, that there is no

correspondence between a generation and a given time, since each generation requires a different time to obtain the best fitness value. This issue is consolidated in the cases of 256 and 512 subcarriers, where, despite the fact that the required calculation time for FFA is smaller than PSO, it necessitates a higher number of generations to converge. When the number of subcarriers is 1024, FFA approach is the best performing only in terms of the achieved fitness value. It is believed that this behaviour is due to the fact that, when the system complexity increases, PSO gets stuck at an early stage (generation) in a local optimum, whereas FFA manages to move forward in the quest of a better result. Obviously, this comes at the expense of an increased number of generations and not always a higher time. For the case of 256 and 512 subcarriers, the spanning of an additional number of generations is done in FFA in less time than PSO while for the case of 1024 subcarriers more time is needed to process more generations for a better fitness value. In the other hand, regardless of the number of subcarriers, CE is shown to be the best performing in terms of convergence time and number of generations. However, it suffers from the same premature convergence to local optimum as the PSO approach, therefore resulting in inferior fitness values.

Table 2 Emergency mode

	PSO			CE			FFA		
N_{sub}	Best	Gen	Time	Best	Gen	Time	Best	Gen	Time (s)
32	0.86	385	6.34	0.89	33	0.58	0.91	330	4.37
64	0.84	414	12.75	0.87	44	1.55	0.90	401	8.82
128	0.83	386	23.70	0.85	48	3.26	0.88	373	14.96
256	0.81	322	39.28	0.84	56	7.65	0.87	450	30.04
512	0.80	213	53.67	0.83	66	17.25	0.85	358	48.44
1024	0.80	277	68.01	0.82	74	40.65	0.85	491	132.91
Rang	0.05	201	61.67	0.07	41	40.06	0.05	161	128.53
SD	0.02	70.39	21.96	0.02	13.68	14.04	0.02	55.03	44.1038

Table 3 Multimedia mode

	PSO			CE			FFA		
N_{sub}	Best	Gen	Time	Best	Gen	Time	Best	Gen	Time (s)
32	0.81	274	4.62	0.92	30	0.57	0.96	93	1.52
64	0.74	257	8.33	0.87	45	1.59	0.96	490	10.85
128	0.67	406	25.11	0.79	50	3.45	0.96	380	14.39
256	0.62	213	26.97	0.76	57	7.87	0.96	455	31.71
512	0.58	495	120.92	0.70	66	18.03	0.96	470	65.30
1024	0.56	92	44.24	0.65	75	41.24	0.96	433	114.35
Rang	0.25	403	116.30	0.27	45	40.67	0.00	397	112.83
SD	0.08	130.35	39.14	0.09	14.53	14.26	0.00	135.84	39.20

Finally, in the multimedia scenario as shown in Figures 2 and 3 and Table 3, a big notable performance gap is reported between the PSO and CE, and FFA counterpart.

The same explanation as in the emergency mode holds. In general, in this case, a lower number of generations and a smaller time are necessary for PSO and CE to achieve the final local convergence.

5 Conclusion

In this paper, the multi-objective power and rate constrained firefly approach has been presented for the optimisation of the communication quality of secondary users in a multicarrier system. The proposed FFA approach is shown to outperform PSO and CE in terms of convergence accuracy to the global optimal fitness value. This however comes, in some cases, at an increase processing time and number of generations, which remains in general case reasonable. In power scenario, a number of subcarriers which is as low as 32 is required in FFA technique to achieve a viable fitness value. PSO and CE manage only to achieve a local optimum, which explains their fast convergence, more particularly in emergency mode, where CE approach exhibits quite viable convergence behaviour. In general, the stability provided in FFA is higher than in PSO and CE cases. Therefore, it is believed that FFA approach represents a quite interesting alternative to PSO and CE approaches for such problems.

References

- Alb, M., Alotto, P., Magele, C., Preis, K., Renhart, W. and Trapp, B. (2015) 'Firefly algorithm for finding optimal shapes of electromagnetic devices', *Magnetics, IEEE Transactions on*, No. 99, p.1.
- AlQerm, I. and Shihada, B. (2014) 'Adaptive multi-objective optimization scheme for cognitive radio resource management', *Global Communications Conference (GLOBECOM), 2014 IEEE*, December, pp.857–863.
- Asadi, H., Volos, H., Marefat, M. and Bose, T. (2015) 'Metacognitive radio engine design and standardization', *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, Vol. 33, No. 4, pp.711–724.
- Bhardwaj, P., Panwar, A., Ozdemir, O., Masazade, E., Kasperovich, I., Drozd, A.L., Mohan, C.K. and Varshney, P.K. (2016) 'Enhanced dynamic spectrum access in multiband cognitive radio networks via optimized resource allocation', *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 15, No. 12, pp.8093–8106.
- Chen, J.-C. and Wen, C.-K. (2010) 'A novel cognitive radio adaptation for wireless multicarrier systems', *Communications Letters, IEEE*, Vol. 14, No. 7, pp.629–631.
- Haykin, S. (2005) 'Cognitive radio: brain-empowered wireless communications', *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, Vol. 23, No. 2, pp.201–220.
- Jiao, Y. and Joe, I. (2016) 'Energy-efficient resource allocation for heterogeneous cognitive radio network based on two-tier crossover genetic algorithm', *Journal of Communications and Networks*, Vol. 18, No. 1, pp.112–122.
- Marichelvam, M., Prabakaran, T. and Yang, X.S. (2014) 'A discrete firefly algorithm for the multi-objective hybrid flowshop scheduling problems', *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, Vol. 18, No. 2, pp.301–305.

- Newman, T.R., Barker, B.A., Wyglinski, A.M., Agah, A., Evans, J.B. and Minden, G.J. (2007) 'Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers', *Wireless Communications and Mobile Computing*, Vol. 7, No. 9, pp.1129–1142.
- Saoucha, N., Lammari, A. and Benatchba, K. (2013) 'Real-coded genetic algorithm parameter setting for cognitive radio adaptation', *Smart Communications in Network Technologies (SaCoNeT), 2013 International Conference on*, Vol. 01, June, pp.1–5.
- Xu, L., Qian, F., Li, Y., Li, Q., Yang, Y. and Xu, J. (2016) 'Resource allocation based on quantum particle swarm optimization and {RBF} neural network for overlay cognitive {OFDM} system', *Neurocomputing*, Vol. 173, Part 3, pp.1250–1256.
- Yang, X.-S. (2010) *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*, Luniver Press.
- Zhang, D., Chen, Z., Ren, J., Zhang, N., Awad, M.K., Zhou, H. and Shen, X.S. (2017) 'Energy-harvesting-aided spectrum sensing and data transmission in heterogeneous cognitive radio sensor network', *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 66, No. 1, pp.831–843.
- Zhao, C., Wu, C., Chai, J., Wang, X., Yang, X., Lee, J.-M. and Kim, M.J. (2017) 'Decomposition-based multi-objective firefly algorithm for {RFID} network planning with uncertainty', *Applied Soft Computing*, Vol. 55, pp.549–564.
- Zhao, Z., Xu, S., Zheng, S. and Shang, J. (2009) 'Cognitive radio adaptation using particle swarm optimization', *Wireless Communications and Mobile Computing*, Vol. 9, No. 7, pp.875–881. 29.

Bio-inspired approaches for OFDM-based cognitive radio

Naziha Ali Saoucha* and Badr Benmammar

LTT Laboratory of Telecommunication Tlemcen,
UABT,
Tlemcen, Algeria
Email: nalisoucha@gmail.com
Email: badr.benmammar@gmail.com
*Corresponding author

Abstract: Link adaptation algorithms design for OFDM-based cognitive radio networks is a challenging task. The main concern is to provide a high quality of service for the secondary user while the mutual interference between this last and the primary user persists within a tolerable range. This issue can be formulated as a multiobjective optimisation constraint problem. To tackle this optimisation problem in a multiobjective constraint framework, in this paper we exploit three of the most recent powerful bio-inspired algorithms: firefly, bat, and cuckoo search. Simulation results revealed that, in contrast to the classical genetic algorithm and particle swarm optimisation-based link adaptation, our proposed algorithms exhibit better performance in terms of convergence speed and solution quality with saving rates reaching over 98.93% and 46.60%, respectively.

Keywords: cognitive radio; orthogonal frequency division multiplexing; OFDM; quality of service; QoS; interference; firefly; bat; cuckoo; particle swarm optimisation; PSO; genetic algorithm; GA; binary.

Reference to this paper should be made as follows: Saoucha, N.A. and Benmammar, B. (2019) 'Bio-inspired approaches for OFDM-based cognitive radio', *Int. J. Internet Protocol Technology*, Vol. 12, No. 2, pp.61–75.

Biographical notes: Naziha Ali Saoucha is a PhD student at Abou Bakr Belkaid University (UABT), Tlemcen, Algeria; a member of the Laboratory of Telecommunications of Tlemcen (LTT), Tlemcen, Algeria. Her research focus is on cognitive radio networks and artificial intelligence.

Badr Benmammar received his BSc in Computer Engineering from the USTO University, Algeria, in 1999. He received his MSc in Computer Science from the Paris 13 University, France, in 2002. He received his PhD in Computer Science from the Bordeaux 1 University, France, in 2006. He is the authors of the books: *Radio Resource Allocation and Dynamic Spectrum Access* and *Concurrent, Real-Time and Distributed Programming in Java: Threads, RTSJ and RMI* (Wiley-ISTE Edition), his work has led to many publications in journals (*Wireless Networks, Annals of Telecommunications, IJCAT, IJNM, IJWMC, IJCNIS* ...).

