

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)

Remerciements

Avant tout, nous remercions ALLAH LE TOUT PUISSANT qui nous a donné le courage, la force et la volonté pour accomplir ce travail.

Nos vifs remerciements vont ensuite à notre professeur et encadrant Mr. BENMAMMAR Badr pour son sérieux, son aide et sa disponibilité tout au long du semestre.

Un grand merci au président du jury de ce mémoire Mr. LEHSAINI Mohamed pour sa bonne humeur quotidienne et son sérieux durant ces trois dernières années.

Nous remercions également Mr. BENZIANE Yaghmoracen et Mr. MANA Mohamed qui ont accepté d'évaluer et d'examiner notre travail.

Merci à toute personne qui a contribué à la réalisation de notre projet de fin d'études et qui nous a aidé ne serait-ce qu'un petit peu.

Nous terminerons par remercier nos parents, nos frères et sœurs et nos amis pour leur soutien, leur aide et leurs encouragements.

Dédicaces

Je dédie ce travail
A mes chers parents pour leur patience, leur amour et leur
soutien tout au long de ma carrière,
A mes sœurs qui m'ont toujours apporté leur aide et leurs
encouragements,
A mes amis et tous ceux qui ont été là pour moi.

Ikram



Je dédie ce modeste travail de fin d'études à mes très chers
parents, pour leur patience, leur amour, leur soutien et leur
sacrifice pour mon bien être.

A mes très chers frères et sœurs, vous m'avez soutenu
durant toutes mes études je vous souhaite le bonheur.

A mes chers amis, mes camarades, et tous mes professeurs.

A tous ceux qui m'aiment, et tous ceux que j'aime.

A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.

Wafaa

Résumé

L'allocation de ressources spectrales est un problème majeur dans les réseaux de radio cognitive. Afin de résoudre ce problème, nous avons utilisé dans ce mémoire deux algorithmes basés sur les méta-heuristiques (l'algorithme des chauves-souris et l'algorithme de colonie d'abeilles). Une fonction objective a été appliquée sur trois modes de transmission différents pour atteindre une solution optimale. Après une étude comparative entre les deux algorithmes, nous avons constaté que dans la plupart des cas, les valeurs objectives sont approximativement similaires, mais l'algorithme des chauves-souris donne de meilleurs résultats en termes de temps d'exécution et de convergence.

Mots-clés: Radio cognitive - Optimisation multi-objectifs - Méta-heuristique - Algorithme des chauves-souris - Algorithme de colonie d'abeilles.

Abstract

Spectral resources allocation is a major problem in cognitive radio networks. To solve this problem, we used in this dissertation two metaheuristics algorithms (Bat Inspired Algorithm and Artificial Bee Colony Algorithm). An objective function was applied to three different transmission modes to achieve an optimal solution. After a comparative study between the two algorithms, we found that in most cases, the two algorithms perform approximately similar in terms of optimal fitness but, bat algorithm gives better results in execution time, or even convergence.

Keywords: Cognitive radio - Multiobjective optimization - Metaheuristic - Bat Inspired Algorithm - Artificial Bee Colony Algorithm.

ملخص

تتناول دراستنا مشكلة تخصيص الموارد في شبكات الراديو الإدراكية، ولذلك، لقد استعملنا خوارزميتين (خوارزمية الخفافيش و خوارزمية مجتمع النحل). تم تطبيق دالة موضوعية على ثلاثة أنماط مختلفة من الإرسال لإيجاد الحل الأمثل. بعد دراسة مقارنة بين الخوارزميتين، ونا أنه في معظم الحالات القيم تقريبا متشابهة، لكن خوارزمية الخفافيش لها أداء أفضل كثير من حيث وقت التنفيذ، أو حتى وقت الإستقرار.

كلمات مفتاحية: الراديو الإدراكية - التحسين المتعدد الأهداف - ميتاهورستك - خوارزمية الخفافيش - خوارزمية مجتمع النحل.

Table des matières

Introduction générale	1
I. CHAPITRE I: Réseaux de radio cognitive	3
I.1 Introduction	3
I.2 Radio logicielle (Software Radio "SR").....	3
I.2.1 Radio logicielle restreinte (Software Defined Radio "SDR")	4
I.3 Radio cognitive (RC)	4
I.3.1 Historique	4
I.3.2 Définition	4
I.3.3 Principe de fonctionnement.....	4
I.3.4 Relation entre radio cognitive et radio logicielle restreinte	5
I.3.5 Architecture de la radio cognitive	5
I.3.6 Cycle de cognition.....	7
I.3.6.1 Phase d'observation	8
I.3.6.2 Phase d'orientation	8
I.3.6.3 Phase de planification	8
I.3.6.4 Phase de décision	8
I.3.6.5 Phase d'action.....	8
I.3.6.6 Phase d'apprentissage	8
I.3.7 Fonctions de la radio cognitive	9
I.3.7.1 Détection du spectre (Spectrum Sensing)	9
I.3.7.2 Gestion du spectre (Spectrum Management)	9
I.3.7.3 Partage du spectre (Spectrum Sharing)	10
I.3.7.4 Mobilité du spectre (Spectrum Mobility).....	10
I.3.8 Domaines d'applications de la radio cognitive.....	10
I.4 Accès dynamique au spectre	11
I.4.1 Les enchères.....	11
I.4.2 La théorie des jeux	11
I.4.3 Les approches de Markov	11
I.4.4 Les Systèmes Multi Agents (SMA)	11
I.5 Conclusion	12
II. CHAPITRE II: Méta-heuristiques.....	14
II.1 Introduction.....	14