1 Introduction

With the increasing ubiquity of wireless systems combined with the advent of mobility applications and high rate wireless services proposed by the operators, the wireless radio spectrum has become a scarce and therefore a precious resource. Furthermore, this fact is amplified by the spectrum current inflexible regulatory framework in which all of the frequency bands are exclusively allocated to specific services and no violation from unlicensed users is allowed (Cohen et al., 2018). Nevertheless, interestingly, the federal communications commission (FCC) has stated that the actual licensed spectrum is largely underused in vast temporal and geographical dimensions (FCC, 2002). Therefore, seeking to mitigate the paradox between spectrum scarcity and spectrum under-utilisation, dynamic

spectrum access techniques (DSA) have been recently suggested (Merwaday et al., 2018). The DSA concept relies on authorising users owning no spectrum licenses (secondary users, SUs), to operate on the spectrum holes under the strict condition of not causing interference to the primary user (PU, licensed user). Spectrum holes refer to the frequency bands which are assigned to PUs but, within a certain time and location, are not used (Aneja et al., 2019). Although traditional radios are unable to take advantage of such flexible scheme, cognitive radio (CR) is a key enabling technology for DSA paradigm (Cohen et al., 2018).

CR is an emerging technology. It refers to a radio able to be aware of its RF environment, of the user's quality of service (QoS) requirements and, based on these, taking a decision upon the link parameters adaptation in order to improve the SU's QoS without violating the regulation

constraints or disturbing the PU. Herein, CR link adaptation refers to the wireless device ability of adjusting transmission parameters, such power, modulation type, modulation index, etc.

Orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) has been widely acknowledged in the literature as an interesting transmission technology for CR systems (Pan et al., 2017). This last point is mainly substantiated by: the high spectral efficiency of OFDM, its flexible ability in dynamically allocating vacant spectrum among CR users, its low interference between subcarriers when orthogonality is maintained, and the ease of the PU's spectral activity analysis.

As one of the major issues in conventional OFDM systems, link adaptation algorithms have been intensively studied over the past decade (Shams et al., 2014; Weiss et al., 2004; Bansal et al., 2008; Zhang and Leung, 2009; Wang, 2010; Wang et al., 2011; Pradhan and Panda, 2014). For a comprehensive survey, we refer the reader to Shams et al. (2014). However, these algorithms are specially developed for conventional OFDM networks in which PU does not exist, whereas, in CR networks SU and PU could quite possibly exist in side-by-side bands. This coexistence will lead to a mutual interference emerging from the non-orthogonality of the transmitted signals, which will inevitably damage both users' performances. Therefore, resource allocation in CR networks is much more complex and, the developed algorithms for conventional OFDM networks are not applicable for OFDM-based CR networks. Consequently, more efficient and fast resource allocation approaches have to be proposed for CR networks. Currently, an increasing amount of research is being reported in this regard (Bansal et al., 2008; Zhang and Leung, 2009; Wang, 2010; Wang et al., 2011). However, all of these proposed methods have neglected the SU's QoS requirements.

A CR engine that takes on consideration SU's QoS was firstly built at Virginia tech institute through the use of an artificial intelligence (AI) system for OFDM-based CR transceivers. Notably genetic algorithm (GA) was used and, its ability to ensure the required performance was highlighted (Rieser et al., 2004; Rondeau et al., 2004; Zhang et al., 2009; Newman et al., 2007; de Baynast et al., 2008; Saoucha et al., 2013). However, it is widely accepted that GA suffers from slow and premature convergence, particularly when the search space is large, as is the case for multicarrier systems with considerable subcarriers number. In an endeavour to overcome this drawback, particle swarm optimisation (PSO) technique has been more recently applied in Zhao et al. (2009) and Mahdi et al. (2012). Although these works have taken in consideration the SU's QoS, they have totally neglected the PUs' existence which restricts their utility to the cases where PU is totally absent. Only very recently in Pradhan and Panda (2014) PU existence has been taken in consideration in the CR engine implementation. Although GAs and PSO may be useful,

they come with some drawbacks considering multimodal optimisation problems. Indeed, because of the dynamic nature of the radio frequency environment, CR is represents a real-time system. Effectively, very often the CR encounters situation where the vacant channel is available only for a very short amount of time, especially when we are talking about highly demanded frequency such cell phone bands. Consequently, using the adequate approach for tackling the multiobjective optimisation problem at hand will determine the CR performance and the level of the SU QoS.

In recent years, new bio-inspired metaheuristic algorithms, such as firefly (FA), cuckoo search (CS), and bat (BA) algorithms have been proposed. Currently, these algorithms are showing in resolving hard challenging optimisation problems, an impressive potential and a significant higher efficiency in comparison with other conventional algorithms including PSO. A detailed survey of modern bio-inspired algorithms application for engineering optimisation problem can be found in Tilahun and Ngnotchouye (2017), Yang and Deb (2018), and Jayabarathi et al. (2018) and for telecommunication in Yang et al. (2015).

Therefore, motivated by these recent tremendous advances, our goal is to propose new link adaptation algorithms for OFDM-CR networks, based on the major successful recent metaheuristic algorithms where the main challenge is to provide a high SU' QoS while the mutual interference between this last and the PU persists within a tolerable range. To evaluate the performance of the three proposed approaches many tests have been carried:

- Investigating different transmission modes where in each mode the user desire a different kind of QoS (increasing the rate, decreasing the BER, saving energy).
- Increasing the system complexity by increasing the subcarriers number from 32 to 1,024 by a power of two.
- Simulating a real-time scenario by fixing the time for each algorithms to provide a solution to only 10 s.

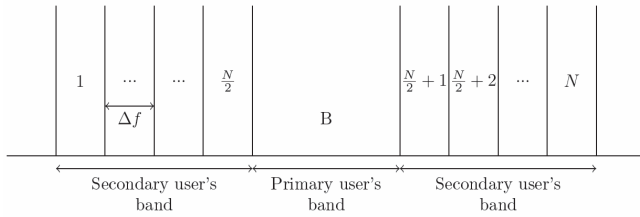
Under all these different tests, we compare the obtained results against the most widely used techniques in the literature of the discussed subject according to our best knowledge: PSO and GA. This comparison is done based on three common metrics: best fitness, best generation, computation time in addition to the satisfaction of subobjectives depending on the running mode.

The remainder of this paper is organised as follows. In Section 2, OFDM link adaptation for CR networks is formulated as a multiobjective optimisation constraint problem. Section 3 gives a description of FA, BA, and CS adaptation for SU's QoS optimisation problem. In Section 4, we discuss the simulation results. Finally, Section 5 provides some concluding remarks and suggestions for future work.

2 System model and problem formulation

In this present work, we consider that the PU and the SU coexist in nearby spectrum bands as depicted in Figure 1. Accordingly, the PU occupies the central frequency, whereas the unused bands sensed by SU are divided into N subcarriers with $N/2$ located on each side of the PU's band. Moreover, OFDM modulation scheme is used by the multicarrier-based CR, where the transmission power and bits allocation to the SU's subcarriers is handled dynamically by a base station. Finally, it is assumed that the channel is a frequency flat fading with perfect known state information at the transmitter.

Figure 1 An example of co-existence scenario between PU and SU in multicarrier communication system



The coexistence model shown in Figure 1, will inevitably result in mutual interference between the PU and the SU for the following reasons. First, SU is not supposed to have any information about the PU access technique, whether it is OFDM or not. Consequently, he cannot prevent an eventual interference. Secondly, even by supposing a scenario where PU is using OFDM and, the SU is informed, the latter will need to know the exact PU's parameters in order to ensure the orthogonality and therefore avoid interference. However, it is highly difficult to get the exact PU's parameters. The quantification of the resulting interference introduced to the PU by the SU and vice versa is calculated as follows:

- The interference introduced by the SU i^{th} subcarrier to the PU's band

$$I_i(d_i, P_i) = \int_{d_i - \beta/2}^{d_i + \beta/2} |g_i|^2 \phi_i(f) df, \quad (1)$$

where $I_i(d_i, P_i)$ refers to the interference introduced by the i^{th} subcarrier for a transmit power, P_i into the PU's band. d_i represents the spectral distance between the i^{th} subcarrier and the PU's band center frequency. β is the PU bandwidth. g_i is the i^{th} subcarrier channel gain from the base station to the PU. $\phi(f)$ is the power density spectrum of the i^{th} SU subcarrier which is expressed as follows, where T_s is the symbol duration

$$\phi_i(f) = P_i T_s \left(\frac{\sin \pi f T_s}{\pi f T_s} \right)^2. \quad (2)$$

- The interference introduced into the i^{th} subcarrier by the PU signal can be written

$$J_i(d_i) = \int_{d_i - \Delta f/2}^{d_i + \Delta f/2} |h_i|^2 \phi_{pu}(e^{jw}) dw, \quad (3)$$

where $J_i(d_i)$ denotes the interference introduced by the PU signal into SU i^{th} subcarrier, h_i denotes the channel gain from base station to the SU, Δf is the bandwidth of each SU subcarrier, and $\phi_{pu}(e^{jw})$ is the PU signal power density.

Based on what has been previously said, the SU main concern is to maximise his own QoS while maintaining the mutual interference within a tolerable range. Indeed, due to the CR flexibility, both objectives can be achieved by finding and using the most adequate transmission parameters based on the surrounding RF environment, the user requirements, and the application's constraints. From a mathematical perspective, finding these parameters can be formulated and resolved as a multiobjective optimisation constraint problem as it will be detailed in the rest of this section.

2.1 Optimising the secondary user's QoS

In the optimisation terminology, the metrics used to estimate solution quality for a given problem are formulated as functions so-called 'fitness functions'. Therefore, the optimisation process consists on finding solutions that maximise or minimise at best these functions. In this present work, we define throughput, power consumption, and bit error rate (BER) as metrics to evaluate the communication quality. Thus, SU's QoS optimisation will consist on maximising the throughput, minimising the power consumption, and minimising BER. By considering the transmission power, modulation type as the adaptive CR parameters, the corresponding fitness functions are mathematically normalised as shown in (4), (5), and (6):

- *Throughput fitness function:*

$$f_{\text{max_throughput}} = \frac{\log_2(\bar{M})}{\log_2(M_{\text{max}})}, \quad (4)$$

where $\bar{M}$ is the average number of bits per symbol over the used subcarriers, and M_{max} is the maximum modulation index.

- *Power consumption fitness function:*

$$f_{\text{min_power}} = 1 - \frac{\bar{P}}{P_{\text{max}}}, \quad (5)$$

where $\bar{P}$ is the average transmit power on the used subcarriers, and P_{max} is the maximum possible transmission power per subcarrier.

- *BER fitness function:*

$$f_{\text{min_BER}} = 1 - \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(\bar{P}_{\text{BER}})}, \quad (6)$$

where $\overline{P_{BER}}$ is the average value of the P_{BER} , for a given modulation scheme, over the used subcarriers achieved in an additive white Gaussian noise (AWGN) channel. Note that P_{BER} varies depending on the modulation scheme as it is shown by the following expressions for the binary PSK , M -ary PSK , and M -ary QAM schemes respectively, where N_0 represents the noise power.

$$P_{BER}(BPSK) = Q\left(\sqrt{\frac{P}{N_0}}\right) \quad (7)$$

$$P_{BER}(M\text{-ary}PSK) = \frac{2}{\log_2(M)} Q\left(\sqrt{2 \times \log_2(M) \times \frac{P}{N_0} \times \sin \frac{\pi}{M}}\right) \quad (8)$$

$$P_{BER}(M\text{-ary}QAM) = \frac{2}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}}\right) Q\left(\sqrt{\frac{3 \times \log_2(M)}{M-1} \times \frac{P}{N_0}}\right) \quad (9)$$

where the Q function is defined as

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-\frac{x^2}{2}} dx. \quad (10)$$

However, those three objectives mentioned above are conflicting, for instance minimising simultaneously BER and power consumption is not feasible. Therefore, the CR will, instead, aim at reaching a compromise between the objectives by encompassing them into a single multiobjective function as follows:

$$F = w_1 \times f_{\min_power} + w_2 \times f_{\min_BER} + w_3 \times f_{\max_throughput}, \quad (11)$$

where $w = [w_1, w_2, w_3]$ denotes the weight vector and satisfies the following properties:

$$\sum_{i=1}^3 w_i = 1, 0 < w_i \leq 1. \quad (12)$$

The weight vector echoes each objective importance in the CR decision making and guides the optimisation algorithm search towards a global solution with respect to the relative importance given to each objective. For instance, when the user is running a multimedia application like a video conference, logically he would prefer to enjoy a high data throughput, without caring about the BER, as multimedia applications are known to be error resilient. Therefore, w_3 must be greater than w_1 and w_2 to put the emphasis on guaranteeing a good throughput. However, when the battery level is very low, naturally SU's main concern is to keep his device 'ON' in order to make emergency calls. Therefore, w_1 must be greater than w_2 and w_3 . Finally, if the data transmitted by SU is highly sensitive to error, like the case of health care applications, the QoS is mainly related to a low level of BER.

2.2 Maintaining the mutual interference within a tolerable range

Taking into consideration PU existence, the optimisation of equation (11) must be subject to the following constraints.

- 1 Constraint on the total transmission power for SU:

$$\sum_{i=1}^N P_i \leq P_{\max} \quad (13)$$

- 2 Constraint on the maximum interference tolerated by the PU:

$$\sum_{i=1}^N I_i(d_i, P_i) \leq I_{\max}, \quad (14)$$

where $I_i(d_i, P_i)$ refers to the interference introduced by the i^{th} subcarrier for a transmit power, P_i into the PU's band, and $I_{\max}$ is the maximum interference power tolerated by the PU.

2.3 Problem complexity

Because of the RF environment dynamic nature, CR is considered as a real-time system. Therefore, choosing the appropriate approach to solve the multiobjective optimisation problem at hand will have a big impact on the CR performance and the communication quality provided to the SU. We believe that computational intelligence solutions are natural candidates for the SU's QoS optimisation for the following reasons. First, because of the changing CR wireless environment, in addition to the nonlinear models used to simulate the fading characteristics in AWGN channel, our multiobjective optimisation problem is classified as nonlinear. Therefore, adopting nonlinear programming (NLP) optimisation methods is problematic regarding the 'curse of dimensionality' or local optimality. In the other hand, with respect to the computational complexity, this optimisation problem has an exponential complexity with the increase of the subcarriers number. Therefore, it is classified as NP hard problem (Saoucha and Benmammar, 2017). In this respect, we propose suboptimal approaches to alleviate such complexity issues by performing the optimisation on a population basis. Our main interest focuses precisely on investigating recent swarm intelligence algorithms that have been developed recently, namely firefly, bat, and cuckoo search algorithms. Even though these approaches do not guarantee finding the global optimal solution in a bounded time, they grant a panoply of fast and acceptable solutions. Indeed, these algorithms have exhibited strong potential in solving hard challenging optimisation problems as compared with other conventional algorithms (Tilahun and Ngnotchouye, 2017; Yang and Deb, 2018; Jayabarathi et al., 2018).

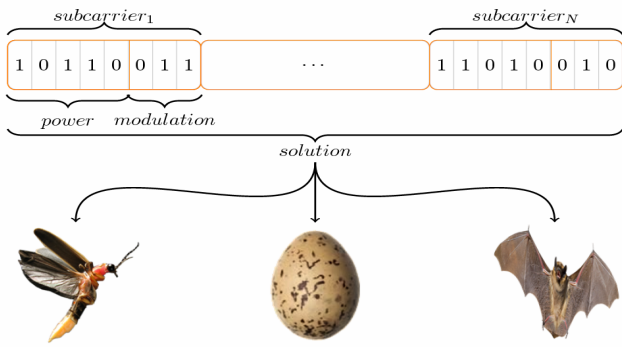
Firefly, bat, and cuckoo search algorithms belong to nature inspired optimisation algorithms. They are based on a swarm of individuals, where the swarm represents a subset

of the whole solution space. Each member in the swarm represents a single solution. In general, the first swarm or population is generated randomly, however, from generation to another the quality of a solution enclosed by a given individual changes based on some intelligent mechanism aiming to reaching a better solution and achieving eventually the global optimal solution.

Therefore, in order to apply swarm inspired algorithm to a given problem, two elements must be well predefined: individual's structure and the fitness function to evaluate the quality of solution. The latter is proportional and based on the functions we are looking to optimise, whereas the solution structure is the result of the variable concatenation on which relies the fitness function. Thus, by applying these notes to our problem at hand we get the following:

- Equation (11) will be defined as the fitness function used for firefly, bat, and cuckoo search;
- As the function defined in equation (11) relies on two variables, power and modulation for each subcarrier, therefore solution structure will be defined as depicted in Figure 2.

Figure 2 Solution structure (see online version for colours)



Thus, a typical solution corresponds to the N pairs of transmission power and the modulation type, ordered subcarrier by subcarrier, with N standing for the used subcarriers number. Moreover, using a and b bits to represent the transmission power and the modulation type respectively, results in $(a + b) \times N$ bits to encode a typical solution. The number of bits used to encode a parameter is determined by the range and the expected precision of the parameter. Lastly, a solution is referred to as firefly, egg/cuckoo, and bat in the FA, CS, and BA terminology respectively.

3 Modern bio-inspired approaches

Based on the fitness function defined in (11) and the solution structure depicted in Figure 2, FA, BA, and CS adaptation for the SU QoS optimisation problem are detailed in this section. In this respect, and for the sake of clarity and simplicity since some tasks, as the fitness function evaluation, are the same for the three investigated approaches, common procedures are presented as functions (Algorithms 1, 2 and 3).

3.1 Firefly algorithm adaptation for SU QoS optimisation

FA is a population-based optimisation algorithm proposed by Yang in 2008. It was inspired by the fireflies flashing behaviour. Indeed, Yang has assumed that a candidate solution to a given optimisation problem can be regarded as a firefly which lights proportionally to its quality. Moreover, the search space exploration is performed through fireflies attraction and movement towards brighter neighbours. As stated in Tilahun and Ngnotchouye (2017), FA formulation is established on the undermentioned three idealised assumptions:

- Fireflies are unisex, therefore, one firefly is attracted to other fireflies regardless of their sex.
- Attractiveness is proportional to brightness and both decrease as the distance between fireflies increases. Thus, for any two fireflies, the less bright one is attracted and consequently will move towards the brighter one.
- For a given optimisation problem, fireflies' brightness is proportional to the objective function value.

Relying on these principles, FA adaptation implementation for the SU QoS optimisation problem is depicted in Algorithm 4.

Algorithm 1 CR parameters initialisation

```

1  function CR_Parameters_init()
2    Get the parameters sensed by the CR:
3     $N_0$ ,  $Power\_min$ ,  $Power\_max$ ,  $N$ , and modulation types.
4    Get the battery level.
5    Get the user running application type.
6    Choose the adequate mode and accordingly fix  $[w_1, w_2, w_3]$ .
7  end function

```

Algorithm 2 Fitness function evaluation

```

1  function Fitness_Evaluation(Solution)
2    Map Solution from its binary to its real representation and save it in temp( $1 : N * 2$ )
3    Use temp to calculate  $\sum_{i=1}^N P_i$  and  $\sum_{i=1}^N I_i(d_i, P_i)$ .
4    Check interference and power constraints respect as in (13) and (14) respectively.
5    if one or both constraints are not respected then
6      fitness = 0
7    else
8      fitness =  $F(temp)$ , as in (11).
9    end if
10   return fitness
11 end function

```

Algorithm 3 Sigmoid function

```

1  function SIGMOID_FUNCTION(Solution)
2    for  $b = 1$  to  $solsize$  do
3       $sigmoid = \text{abs}((2/\pi) * \text{atan}((p/2) * \text{Solution}(b)))$ 
4      if  $\text{rand}() < sigmoid$  then  $\text{Solution}(b) = \sim \text{Solution}(b)$ 
5      end if
6    end for
7    return  $\text{Solution}$ 
8  end function

```

In FA first instruction (Algorithm 4: line 1), CR_PARAMETERS_INIT() is called (Algorithm 1) to bring back the information gathered by the CR during the sensing stage, in addition to the information concerning the CR internal state and the user application requirements, i.e., the noise present in the CR environment N_0 , the minimum power required for SU to communicate $Power_min$, the maximum power that a SU can transmit as allowed by the authority $Power_max$, the subcarriers number N and the modulation types. Furthermore, based on the battery level and the user's application type involved, reported in line 4 and line 5 respectively, a decision upon the weight vector values is taken in line 6.