II.2	Heuristiques	14
II.3	Méta-heuristiques.....	14
II.4	Principe de voisinage	15
II.5	Heuristiques ou méta-heuristiques	15
II.6	Quelques méthodes méta-heuristiques	16
II.6.1	Recuit simulé.....	16
II.6.2	Recherche tabou	16
II.6.3	Les algorithmes génétiques	17
II.6.4	Algorithme de colonie d'abeilles.....	18
II.6.4.1	Historique.....	18
II.6.4.2	Comportement des abeilles	18
II.6.5	Algorithme de chauves-souris (BA).....	22
II.6.5.1	Echolocation des chauves-souris.....	22
II.6.5.2	Comportement des chauves-souris.....	22
II.6.5.3	Algorithme BA.....	23
II.6.5.4	Mouvements des chauves-souris.....	24
II.7	Conclusion	24
III.	CHAPITRE III: Implémentation de l'application et évaluation des résultats	26
III.1	Introduction.....	26
III.2	Population initiale	26
III.3	Caractéristiques d'un canal.....	27
III.4	Fonction objective.....	27
III.5	Modes de transmission.....	29
III.6	Critère d'arrêt.....	30
III.7	Paramètres choisis.....	30
III.8	Présentation de l'application.....	31
III.9	Simulations et résultats	33
III.10	Conclusion	41
	Conclusion générale.....	42
	Références bibliographiques	43
	Liste des figures	46
	Liste des tableaux.....	47
	Liste des abréviations.....	48

Introduction générale

Le développement rapide de l'industrie de la communication sans fil conduit de plus en plus à la rareté du spectre en raison de la politique d'attribution des fréquences fixes.

Pour résoudre ce manque de ressources spectrales, les chercheurs ont pensé à développer de nouvelles technologies de communication sans fil tel que la radio cognitive qui est considérée comme l'une des technologies les plus prometteuses pour les futurs réseaux de communication sans fil, car elle est basée sur l'attribution dynamique du spectre et permet donc de mieux l'utiliser.

Cette radio utilise son intelligence pour optimiser la qualité de service de l'utilisateur en adaptant ses paramètres de transmission.

Le principe est simple, il y a deux types d'utilisateurs: les utilisateurs primaires (ceux qui ont des bandes de fréquences assignées) et les utilisateurs secondaires qui ne disposent pas de licence. Ces derniers seront grâce à la radio cognitive autorisés à utiliser les parties libres des bandes de fréquence des utilisateurs primaires sans interférences nuisibles.

Le but de notre travail est de réaliser un moteur de radio cognitive en utilisant deux algorithmes basés sur les méta-heuristiques (L'algorithme de colonie d'abeilles ABC et l'algorithme des chauves-souris BA). Pour cela, nous allons fixer des paramètres et nous allons les faire évoluer jusqu'à une valeur optimale.

Nous allons par la suite comparer les performances des deux algorithmes dans différents cas en variant le nombre de canaux afin de mesurer l'impact de l'accroissement des sous porteuses.

Dans le premier chapitre, nous allons mieux définir le concept de la radio cognitive, parler de son fonctionnement, ses domaines d'application, son architecture...

Dans le second chapitre, nous nous concentrerons sur l'explication des deux algorithmes méta-heuristiques (ABC et BA) que nous allons utiliser pour essayer de résoudre ce problème d'allocation de ressources.

Dans le dernier chapitre, nous expliquerons l'approche adoptée pour la réalisation de notre travail, nous présenterons ensuite notre travail et nous ferons une étude comparative entre les résultats obtenus par les deux algorithmes dans différents modes de transmission.

CHAPITRE I

Réseaux de radio cognitive

I. CHAPITRE I: Réseaux de radio cognitive

I.1 Introduction

L'utilisation des réseaux sans fil est devenue indispensable au quotidien ces dernières années, et la demande des utilisateurs des technologies sans fil augmente de jour en jour.

Les systèmes sans fil existants ont été conçus pour fonctionner sur des bandes de fréquence dédiées, mais celles-ci ne sont pas totalement exploitées, ce qui entraîne une pénurie du spectre, du coup, l'attribution de fréquences pour les nouveaux systèmes radio est devenue difficile.

Alors que certaines bandes de fréquences sont surchargées, d'autres peuvent l'être moins, et il serait intéressant d'accéder aux ressources non utilisées de ces bandes, ce qui pousse les chercheurs à penser à de nouvelles méthodes pour gérer dynamiquement le spectre et c'est là que la radio logicielle intervient.

Afin d'optimiser l'utilisation du spectre et offrir une qualité de service meilleure, la radio logicielle a été améliorée et a donné naissance à la radio cognitive.

Dans ce chapitre, nous allons donner une brève définition de la radio logicielle, ensuite nous allons parler des différents aspects de la radio cognitive (son fonctionnement, ses domaines d'applications et son architecture), et nous finirons par citer quelques techniques liées à l'accès au spectre.

I.2 Radio logicielle (Software Radio "SR")

Inventée par Joseph Mitola en 1991, dans le but de définir une classe radio reprogrammable et reconfigurable.

La radio logicielle est une radio dans laquelle les fonctions typiques de l'interface radio généralement réalisées en matériel, telles que la fréquence porteuse, la largeur de bande du signal, la modulation et l'accès au réseau sont réalisés sous forme logicielle. Les radios logicielles modernes mettent également en œuvre des fonctions cryptographiques, codage correcteur d'erreur, codage source de la voix, de la vidéo ou des données.

Le concept de radio logicielle doit également être considéré comme une manière de rendre les usagers, les fournisseurs de services et les fabricants plus indépendants des normes. Ainsi, avec cette solution, les interfaces radio peuvent, en principe, être adaptées aux besoins d'un service particulier pour un usager particulier dans un environnement donné à un instant donné.

On distingue plusieurs niveaux d'avancement dans le domaine: la radio logicielle est le but ultime intégrant toute les fonctionnalités en logiciel, mais elle impose des phases

intermédiaires combinant anciennes et nouvelles techniques, on parle alors de radio logicielle restreinte (software defined radio). Les contraintes de puissance de calcul, de consommation électrique, de coûts...etc. imposent actuellement de passer par cette phase intermédiaire [1].

I.2.1 Radio logicielle restreinte (Software Defined Radio "SDR")

La radio logicielle restreinte est un système de communication radio qui peut s'adapter à n'importe quelle bande de fréquence et recevoir n'importe quelle modulation en utilisant le même matériel [2].