The next step in FA (algorithm: 4, line: 2) is related to the FA parameters initialisation. In line 3, an initial population of $popsiz$ e fireflies is randomly generated, where each firefly represents a valid solution with the structure depicted in Figure 2. Thus, each firefly is a random binary vector of size $solsiz$ e, where $solsiz$ e is equal to (the number of bits used to represent the power + the number of bits used to represent the modulation) $\times$ the number of subcarriers.

Algorithm 4 FA for SU QoS optimisation

```

Step 1: Initialisation
  ▷ % Parameters related to CR state %
1  CR_Parameters_Init()
  ▷ % FA Parameters initialisation %
2  Initialise light absorption coefficient ( $\gamma$ ), initial
   attractiveness ( $\beta_0$ ), randomness parameter ( $\alpha$ ),
   generation number ( $maxgen$ ), population size ( $popsiz$ e).
  ▷ % First random generation %
3  Generate  $popsiz$ e fireflies randomly.

Step 2: Algorithm body
  ▷ % Generation loop %
4  for  $gencount = 1$  to  $maxgen$  do
  ▷ % First inner loop: Fireflies fitness evaluation %
5    for  $i = 1$  to  $popsiz$ e do
6       $fitness(i) = \text{FITNESS\_EVALUATION}(\text{firefly}(i))$ 
7    end for
  ▷ % Second inner loop: Update fireflies' positions %
8    for  $i = 1$  to  $popsiz$ e do
9      for  $j = 1$  to  $popsiz$ e do
10     if  $fitness(i) < fitness(j)$  then

```

```

11     Calculate the distance  $r_{ij}$  between fireflies  $i$  and  $j$ 
        as in (16)
12     Calculate the attractiveness  $\beta_{ij}$  as in (15)
13     Move  $\text{firefly}(i)$  position as in (17)
        ▷ % Sigmoid function %
14      $\text{firefly}(i) = \text{SIGMOID\_FUNCTION}(\text{firefly}(i))$ 
15   end if
16 end for
17 end for
18 end for

```

Step 3: Algorithm termination

```

19 Postprocess results and visualisation

```

The FA main part is enclosed in the generation loop between lines 4 and 18. It iterates from 1 to $maxgen$ with step of 1 and contains two inner loops.

The first inner loop iterates from $\text{firefly}(1)$ to $\text{firefly}(popsiz)$. For each iteration, FITNESS_EVALUATION() implemented in Algorithm 2 is called with $\text{firefly}(i)$ as input. Therefore, this function maps the configuration (i.e., power values and modulation types over the N subcarriers) encoded by $\text{firefly}(i)$ from its binary representation to its real value and saves it in $temp$. Next in line 3, based on $temp$, the interference introduced to the PU in addition to the sum of the transmitted power over the N subcarriers are calculated. If this interference exceeds the threshold that PU tolerates or the SU transmitted power exceeds $Power_max$, therefore, $\text{firefly}(i)$ does not respect the problem constraints and consequently it will be banned by affecting zero to its fitness value. In the other case, $\text{firefly}(i)$ fitness value is evaluated as in (11).

Once the fitness function evaluation is done for all the fireflies, the algorithm proceeds to the second inner loop which mimics the fireflies attraction and movement phenomena. Indeed, in line 10, each firefly will compare its own fitness calculated in the first inner loop to the other fireflies fitness. Thus, for a given $\text{firefly}(i)$ and $\text{firefly}(j)$, if $\text{firefly}(i)$ fitness is better (greater) than $\text{firefly}(j)$ fitness then there is nothing to do, in the other case $\text{firefly}(i)$ will be attracted to $\text{firefly}(j)$. Yang quantifies this attractiveness through the variable β . Taking into consideration FA assumption 2, the attractiveness β is proportional to the light intensity seen by $\text{firefly}(i)$. However, since the light intensity is absorbed by the media, as the distance r between $\text{firefly}(i)$ and $\text{firefly}(j)$ increases the attractiveness decreases. Thus, the attractiveness β between $\text{firefly}(i)$ and $\text{firefly}(j)$ is calculated as (Tilahun and Ngnotchouye, 2017)

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2}, \quad (15)$$

where β_0 is the initial attractiveness at distance $r = 0$, γ is the light absorption coefficient, and r is the distance between $\text{firefly}(i)$ and $\text{firefly}(j)$. Indeed, there are different ways to evaluate this last, however, in this paper the Cartesian distance is adopted as

$$r_{ij} = |firefly(i) - firefly(j)|$$

$$= \sqrt{\sum_{b=1}^{solsize} (firefly(i, b) - firefly(j, b))^2}. \quad (16)$$

Finally, $firefly(i)$ movement to another brighter $firefly(j)$ is determined by

$$firefly(i) = firefly(i) + \beta(firefly(j) - firefly(i)) + \alpha(rand() - 1/2). \quad (17)$$

The first term in the right-hand part of (17) is the current position, the second term is due to the attraction, and the third term represents a random motion where $rand()$ is a uniform distributed random number chosen in the interval $[0, 1]$.

However, as the second and the third term in the right-hand part of (17) are real, the fireflies positions' updating will alter the binary solution representation. Therefore, a sigmoid function that restricts new fireflies' positions to binary values is needed. After testing different sigmoid functions, we opt for the V-shaped transfer function (Mirjalili et al., 2014) depicted in equation (18), as it has exhibited for our present problem the best results. In (18) the V-shaped transfer function converts the real value enclosed in bit b of $firefly(i)$, to a probability that bit b changes its value from '0' to '1' and vice versa as depicted in (19), where b^{-1} is the complement of b in the domain $\{0, 1\}$ (i.e., b^{-1} equals 0 if b is 1 and vice versa).

$$sigmoid(b) = \left\lfloor \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{2}{\pi} \times b\right) \right\rfloor \quad (18)$$

$$b = \begin{cases} b^{-1}, & \text{if } rand() < sigmoid(b) \\ b & \text{if } rand() \geq sigmoid(b) \end{cases} \quad (19)$$

Therefore, once $firefly(i)$ position is updated in Algorithm 4, line 12, the sigmoid function implemented in Algorithm 3 is called. This last, takes as input the updated position of $firefly(i)$, and iterates over its $solsize$ bits. For each bit based on (18) a decision about its new value, whether 0 or 1 is taken. The SIGMOID_FUNCTION() ends up by the for loop termination and turns back the new binary position of $firefly(i)$.

Once all the fireflies' positions are updated, a new fireflies population is constructed, and the algorithm proceeds to the next generation with the updated population.

3.2 Cuckoo search algorithm adaptation for SU QoS optimisation

Cuckoo search is a population-based algorithm proposed by Yang and Deb in 2009. It was inspired by the brooding parasitism behaviour of certain cuckoo species combining with the behaviour of Lévy flight. In the real world, Cuckoo birds lay their eggs in other species birds' nests. Most often, the host bird presumes that the eggs are its own, and consequently raises and takes care of them. However, in cases where the cuckoo's eggs are discovered, host bird

whether throws them out or abandons the nest. Such behaviour inspired Yang and Deb (2009) to formulate the CS where eggs in nests represent the current solutions or generation and the cuckoo egg is a metaphor for a new solution.

The CS formulation is stated on the following three assumptions:

- Only one egg is laid by a cuckoo at a time. This egg is dumped in a randomly chosen nest. Both, the egg and the nest represent a feasible solution in the search space. Therefore, there is no difference between an egg, a nest, and solution.
- The best nests with high-quality eggs (solutions) from the current generation will survive and carry over to the next generation;
- The host bird might discover the egg laid by a cuckoo with a probability $P_a \in [0, 1]$. In such event, the host bird will either dispose the egg or desert the nest in order to build a new nest. In other words, a percent P_a from the solutions set will be replaced by new random solutions.

Relying on these principles, CS adaptation for SU QoS optimisation is outlined in Algorithm 5.

Like FA, CS initialisation part starts with a call to CR_PARAMETERS_INIT() function in order to initialise the parameters related to CR, followed by CS parameters initialisation.

In line 3, in a similar way to FA, $popsiz$ binary solutions are generated with respect to the structure depicted in Figure 2. The only difference between this population and the one generated in FA is that the population (solutions) members are so-called fireflies, whereas in CS terminology they represent nests/eggs. For the sake of clarity, in the CS description (Algorithm 5), only the term nest is used to refer to a solution.

From line 4 to 6, nests fitness are evaluated. Next, in line 7, the best nest with the best fitness value (greater) is saved to $bestnest$ and its fitness value to $fmax$.

Algorithm 5 CS for SU QoS optimisation

Step 1: Initialisation

▷ % Parameters related to CR state %

1 CR_PARAMETERS_INIT()

▷ % CS Parameters initialisation %

2 Initialise alien eggs discovery rate (pa), step size parameter (α), generation number ($maxgen$), population size ($popsiz$).