I.3 Radio cognitive (RC)

I.3.1 Historique

L'idée de la RC a été présentée officiellement par Joseph Mitola III à un séminaire à KTH, l'Institut royal de technologie, en 1998, publié plus tard dans un article de Mitola et Gerald Q. Maguire, Jr en 1999 [3].

Connu comme le « Père de la radio logicielle », Dr. Mitola est l'un des auteurs les plus cités dans le domaine. Il combine son expérience de la radio logicielle ainsi que sa passion pour l'apprentissage automatique et l'intelligence artificielle pour mettre en place la technologie de la RC [1].

I.3.2 Définition

La RC est une radio sans fil intelligente qui s'adapte automatiquement avec son environnement, sa position géographique et les besoins de l'utilisateur en ajustant ses paramètres (fréquence, modulation, puissance, bande passante) pour une meilleure utilisation des canaux de communication dans son voisinage.

La RC comprend un émetteur/récepteur capable de détecter intelligemment les canaux de communication libres et ceux qui ne le sont pas, et peut se déplacer dans les canaux non utilisés (libres).

Ceci permet d'optimiser l'utilisation des fréquences radio disponibles du spectre tout en minimisant les interférences avec d'autres utilisateurs [27].

I.3.3 Principe de fonctionnement

- Utilisateurs primaires (PU): dits utilisateurs licenciés, disposent d'une licence qui leur permet d'opérer à n'importe quel moment sur des bandes spectrales qui leurs sont réservées.
- Utilisateurs secondaires (SU): ne possèdent pas de licence mais peuvent accéder à des bandes de fréquence non utilisées par les utilisateurs primaires à n'importe quel moment et les cèdent une fois le service terminé ou une fois qu'un utilisateur primaire en aura besoin.

Les SU accèdent au spectre de façon opportuniste sans gêner les utilisateurs primaires.

I.3.4 Relation entre radio cognitive et radio logicielle restreinte

La radio logicielle est une technologie essentielle pour la RC c'est à dire que la RC doit être mise en œuvre autour de la radio logicielle.

Dans le modèle représenté dans la **Figure I.1**, les éléments de la RC entourent le support radio logicielle restreinte.

Le moteur cognitif représente la partie chargée de l'optimisation ou du contrôle du module radio logicielle restreinte en se basant sur quelques paramètres d'entrée tels que les informations issues de la perception sensorielle ou de l'apprentissage de l'environnement radio, du contexte utilisateur, et de l'état du réseau [4].

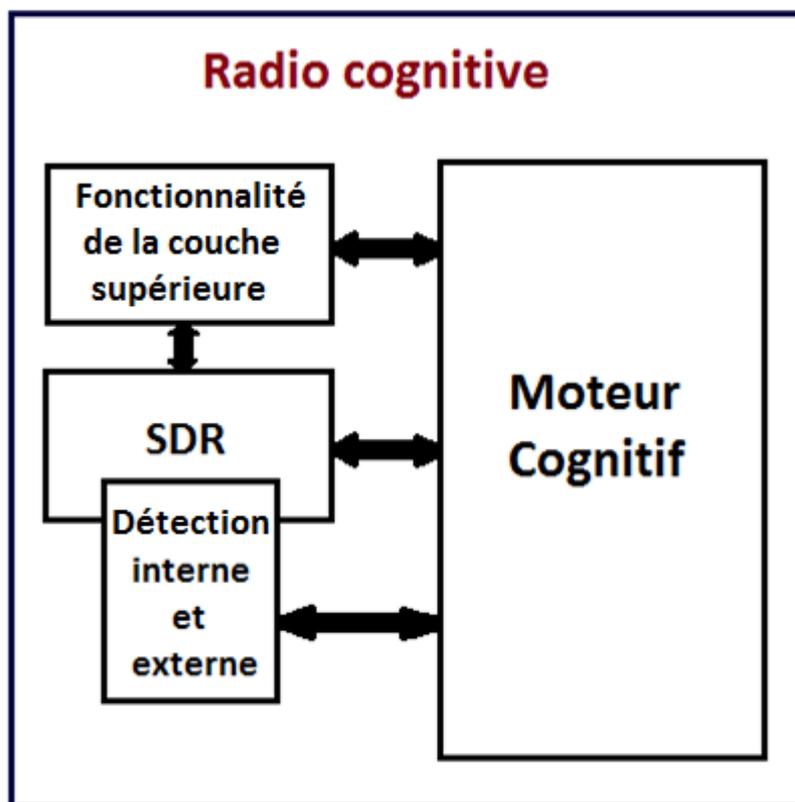


Figure I.1: Relation entre la RC et la SDR

I.3.5 Architecture de la radio cognitive

J. Mitola a défini six composantes qui permettent de réaliser un ensemble de fonctions et services. Ces six composantes sont:

- La perception sensorielle (Sensory Perception: SP) de l'utilisateur qui inclut l'interface haptique (du toucher), acoustique, la vidéo et les fonctions de détection et de la perception.
- Les capteurs de l'environnement local (emplacement, température, accéléromètre, etc).
- Les applications système (les services médias indépendants comme un jeu en réseau).
- Les fonctions SDR (qui incluent la détection RF (Radio Fréquence) et les applications radio de la SDR).
- Les fonctions de la cognition (pour les systèmes de contrôle, de planification, d'apprentissage).
- Les fonctions locales effectrices (synthèse de la parole, du texte, des graphiques et des affiches multimédias) [1].

Ces six composantes sont résumées dans le schéma suivant:

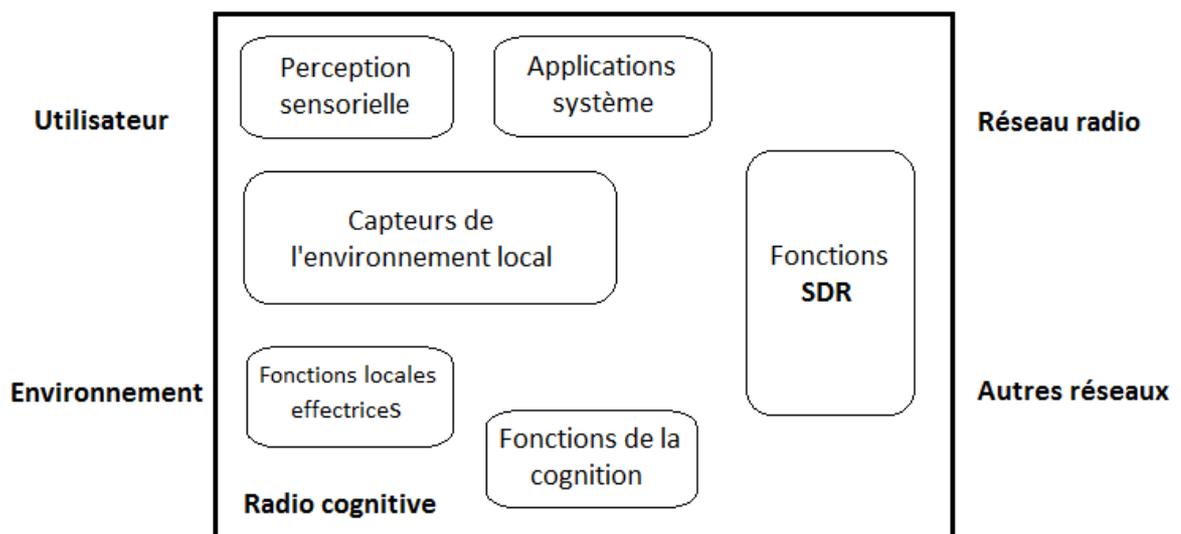


Figure I.2: Architecture de la RC

L'architecture de la RC utilise des protocoles d'adaptation de la couche MAC pour établir des interférences entre l'émetteur/récepteur SDR et les applications sans fil (l'état du réseau), la couche physique dont le RF est défini par logiciel et traite le signal par des algorithmes intelligents [5].

La figure qui suit montre les protocoles utilisés par la RC.

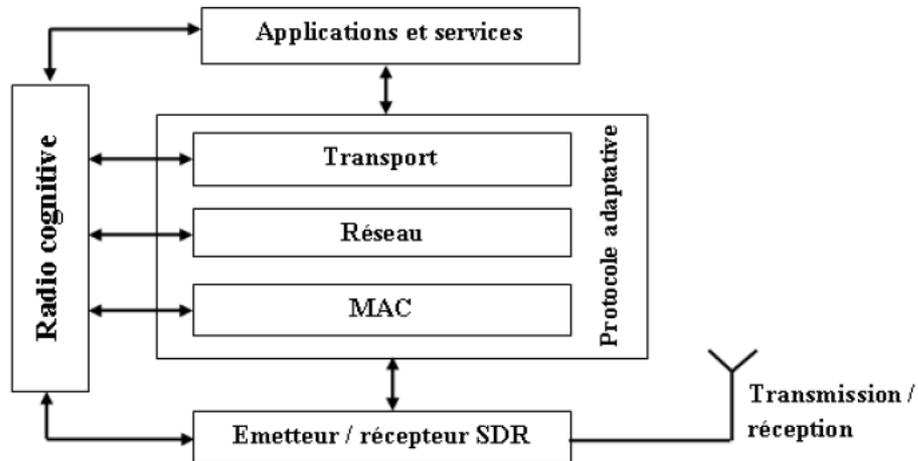


Figure I.3: Protocoles utilisés par la RC [4]

I.3.6 Cycle de cognition

Le cycle de cognition représente un schéma global montrant l'ensemble des interactions entre plusieurs modules du système et l'environnement externe.

Joseph Mitola a mis en place le cycle présenté dans la figure ci-dessous:

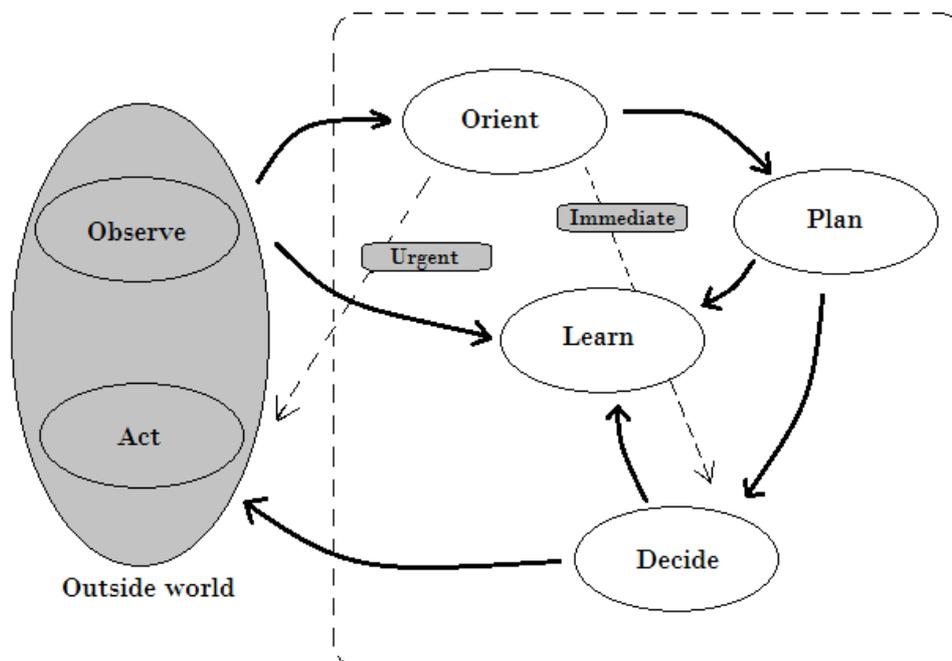


Figure I.4: Cycle de cognition de Mitola [1]

I.3.6.1 Phase d'observation

La RC observe son environnement par l'analyse du flux entrant.