▷ % First random generation %

3 Generate $popsiz$ nests randomly.

4 **for** $i = 1$ to $popsiz$ **do**

5 $fitness(i) = \text{FITNESS_EVALUATION}(nests(i))$

6 **end for**

7 Save the best nest and its fitness to $bestnest$ and $fmax$ respectively.

Step 2: Algorithm body

```

▷ % Generation loop %
8  for gencount = 1 to maxgen do
  ▷ % First inner loop: Get new nests via Lévy flights %
9    for i = 1 to popsize do
10     Generate new nest (newnest) using (20)
11     newnest = SIGMOID_FUNCTION(newnest)
12     newFitness = FITNESS_EVALUATION(newnest)
13     if newFitness > fitness(i) then
14       fitness(i) = newFitness
15       nest(i) = newnest
16     end if
17   end for
  ▷ % Second inner loop: Alien eggs discovery%
18   for i = 1 to popsize do
19     if rand() >  $P_a$  then
20       Generate new nest (newnest) using (23)
21       newnest = SIGMOID_FUNCTION(newnest)
22       newFitness = FITNESS_EVALUATION(newnest)
23       if newFitness > fitness(i) then
24         fitness(i) = newFitness
25         nest(i) = newnest
26       end if
27     end if
28   end for
  ▷ % Update the best fitness %
29   Find the current best nest, and update bestnest and fmax
  accordingly.
30 end for
Step 3: Algorithm termination
31 Postprocess results and visualisation

```

The generation loop which represents the CS main body starts at line 9. It encloses two inner loops. The first inner loop iterates *popsize* times, and during each iteration *i*, a random nest *newnest* is generated by Lévy flights as

$$newnest(i) = nest(i) + \alpha \times rand() \times sz, \quad (20)$$

where $\alpha > 0$ is the step size parameter. It should be related to the scales of the problem, however, in general it can be set to 1. *rand()* is a uniform distributed random number in $[0, 1]$, whereas, *sz* represents the step size and is defined

$$sz = \frac{x}{|y|^{1/\beta}} \times \frac{\sigma_x(\beta)}{\sigma_y(\beta)} \times (nest - bestnest), \quad (21)$$

where *x* and *y* are normal random variables with mean zero and standard deviations $\sigma_x(\beta)$ and $\sigma_y(\beta)$ given by

$$\sigma_x(\beta) = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right]^{1/\beta}, \quad \sigma_y\beta = 1, \quad (22)$$

where $\Gamma()$ stands for the Gamma distribution function, whereas β is the distribution factor with $\beta \in [0.3, 1.99]$. In their CS implementation, Yang and Deb (2018) suggested a value of 1.5 for β .

In similar way to FA, solution position updating will alter the binary representation, thus SIGMOID_FUNCTION() is called in line 11. Next, the *newnest* fitness is evaluated in line 12. Finally, *nest(i)* and *newnest* fitness are compared, if the latter presents a better fitness, it replaces *nest(i)* in the current population.

At line 18, the second loop starts. It mimics the fact that some cuckoo eggs/nests will get discovered with the probability P_a and consequently they will get abundant, thus new ones need to be constructed. In this respect, in line 19, a random number is generated and, if it is inferior to P_a a new nest is created as

$$newnest = nest(i) + sz. \quad (23)$$

Herein *sz* is equal to the difference between two nests chosen randomly, multiplied by a random number as

$$sz = rand() \times (nest(randperm(1, popsize)) - (nest(randperm(1, popsize)))), \quad (24)$$

where *rand()* is a uniform distributed random number chosen in the interval $[0, 1]$ and *randperm()* returns a random integer between 1 and *popsize*.

Next, if *newnest* presents a better solution comparing to *nest(i)* it replaces it. By the second loop termination, the best nest and its fitness value are updated, and a new generation loop starts.

3.3 Bat algorithm adaptation for SU QoS optimisation

Bat algorithm (BA), has been proposed by Yang in 2010. In nature bat emits sound waves, and once these waves hit an object they reflect back to the bat as echoes. By processing these echoes, the bat's brain gets a perfect awareness of its surrounding space. Such awareness allows bats to distinguish between a prey and an obstacle, also to estimate the distance to their prey and to move without hitting obstacles even in complete darkness.

In order to develop BA, Yang (2010) and Jayabarathi et al. (2018) has idealised bat's echolocation capability by setting the following rules:

- All bats use echolocation to sense distance, and they also know the difference between food/prey and background barriers.
- *Bat(i)* flies randomly with velocity *v(i)* and with frequency f_{min} , searching for a prey. Depending on this last proximity, each bat automatically adjusts their emitted pulses frequency and the pulse emission rate $r(i) \in [0, 1]$.
- During the search process, the loudness varies from a large positive to a minimum constant value.

Based on these idealised rules, BA basic steps can be summarised as the pseudo code given in Algorithm 6.

BA starts with the CR and BA parameters initialisation. At line 3, a random generation of *popsiz*e bats is created in a similar way to what we have seen for FA and CS algorithms. Next, bats' fitness is calculated. At line 5, the generation loop starts. It encloses one loop that iterates *popsiz*e times. During this inner loop, each *bat(i)* moves in the search space with respect to the following equations:

$$f(i) = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \times \text{rand}(), \quad (25)$$

$$v(i) = v(i) + (bat(i) - \text{bestbat}) \times f(i), \quad (26)$$

$$\text{tempbat} = bat(i) + v(i). \quad (27)$$

The first equation (25) updates *bat(i)* frequency *f(i)*. It controls the bat movement speed where $f_{\min}$ and $f_{\max}$ are respectively the minimum and the maximum values of *f(i)*, whereas, *rand()* is a random number drawn from uniform distribution in the interval [0, 1]. The second equation (26) updates *bat(i)* velocity, where *bestbat* denotes the current global best solution. Finally, the third equation (27) is used to calculate *bat(i)* eventual future position, *tempbat(i)*. As velocity takes real values, *tempbat* will not have a binary representation. Consequently, to restore this last, *SIGMOID_FUNCTION()* is called in line 13.

In the hope to discover better solutions, from line 14 to 18, the promising regions are explored more intensively through a local search. In this respect, a random number between 0 and 1 is generated, and if it is bigger than *bat(i)* pulse rate *r(i)*, a solution *xbestbat* is selected from the current best ones. Then, some *tempbat* dimensions are exchanged with some *xbestbat* dimensions.

Next, *tempbat* fitness function is evaluated in line 19, and if *tempbat* represents a better solution it replaces the current *bat(i)* in line 25. Furthermore, to simulate the fact that the pulse emission rate increases and the loudness decreases as a given bat gets closer to its prey, the loudness *A(i)* and pulse rate *r(i)* are updated as

$$A(i) = \alpha \times A(i), \quad (28)$$

$$r(i) = r_0(i) \times (1 - e^{-\gamma \times \text{gencount}}), \quad (29)$$

where $0 < \alpha < 1$ and $\gamma > 0$ are constants, $r_0(i)$ is *bat(i)* pulse emission rate initial value, *gencount* is the current generation number.

Once all the bats' positions are updated, their respective fitness are ranked, the current *bestbat* is updated and the algorithm proceeds to the next generation with the updated population.

Algorithm 6 BA for SU QoS optimisation

Step 1: Initialisation

- 1 CR_PARAMETERS_INIT()
 - ▷ % BA Parameters initialisation %
- 2 For each *bat(i)*, define velocity *v(i)*, frequency *f(i)*, pulse rate *r(i)* and loudness *A(i)*. Initialise the minimum

frequency $f_{\min}$, the maximum frequency $f_{\max}$, the constants α and γ , and for each *bat(i)* the emission rate $r_0(i)$ and the loudness *A(i)*.

▷ . % First random generation %

3 Generate *popsiz*e bats randomly.

4 **for** *i* = 1 to *popsiz*e **do**

5 *fitness(i)* = FITNESS_EVALUATION(*bat(i)*)

6 **end for**

7 Save the best bat and its fitness to *bestbat* and *fmax* respectively.

Step 2: Algorithm body

▷ . % Generation loop %

8 **for** *gencount* = 1 to *maxgen* **do**

▷ % Update bats' position %

9 **for** *i* = 1 to *popsiz*e **do**

10 Adjust *bat(i)* frequency as in (25)

11 Update *bat(i)* velocity as in (26)

12 Update *bat(i)* binary position as in (27) and save it in *tempbat*

13 *tempbat* = SIGMOID_FUNCTION(*tempbat*)

14 Do local search:

15 **if** *rand()* > *r(i)* **then**

16 Select a solution *xbestbat* among the best solutions randomly

17 Change some of *tempbat* positions vector with some of *xbestbat*

18 **end if**

19 *newFitness* = FITNESS_EVALUATION(*tempbat*)

20 **if** (*newFitness* >= *Fitness(i)*) and (*rand()* < *A(i)*) **then** accept *tempbat*:

21 *bat(i)* = *tempbat*

22 *fitness(i)* = *newFitness*

23 Increase *r(i)* and reduce *A(i)* as in (28) and (29) respectively.

24 **end if**

25 **end for**

26 Rank the bats and find the current *bestbat*

27 **end for**

Step 3: Algorithm termination

28 Postprocess results and visualisation

3.4 GAs and PSO

GAs and PSO are well-known and popular optimisation algorithms, however for paper consistency we introduce them herein briefly. For more details about their application in the context of CR we refer the reader to Saoucha et al. (2013) and Mahdi et al. (2012).

The principle of GAs is to simulate species evolutionary process, drawing inspiration from the evolution theory proposed by Charles Darwin. The evolution of living species is based on the laws of survival or what is called natural selection. According to these laws, only the most

suitable individuals have a sufficient longevity to generate a progeny (to reproduce). On the other hand, poorly adapted individuals tend to disappear. In this context, an individual is identified by a set of data or genes called chromosomes. Reproduction is done through chromosomal recombination (crossover) of two primary individuals; which gives rise to childish individuals with a genetic fingerprint inherited from their parents. In fact, the genetic code of children may contain non-existent genes in parents. This genetic phenomenon is called ‘mutation’. It allows changes in the morphology of the species, always in the direction of a better adaptation to its natural environment.

PSO is inspired from swarm intelligence of animals (like fish, birds, etc.) and also from human behaviour. A multiple versions of PSO were developed and applied to many fields of difficult optimisation problems since it was proved that this technique is more efficient than traditional search algorithms including GAs. In PSO, a problem is solved by having a set of candidate solutions also called particles and moving them (according to mathematical formula) around the search while sharing each time the global best solution in order to enhance solutions quality.