I.3.6.2 Phase d'orientation

C'est une étape importante dans l'établissement des priorités, la classification par affinité ou en fonction de la demande et du besoin ainsi que la planification des actions envisageables [6].

I.3.6.3 Phase de planification

Il faut générer un plan pour traiter un message entrant dans le réseau. Une phase de raisonnement dans le temps devrait être incluse au plan.

I.3.6.4 Phase de décision

Sélectionne un plan parmi les plans candidats. La radio peut alerter l'utilisateur d'un message entrant ou reporter l'interruption à plus tard en fonction des niveaux de QoI (Quality of Information) statués dans cette phase [4].

I.3.6.5 Phase d'action

Permet de lancer les processus sélectionnés.

I.3.6.6 Phase d'apprentissage

L'apprentissage dépend de la perception, des observations, des décisions et des actions. L'apprentissage initial est réalisé à travers la phase d'observation dans laquelle toutes les perceptions sensorielles sont continuellement comparées à l'ensemble de l'expérience antérieure pour continuellement compter les événements et se souvenir du temps écoulé depuis le dernier événement.

L'apprentissage peut se produire quand un nouveau modèle est créé en réponse à une action [7].

La figure présentée ci-dessous résume le cycle de cognition en seulement trois phases.

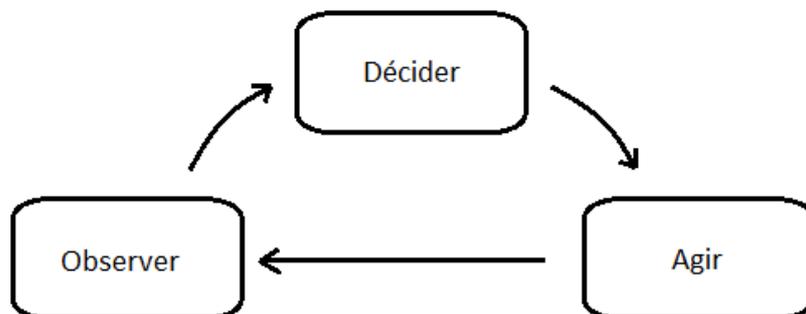


Figure I.5: Cycle de cognition simplifié

I.3.7 Fonctions de la radio cognitive

Les fonctions principales de la RC sont:

I.3.7.1 Détection du spectre (*Spectrum Sensing*)

Cette fonction permet de détecter le spectre non utilisé et le partager avec d'autres utilisateurs sans interférences.

I.3.7.2 Gestion du spectre (*Spectrum Management*)

Pour répondre aux besoins des utilisateurs, il faut trouver les bandes de fréquences disponibles.

- **Analyse du spectre**

Les résultats obtenus de la détection du spectre sont analysés pour estimer la qualité du spectre.

Des algorithmes d'apprentissage de l'intelligence artificielle sont des techniques qui peuvent être employées par les utilisateurs de la RC pour l'analyse du spectre.

- **Décision du spectre**

Après l'analyse du spectre vient la prise de décision pour l'accès au spectre. L'utilisateur secondaire doit décider quel spectre il doit choisir en fonction d'un objectif, cet objectif peut être multiple [9].

Dans un système RC coopératif/non coopératif, il existe deux utilisateurs (PU, SU) qui peuvent être influés sur l'accès au spectre [5].

Dans un environnement non coopératif, chaque utilisateur a son propre objectif, alors que dans un environnement coopératif tous les utilisateurs peuvent collaborer les uns avec les autres pour atteindre un seul objectif.

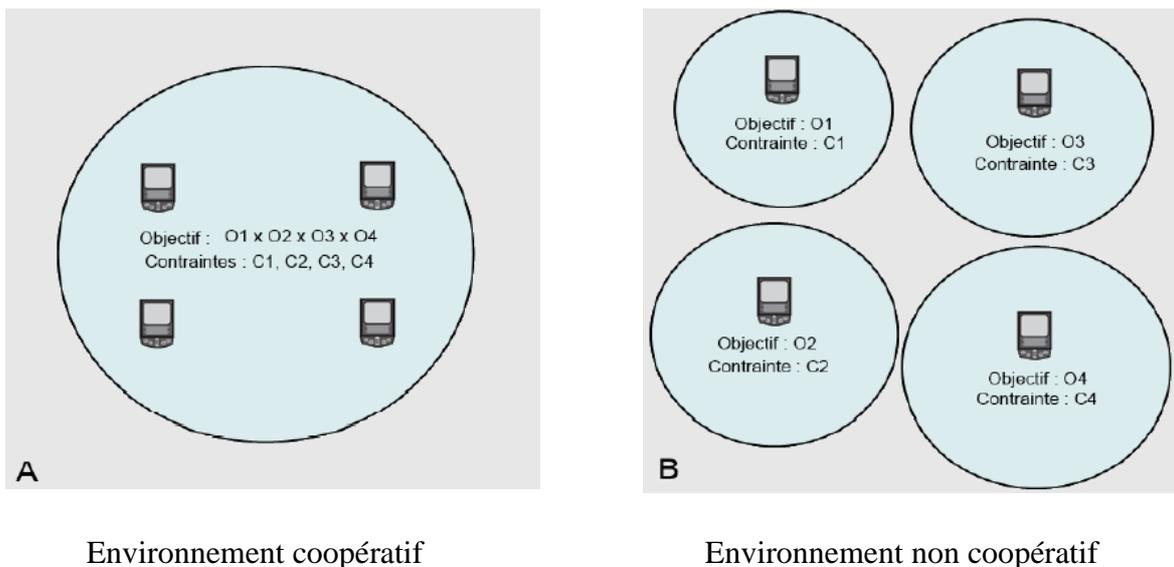


Figure I.6: Accès coopératif et non coopératif au spectre [1]

I.3.7.3 Partage du spectre (*Spectrum Sharing*)

L'existence de deux types d'utilisateurs (Primaires et secondaires), impose la coordination des transmissions entre les utilisateurs secondaires pour accéder au spectre.

I.3.7.4 Mobilité du spectre (*Spectrum Mobility*)

C'est le processus qui permet à l'utilisateur de la RC de changer sa fréquence de fonctionnement.

Les réseaux radio cognitifs essayent d'utiliser le spectre de manière dynamique en permettant à des terminaux radio de fonctionner dans la meilleure bande de fréquence disponible, de maintenir les exigences de communication transparentes au cours de la transition à une meilleure fréquence [4].

La figure qui va suivre résumera les étapes de fonctionnement de la RC.

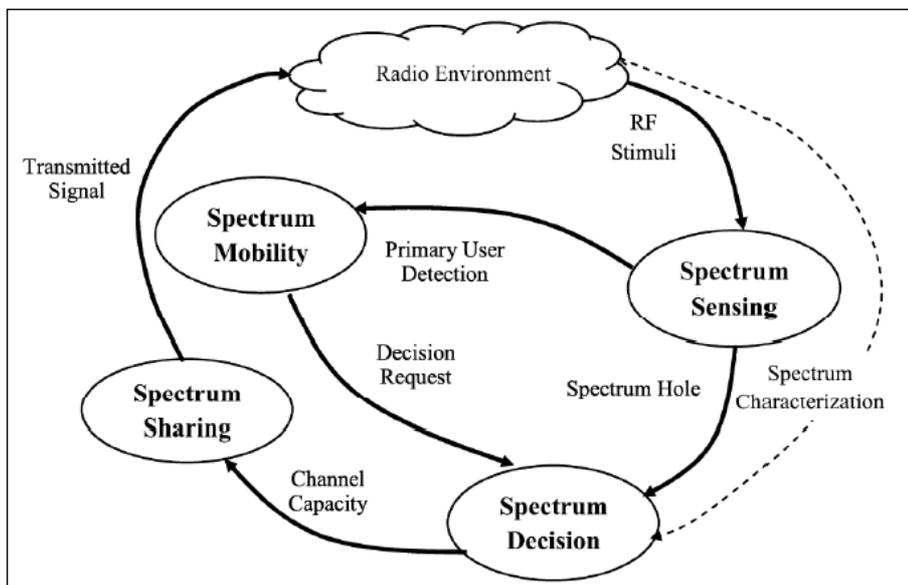


Figure I.7: La capacité cognitive [8]

I.3.8 Domaines d'applications de la radio cognitive

La radio cognitive peut être appliquée à différents scénarios de communications sans fil, tels que [5]:

- Les réseaux sans fil de prochaine génération.
- La coexistence de différentes technologies sans fil.
- Les services de cyber santé (eHealth services).
- Les réseaux d'urgence.
- Les réseaux militaires.

I.4 Accès dynamique au spectre

La demande des consommateurs pour les communications sans fil augmente de façon exponentielle et l'utilisation du spectre statique est devenue un problème, et c'est là que la notion de la gestion dynamique du spectre dans la RC est apparue.

L'idée de la RC consiste à partager le spectre entre un utilisateur "secondaire" qui pourra à tout moment accéder à des bandes de fréquence qu'il juge libres, et un utilisateur "primaire" qui possède une licence sur une bande.

Il existe plusieurs techniques liées à l'accès au spectre, nous allons citer quelques-unes dans ce qui suit:

I.4.1 Les enchères

Permettent de faciliter la répartition des bandes de fréquence entre les PU et les SU, les acheteurs sont des utilisateurs secondaires qui peuvent utiliser le spectre en le payant, et les vendeurs sont des utilisateurs primaires qui fournissent les ressources radio aux acheteurs.

I.4.2 La théorie des jeux

Les utilisateurs primaires et secondaires participant à un jeu, et se comportent rationnellement pour choisir les stratégies qui maximisent leurs gains individuels [10], ces jeux sont généralement classés en:

- **Jeux compétitifs**

Chaque utilisateur est principalement préoccupé par son gain personnel et donc toutes ses décisions sont prises de manière compétitive et égoïste.

- **Jeux coopératifs**

Les joueurs se préoccupent des gains globaux et non de leurs gains personnels [11]. Cette théorie est récemment utilisée pour réduire la puissance de transmission des utilisateurs secondaires et éviter les interférences avec les transmissions des utilisateurs primaires.

I.4.3 Les approches de Markov

Les chaînes de Markov sont utilisées pour modéliser l'interaction entre les utilisateurs secondaires et primaires pour l'accès au spectre.

I.4.4 Les Systèmes Multi Agents (SMA)

Les SMA sont extensibles et adaptatifs, ce qui permet d'ajouter ou d'enlever un agent du système sans causer de problèmes. Dans les réseaux sans fil, nous pouvons modéliser les nœuds RC comme étant des agents où à chaque fois qu'ils changent de zone (handover) le SMA change.

I.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents aspects de la RC, et expliqué le principe de son fonctionnement tout en précisant l'intérêt de son utilisation dans le domaine de la communication sans fil.

La RC permet de détecter intelligemment les canaux de communication qui sont en cours d'utilisation et ceux qui ne le sont pas, et peut se déplacer dans les canaux inutilisés en se basant sur des algorithmes puissants.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéresserons à une catégorie précise d'algorithmes qui permettent d'optimiser l'utilisation du spectre. Ces algorithmes qu'on appelle "Méta-heuristiques" sont inspirés des comportements de certains animaux ou insectes qui vivent en communauté.

CHAPITRE II

Méta-heuristiques

II. CHAPITRE II: Méta-heuristiques

II.1 Introduction

En ingénierie, souvent de nouveaux problèmes combinatoires sont rencontrés, et les méthodes existantes sont parfois incapables de résoudre ces problèmes, ce qui a poussé les chercheurs à développer de nouvelles méthodes en s'inspirant par exemple des comportements collectifs de quelques insectes pour en faire des algorithmes d'optimisation combinatoire, ces méthodes sont appelées: Méta-heuristiques.