4 Simulations and results

In our simulations, we assume co-existent model as depicted in Figure 1. PU’s bandwidth is of 5 MHz, with intermediate frequency of 650 MHz. In the other hand, SU has 5 MHz bandwidth split into 16 subcarriers, with eight subcarriers in each side of PU’s bandwidth. We also assume a Rayleigh fading channel with a mean of one, and an AWGN with power spectral density of 10^8 W/Hz. The OFDM symbol duration is $T_s = 100$ μ s. Moreover, the modulation scheme is chosen from the set BPSK, QPSK, 8 QAM, 16 QAM, 32 QAM, 64 QAM and 128 QAM. Finally, whereas the maximum SU transmitted power is 5 W, the maximum tolerable interference to the PU is 0.01 W. The three scenarios frequently faced by a CR as discussed in Section 2, are encountered through the weights vector variation as shown in Table 1 (Pradhan and Panda, 2014).

Table 1 Weighting objectives

<i>Mode</i>	<i>Main objective</i>	<i>[w₁, w₂, w₃]</i>
Low power mode	Minimise power	[0.80, 0.15, 0.05]
Healthcare mode	Minimise BER	[0.15, 0.80, 0.05]
Multimedia mode	Maximise throughput	[0.05, 0.15, 0.80]

The tested approaches are programmed in MATLAB environment and executed on Intel (R) Core (TM) – 2 Duo CPU T6400 @ 2.00 GHz with 3 GB RAM, 64-bit operating system. Moreover after preliminary trials, the selected parameter settings for GA, PSO, FA, CS and BA are given in Table 2. Indeed, to guarantee a fair comparison baseline, we fix the common parameters: population size and generation number on 30 and 1,000 respectively for all tested algorithms.

Furthermore, as the investigated approaches are stochastic, we processed each simulation 100 times and the average values are presented. For assessment and comparison between the different algorithms, we use three common metrics. The first one, is the best fitness, which is calculated according to (11). The second metric is the best generation in which the best fitness is achieved. The third metric is the best computational time, which refers to the processing time needed to reach the best fitness. Thus, whereas the first metric reflects the QoS offered to the SU, the second and the third reflect how quick a good solution could be achieved. The latter is very important for the SU communication quality because its environment is dynamic and its transmission is constrained by the bandwidth availability. Thus, SU needs to find the best parameters to transmit with as quick as possible, to communicate and to leave the vacant channel before the PU appearance, otherwise its communication will be interrupted and he would suffer from serious QoS degradation.

In the following, in Figures 3, 4 and 5, we plot the fitness function convergence for the five implemented algorithms for low power, healthcare and multimedia mode, respectively. In Tables 3, 5 and 7, we present the best fitness, the best generation, and the computational time in addition to the subobjectives satisfaction for the three different modes. Furthermore, in order to highlight the performance gap between the proposed approaches and GA and PSO, the saving rates for the three investigated modes are presented in Tables 4, 6 and 8.

4.1 Low power mode

From Figure 3, we can say that each of the five implemented algorithms leads to an optimisation of the fitness function. Furthermore, Table 3 reveals that this optimisation is in the desirable direction as indicated by the different objectives weights. Indeed, we can see from Table 3 that the biggest satisfaction is for power minimisation for which a weight of 0.80 is assigned, a less satisfaction for BER minimisation which corresponds to a weight of 0.15, and very more less satisfaction for the throughput maximisation matches the assigned weight of 0.05.

As for our new proposed methods: BA, FA and CS, it is so obvious that each of them presents a far better performance in comparison with GA and PSO that have been already proposed in literature. In fact, each of BA, FA and CS outperforms GA and PSO in terms of global fitness value, number of generations needed, execution time, even in terms of the main subobjective satisfaction. However, BA, FA and CS do not show the same performance and there is room for comparison. CS outperforms FA and this latter outperforms BA. Apparently, BA and FA get trapped into two different local optimums. As a matter of fact, taking into consideration the CR real-time aspect, CS reveals high performance, as only in 27 generations and 0.45 s, it leads to high quality solutions and outperforms all the others algorithms.

Table 2 Parameter setting

<i>GA</i>		<i>PSO</i>		<i>FA</i>		<i>CS</i>		<i>BA</i>	
<i>Par</i>	<i>Val</i>	<i>Par</i>	<i>Val</i>	<i>Par</i>	<i>Val</i>	<i>Par</i>	<i>Val</i>	<i>Par</i>	<i>Val</i>
Crossover	0.6	c_1	2	β_0	0.5	P_a	0.25	Initial $A(i)$	$rand \in [1, 2]$
Mutation	0.001	c_2	2	γ	0.4	α	0.1	$r_0(i)$	$rand \in [0, 1]$
		w	0.4	α	0.2			$f_{\min}$	0
								$f_{\max}$	0.2
								α	0.9
								γ	0.9

Table 3 Low power mode

	<i>Best fitness</i>	<i>Best generation</i>	<i>Time (s)</i>	<i>Minimise power</i>	<i>Minimise BER</i>	<i>Maximise throughput</i>
GA	0.7646	934	16.4551	0.7984	0.7915	0.1436
PSO	0.7716	821	42.1461	0.8065	0.8005	0.1279
BA	0.8473	53	6.7482	0.9012	0.7891	0.1592
FA	0.9284	74	32.8683	0.9859	0.9304	0.0020
CS	0.9361	27	0.4527	0.9919	0.9502	0.0010

Table 4 Saving rate of BA, FA and CS versus GA and PSO for low power mode

	<i>Best fitness(%)</i>		<i>Best generation(%)</i>		<i>Time(%)</i>		<i>Minimise power(%)</i>	
	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>
BA	10.82	9.81	94.33	93.54	58.99	83.99	12.88	11.74
FA	21.42	20.32	92.08	90.99	-99.75	22.01	23.48	22.24
CS	22.43	21.32	97.11	96.71	97.25	98.93	24.24	22.99

Table 5 Healthcare mode

	<i>Best fitness</i>	<i>Best generation</i>	<i>Time (s)</i>	<i>Minimise power</i>	<i>Minimise BER</i>	<i>Maximise throughput</i>
GA	0.8277	934	16.6792	0.5444	0.9275	0.0801
PSO	0.8365	985	22.4813	0.5	0.9491	0.0439
BA	0.8801	38	2.0810	0.7056	0.9671	0.0107
FA	0.9332	62	13.0670	0.9516	0.9881	0.001
CS	0.9351	53	0.6018	0.9516	0.9904	0.001

Table 6 Saving rate of BA, FA and CS versus GA and PSO for Healthcare mode

	<i>Best fitness(%)</i>		<i>Best generation(%)</i>		<i>Time(%)</i>		<i>Minimise power(%)</i>	
	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>
BA	6.33	5.21	95.93	96.14	87.52	90.74	4.27	1.9
FA	12.75	11.56	93.36	93.71	21.66	41.88	6.53	4.11
CS	12.98	11.79	94.33	94.62	96.39	97.32	6.78	4.35

Table 7 Multimedia mode

	<i>Best fitness</i>	<i>Best generation</i>	<i>Time(s)</i>	<i>Minimise power</i>	<i>Minimise BER</i>	<i>Maximise throughput</i>
GA	0.6487	934	10.0020	0.5726	0.8211	0.6211
PSO	0.6904	363	8.4530	0.4395	0.8206	0.6816
BA	0.9195	36	2.0864	0.4879	0.801	0.9688
FA	0.9510	146	35.5933	0.6956	0.7745	1
CS	0.9479	884	15.9228	0.619	0.7879	1

Moreover from Table 4, it is so obvious from the saving rate values that BA, FA and CS present a far better performance in comparison with GA and PSO. For instance, for the best generation, CS provides a saving rate of 97.11% and 96.71% in comparison with GA and PSO, respectively. However, BA, FA and CS do not show the same performance and there is room for comparison. CS outperforms FA and this latter outperforms BA. Apparently, BA and FA get trapped into two different local optimums. Finally, taking into consideration the CR real-time aspect, CS represents a promising candidate, as only in 0.45 s with a saving rate of 97.25% and 98.93% in comparison with GA and PSO, respectively, it leads to the highest reached fitness and outperforms all the others algorithms.

Figure 3 Fitness convergence characteristics in low power mode

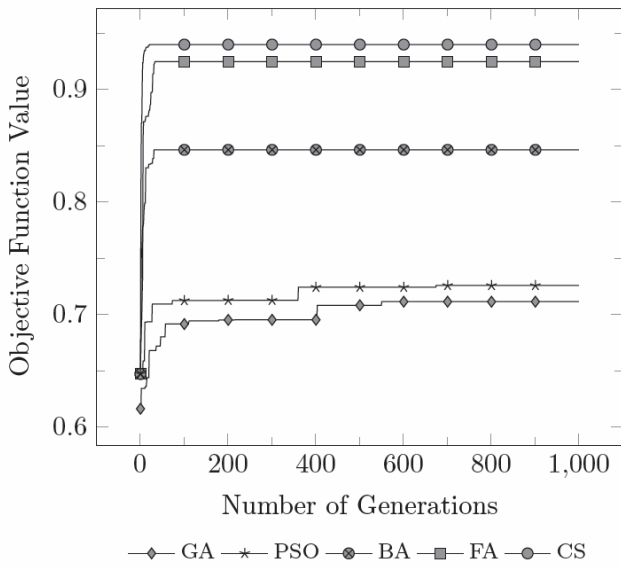
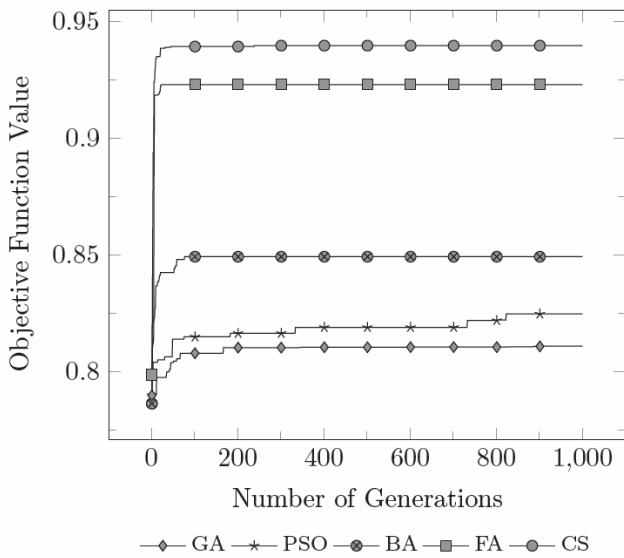