Plusieurs espèces sont caractérisées par leurs comportements sociaux tels que les bancs de poissons, les nuées d'oiseaux, les troupeaux d'animaux terrestres et les colonies de fourmis et d'abeilles ... [15]

Dans ce chapitre, nous commencerons par donner une brève définition des méta-heuristiques, nous présenterons ensuite quelques méthodes méta-heuristiques et nous nous intéresserons à deux algorithmes en particulier:

L'algorithme de colonie d'abeilles, basé sur le comportement collaboratif entre les abeilles permettant de trouver la meilleure source de nourriture.

L'algorithme des chauves-souris, basé sur le comportement de l'écholocation qui est un sonar biologique leurs permettant de trouver leurs proies et éviter les obstacles.

II.2 Heuristiques

Heuristique: du grec *heuristo*, signifie "Je trouve".

En informatique: une heuristique est un algorithme approché, simple et rapide qui permet de résoudre un problème donné avec un minimum d'informations, mais ne garantit pas l'exactitude de la solution, ce qui ne pose pas forcément un problème dans le cas de la recherche opérationnelle.

Les heuristiques sont classées en deux catégories:

- **Méthodes constructives:** génèrent des solutions à partir d'une solution initiale en ajoutant petit à petit des éléments jusqu'à l'obtention d'une solution complète.
- **Méthodes de fouilles locales:** améliorent une solution initialement complète de manière répétitive en explorant son voisinage.

II.3 Méta-heuristiques

Puisque les heuristiques ne pouvaient pas assurer l'exactitude de la solution, les méta-heuristiques ont fait leur apparition.

Une méta-heuristique est un algorithme plus complet et complexe qu'une simple heuristique puisqu'elle est adaptée à un grand nombre de problèmes différents sans changements majeurs dans l'algorithme, elle permet aussi d'obtenir une solution de très bonne qualité.

L'inconvénient est d'avoir plusieurs paramètres à régler.

Les méta-heuristiques sont souvent inspirées des systèmes naturels, qu'ils soient pris en physique (cas du recuit simulé), en biologie de l'évolution (cas des algorithmes génétiques) ou encore en éthologie (cas des algorithmes de colonies de fourmis ou de l'optimisation par essais particuliers) [12].

Ces méthodes ont prouvé leur efficacité dans le domaine de l'optimisation mono-objective, et récemment dans la résolution des problèmes d'optimisation multi-objective.

II.4 Principe de voisinage

À chaque solution s d'un problème, on associe un sous-ensemble $V(S)$ de solutions. Une méthode de voisinage débute généralement avec une configuration initiale s à laquelle un processus itératif est appliqué. Il cherche à améliorer la configuration courante en la remplaçant par une de ses voisines en tenant compte de la fonction objective. Ce processus s'arrête et retourne à la meilleure solution trouvée lorsque le critère d'arrêt est atteint. Cette condition d'arrêt concerne généralement une limite sur le nombre d'itérations ou sur l'objectif à réaliser [12].

II.5 Heuristiques ou méta-heuristiques

Une méthode heuristique s'arrête lorsqu'elle arrive à construire une solution pour le problème, par contre une méta-heuristique s'arrête lorsqu'un critère d'arrêt est atteint [17].

La plupart des heuristiques et des méta-heuristiques utilisent des processus aléatoires et itératifs pour récolter de l'information, explorer l'espace de recherche et faire face à des problèmes comme l'explosion combinatoire.

L'espace de recherche d'une méta-heuristique représente l'ensemble des solutions du problème qu'elles soient bonnes ou mauvaises, alors qu'une approche heuristique explore l'espace des états du problème en vue de construire la solution [17].

Les méta-heuristiques sont classées en deux catégories:

- **Les méthodes à population de solutions** connues sous le nom d'algorithmes évolutionnaires comme les algorithmes génétiques...
- **Les méthodes à solution unique** comme le recuit simulé.

La figure ci-dessous présente les différentes méthodes d'optimisation méta-heuristiques.