Figure 4 Fitness convergence characteristics in healthcare mode



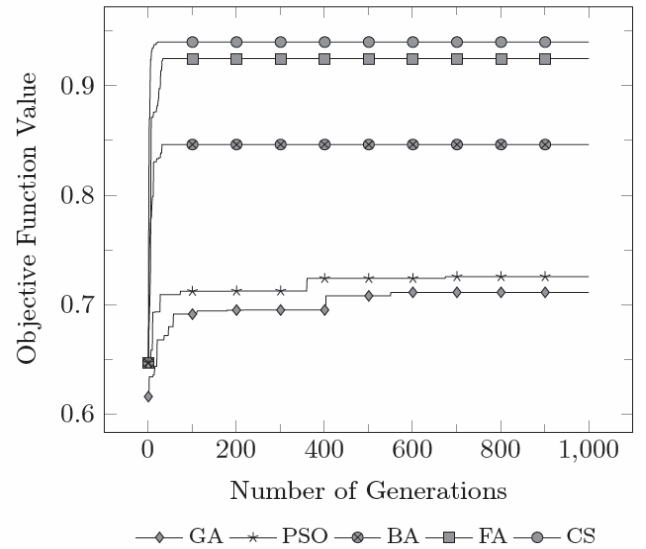
4.2 Healthcare mode

For the healthcare mode, the five algorithms exhibit a similar behaviour to low power mode, and the same observations can be done as follows. According to Table 5 the five tested approaches lead to a global optimisation with giving the priority to the main objective of the mode (BER minimisation). However, again, the three proposed approaches reveal a far better performance comparing to PSO and GA with saving rates goes up to 94.62% for the best generation and up to 97.32% for the execution time as shown in Table 6. Furthermore, CS outperforms BA and FA, by leading to a greater fitness value of 0.94 only in 0.6 second. Thus, again taking into consideration the real-time aspect of the CR and its changing environment, CS represent the best alternative for this mode.

4.3 Multimedia mode

For multimedia mode the proposed algorithms FA, BA and CS outperform PSO and GA, with close performance between FA and CS. For the saving rates presented in Table 8 some negative values occur in the columns of best generation and execution time. The explanation behind this is as follows: whereas GA and PSO get trapped in an earlier generation and prematurely in a local optimum, FA and CS require more time and generation to achieve higher fitness value with a saving rate up to 46%.

Figure 5 Fitness convergence characteristics in multimedia mode



To examine the effect of increasing the subcarriers numbers on the algorithms performance, we have increased the number of subcarriers from 32 to 1,024 by a power of two. The obtained results for the three modes are presented as follows. On Figure 6, we have plotted the best fitness obtained by the different implemented algorithms for each case (32, 64, 128, 256, 512 and 1,024 subcarriers).

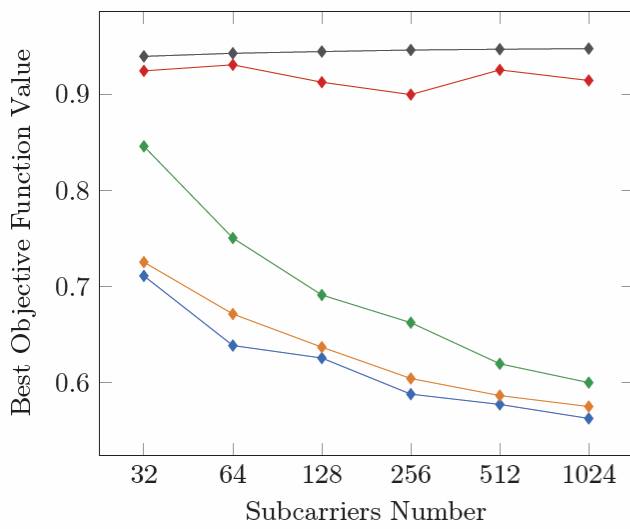
From Figures 6(a), 6(b) and 6(c), we can say that the five algorithms exhibit a similar performance to the 16 subcarriers case. Thus, the three proposed algorithms FA, BA and CS present a better performance comparing to GA and PSO. Precisely, BA shows a better performance

than GA and PSO but not as good as CS and FA. For low power and healthcare modes, CS outperforms all the other algorithms whereas for multimedia mode the superiority is for FA.

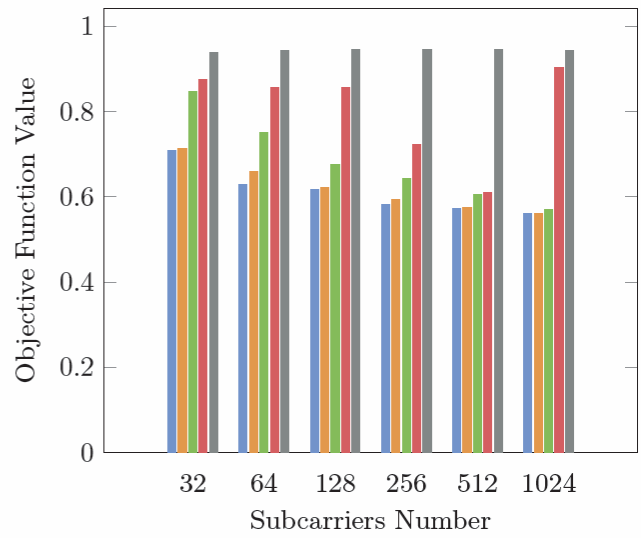
Table 8 Saving rate of BA, FA and CS versus GA and PSO for multimedia mode

	<i>Best fitness(%)</i>		<i>Best generation(%)</i>		<i>Time(%)</i>		<i>Minimise power(%)</i>	
	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>	<i>GA</i>	<i>PSO</i>
BA	41.75	33.18	96.15	90.08	79.14	75.32	55.98	42.14
FA	46.60	37.75	84.37	59.78	-255.86	-321.07	61.00	46.71
CS	46.12	37.30	5.35	-143.53	-59.2	-88.37	61.00	46.71

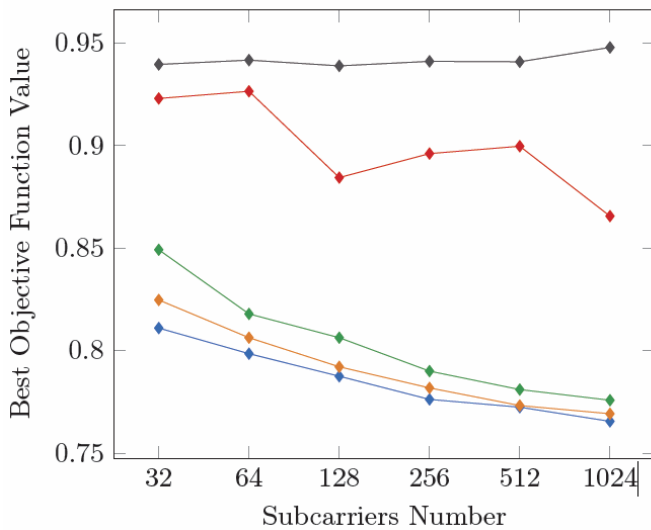
Figure 6 Objective function convergence characteristics in terms of subcarriers number and time, (a) and (d) low power mode (b) and (e) healthcare mode (c) and (f) multimedia mode (see online version for colours)



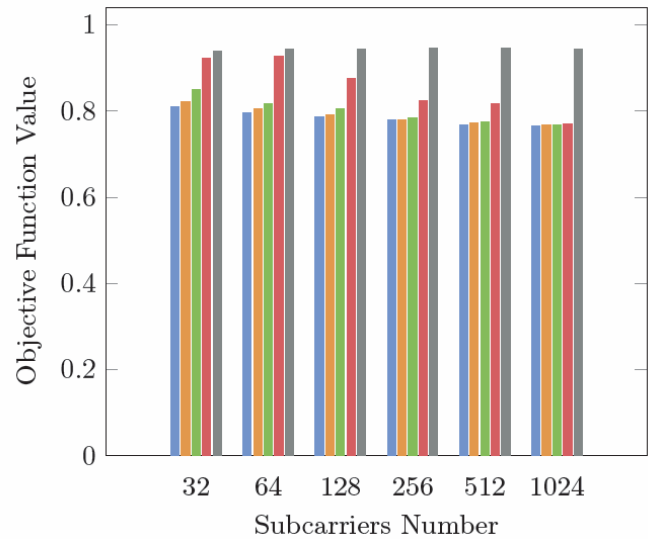
(a)



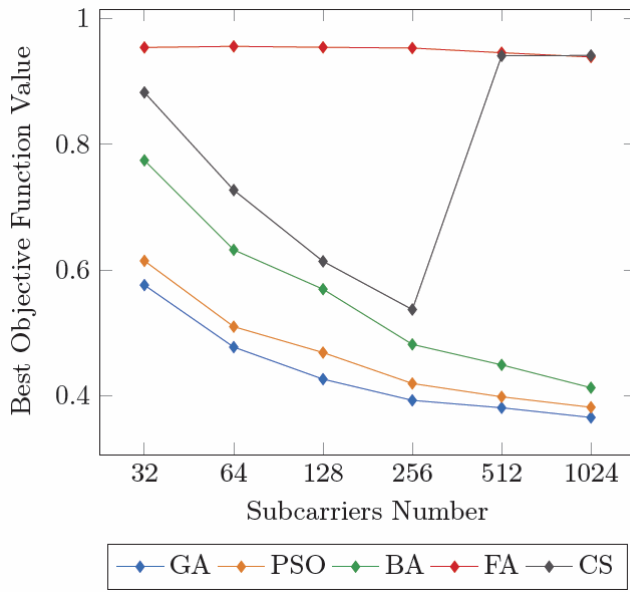
(d)



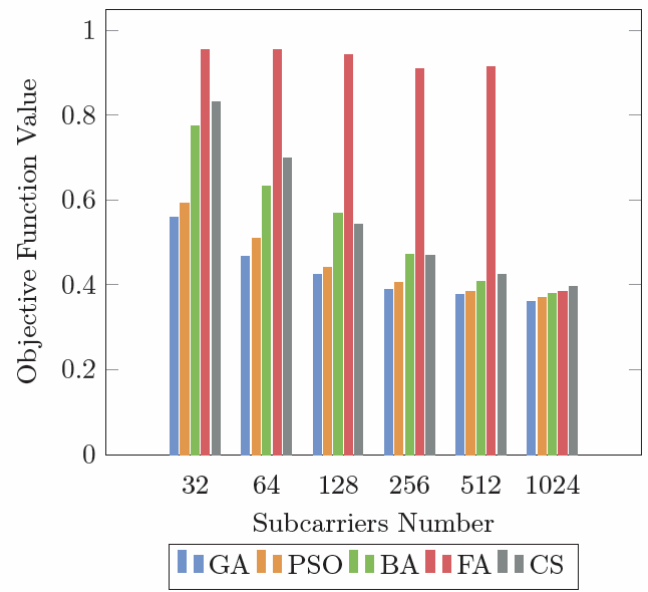
(b)



(e)

Figure 6 Objective function convergence characteristics in terms of subcarriers number and time, (a) and (d) low power mode (b) and (e) healthcare mode (c) and (f) multimedia mode (continued) (see online version for colours)

(c)



(f)

For the above simulations no condition is set on the running time, indeed the termination condition was set to *maxgen* generation. Thus, implicitly, we supposed that the CR has enough time to run the optimisation algorithm and search for a global solution to be found (the best solution). This could be the case if the optimisation algorithm is running offline or the CR is transmitting on vacant TV band channels, also known as ‘TV white space’. However, for real-time implementation, very often the CR encounters situation where the vacant channel is available only for a very short amount of time, especially when we are talking about highly demanded frequency such cell phone bands. In the other hand, an algorithm who exhibits a high performance in comparison to another once after convergence does not necessarily exhibit the same performance in a short amount of time. In this respect we fix the run time for the five algorithms to 10 s and the achieved fitness values are presented in Figure 6(d), 6(e) and Figure 6(f).

We note that 10 s is more than enough for CS to achieve a high fitness value for low power and healthcare modes and this for 32 to 1024 subcarriers, whereas for multimedia mode, it is FA who shows better performance in 10 s.

5 Conclusions

We have proposed OFDM link adaptation algorithms for CR networks based on firefly, bat, and cuckoo search algorithms. The main two objectives have been fixed to provide a high QoS to the secondary user taking in consideration the presence of primary user. Those two objective were formulated as a multiobjective optimisation

constraint problem and solved using bat, firefly, and cuckoo search algorithms. In the simulation part, the cases of 16, 32, 64, 128, 256, 512 and 1,024 subcarriers where studied and the performance of the proposed approaches where compared with those existing in literature, namely GA and PSO; taking into consideration three common metrics: best fitness, best generation, computation time in addition the satisfaction of subobjectives depending on the running mode. Finally, we resume that the proposed three new algorithms far outperform GA and PSO with great advance of CS for low power and healthcare modes and FA for multimedia mode. Effectively, we highly recommend the use of CS and FA as an optimisation tools for CR as they show high performance in a very small lapse of time. As a matter of fact, there is another advantage about CS, in contrary to the other algorithms. CS involves only two parameters to tune. As it is known in literature, tuning metaheuristic is a big issue that consumes a lot of time and depends on the problem in hand.

References

- Aneja, B., Sharma, K. and Rana, A. (2019) ‘Spectrum sensing techniques for a cognitive radio network’, in *Advances in System Optimization and Control*, Springer, pp.133–144.
- Bansal, G., Hossain, M.J. and Bhargava, V.K. (2008) ‘Optimal and suboptimal power allocation schemes for OFDM-based cognitive radio systems’, *IEEE Transactions on Wireless Communications*, November, Vol. 7, No. 11, pp.4710–4718.
- Cohen, D., Tsiper, S. and Eldar, Y.C. (2018) ‘Analog-to-digital cognitive radio: Sampling, detection, and hardware’, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 35, No. 1, pp.137–166.

- de Baynast, A., Mähönen, P. and Petrova, M. (2008) 'Arq-based cross-layer optimization for wireless multicarrier transmission on cognitive radio networks', *Computer Networks, Cognitive Wireless Networks*, Vol. 52, No. 4, pp.778–794.
- FCC (2002) 'Spectrum policy task force', *ET Docket*, Nos. 2–135, November.
- Jayabarathi, T., Raghunathan, T. and Gandomi, A. (2018) 'The bat algorithm, variants and some practical engineering applications: a review', in *Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization*, Springer, pp.313–330.
- Mahdi, A.H., Mohanan, J., Kalil, M.A. and Mitschele-Thiel, A. (2012) 'Adaptive discrete particle swarm optimization for cognitive radios', in *2012 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, June, pp.6550–6554.
- Merwaday, A., Yuksel, M., Quint, T., Güvenç, I., Saad, W. and Kapucu, N. (2018) 'Incentivizing spectrum sharing via subsidy regulations for future wireless networks', *Computer Networks*, Vol. 135, pp.132–146.
- Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Yang, X-S. (2014) 'Binary bat algorithm', *Neural Comput. Appl.*, September, Vol. 25, Nos. 3–4, pp.663–681 [online] <http://dx.doi.org/10.1007/s00521-013-1525-5>.
- Newman, T.R., Barker, B.A., Wyglinski, A.M., Agah, A., Evans, J.B. and Minden, G.J. (2007) 'Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers', *Wirel. Commun. Mob. Comput.*, November, Vol. 7, No. 9, pp.1129–1142 [online] <http://dx.doi.org/10.1002/wcm.v7:9>.
- Pan, S., Zhao, X. and Liang, Y-C. (2017) 'Robust power allocation for OFDM-based cognitive radio networks: a switched affine-based control approach', *IEEE Access*, Vol. 5, pp.18778–18792 [online] <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8031964/>.
- Pradhan, P.M. and Panda, G. (2014) 'Comparative performance analysis of evolutionary algorithm-based parameter optimization in cognitive radio engine: a survey', *Ad Hoc Networks*, Vol. 17, pp.129–146.
- Rieser, C.J., Rondeau, T.W., Bostian, C.W. and Gallagher, T.M. (2004) 'Cognitive radio testbed: further details and testing of a distributed genetic algorithm-based cognitive engine for programmable radios', in *2004 IEEE Military Communications Conference, MILCOM 2004*, October, Vol. 3, pp.1437–1443.
- Rondeau, T.W., Le, B., Rieser, C.J. and Bostian, C.W. (2004) 'Cognitive radios with genetic algorithms: Intelligent control of software defined radios', in *Software Defined Radio Forum Technical Conference*, Citeseer, pp.C3–C8.
- Saoucha, N.A. and Benmammar, B. (2017) 'Adapting radio resources in multicarrier cognitive radio using discrete firefly approach', *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, Vol. 13, No. 1, pp.39–44.
- Saoucha, N.A., Lammari, A.C. and Benatchba, K. (2013) 'Real-coded genetic algorithm parameter setting for cognitive radio adaptation', in *2013 International Conference on Smart Communications in Network Technologies (SaCoNeT)*, June Vol. 1, pp.1–5.
- Shams, F., Bacci, G. and Luise, M. (2014) 'A survey on resource allocation techniques in OFDM(a) networks', *Computer Networks*, Vol. 65, pp.129–150 [online] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1389128614001212>.
- Tilahun, S.L. and Ngnotchouye, J.M.T. (2017) 'Firefly algorithm for discrete optimization problems: a survey', *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol. 21, No. 2, pp.535–545.
- Wang, S. (2010) 'Efficient resource allocation algorithm for cognitive OFDM systems', *IEEE Communications Letters*, August, Vol. 14, No. 8, pp.725–727.
- Wang, S., Huang, F. and Zhou, Z.H. (2011) 'Fast power allocation algorithm for cognitive radio networks', *IEEE Communications Letters*, August, Vol. 15, No. 8, pp.845–847.
- Weiss, T., Hillenbrand, J., Krohn, A. and Jondral, F.K. (2004) 'Mutual interference in OFDM-based spectrum pooling systems', in *2004 IEEE 59th Vehicular Technology Conference, VTC 2004-Spring*, May, Vol. 4, pp.1873–1877.
- Yang, X-S. (2010) 'A new metaheuristic bat-inspired algorithm', *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010)*, pp.65–74, Springer, Berlin, Heidelberg.
- Yang, X-S. and Deb, S. (2018) 'Cuckoo search: state-of-the-art and opportunities', *arXiv preprint arXiv:1806.01631*.
- Yang, X-S., Chien, S.F. and Ting, T.O. (2015) *Bio-Inspired Computation in Telecommunications*, 1st ed., Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, ISBN: 0128015381, 9780128015384 [online] <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=2800310>.
- Zhang, X.q., Huang, Y.q., Jiang, H. and Liu, Y. (2009) 'Design of cognitive radio node engine based on genetic algorithm', in *WASE International Conference on Information Engineering, ICIE '09*, July, Vol. 2, pp.22–25.
- Zhang, Y. and Leung, C. (2009) 'Resource allocation in an OFDM-based cognitive radio system', *IEEE Transactions on Communications*, July, Vol. 57, No. 7, pp.1928–1931.
- Zhao, Z., Xu, S., Zheng, S. and Shang, J. (2009) 'Cognitive radio adaptation using particle swarm optimization', *Wirel. Commun. Mob. Comput.*, July, Vol. 9, No. 7, pp.875–881, [online] <http://dx.doi.org/10.1002/wcm.v9:7>.