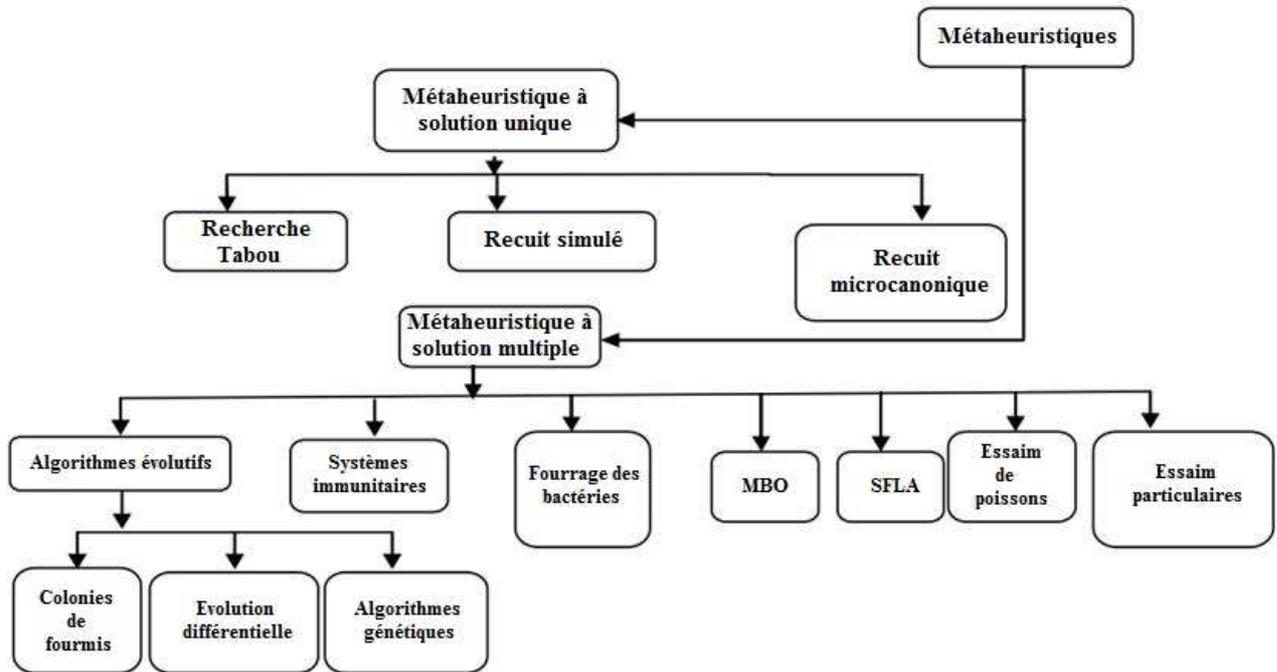


Figure II.1: Les méthodes d'optimisation méta-heuristiques [13]

II.6 Quelques méthodes méta-heuristiques

II.6.1 Recuit simulé

C'est une méthode appliquée aux problèmes d'optimisation, elle considère une solution initiale et recherche dans son voisinage une autre solution de façon aléatoire [13].

La performance du recuit simulé dépend de la règle de refroidissement (la décroissance du paramètre "Température") qu'on utilise. Un refroidissement trop rapide mène à un optimum local de mauvaise qualité, et un refroidissement trop lent est coûteux en temps de calcul.

II.6.2 Recherche tabou

La recherche tabou est une méthode de recherche locale combinée avec un ensemble de techniques permettant d'éviter d'être piégé dans un minimum local ou la répétition d'un cycle. Cette méthode a montré une grande efficacité pour la résolution des problèmes d'optimisation difficiles [14].

II.6.3 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) sont des algorithmes d'optimisation stochastiques basés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est simple, on part d'une population de solutions potentielles (chromosomes) initiales choisies aléatoirement, on évalue ensuite leurs performances (fitness). A travers les résultats obtenus, on crée une nouvelle population de solutions potentielles en se basant sur trois opérations simples:

- La sélection
- Le croisement
- La mutation

Quelques individus se produisent, d'autres disparaissent et seuls les individus les mieux adaptés sont supposés survivre.

On recommence ce cycle jusqu'à ce qu'on trouve une solution satisfaisante. L'héritage génétique à travers les générations permet à la population d'être adaptée et donc répondre aux critères d'optimisation [14].

La figure suivante montre un organigramme décrivant le fonctionnement d'un algorithme génétique.

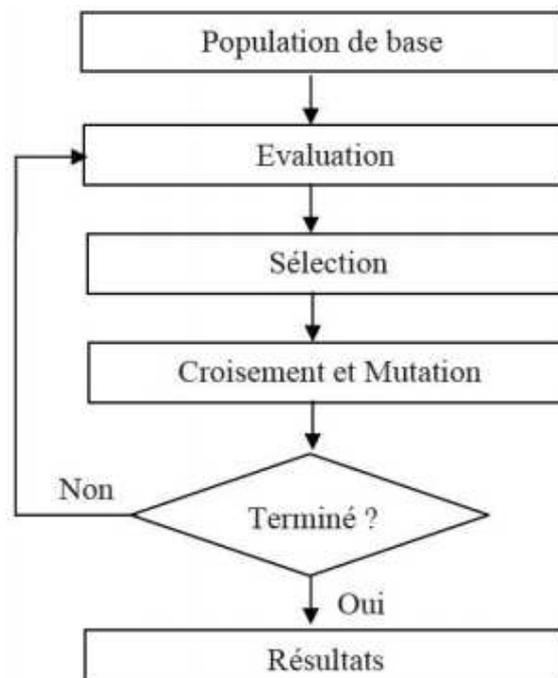


Figure II.2: Fonctionnement d'un algorithme génétique [14]

II.6.4 Algorithme de colonie d'abeilles

II.6.4.1 Historique

Les algorithmes d'abeilles ont été développés par différents groupes de chercheurs de façon indépendante au cours de ces 10 dernières années.

L'algorithme **HONEY-BEE (HB)** a été réalisé pour la première fois en 2004 par GRAIG A.TOVEY à GEORGIA TECH en collaboration avec SUNIL NAKRANI [20].

L'algorithme **VIRTUAL BEE ALGORITHM (VBA)** a été créé en début 2005 par XIN-SHE YANG à l'université de CAMBRIDGE pour résoudre les problèmes d'optimisation numériques [21].

L'algorithme **HONEY-BEE MATING OPTIMIZATION (HBMO)** a été présenté plus tard en 2005 par HADDAD, AFSHAR et leurs collègues pour être appliqué à la modélisation de réservoirs et de clustering [22].

L'algorithme **ARTIFICIAL BEE COLONY (ABC)** a été développé en 2005 par KARABOGA pour l'optimisation des fonctions numériques [23].

II.6.4.2 Comportement des abeilles

La colonie d'abeilles est formée de:

- **Faux-bourçons:** ne servent que pour la reproduction (ils sont incapables de se nourrir eux-mêmes) ce sont les ouvrières qui les nourrissent.
- **Reine:** il n'y a qu'une seule reine dans la colonie, elle est fécondée par plusieurs faux-bourçons et pond jusqu'à 2000 œufs par jour.
- **Ouvrières:** vivent environ 45 jours et font plusieurs métiers (nettoient les cellules, nourrissent les larves, rangent le pollen et le nectar dans les alvéoles, ventilent la ruche, construisent les rayons avec la cire qu'elles produisent, gardent le trou de vol pour chasser les intrus et deviennent butineuses "chercheuses de nourriture" (à l'âge de 20 à 40 jours) en jouant l'un des 3 rôles: butineuses actives, butineuses éclaireuses et butineuses inactives.

L'abeille peut indiquer aux autres abeilles l'endroit où elle a trouvé de la nourriture en dansant.

Elle danse en rond quand elle trouve de la nourriture à une distance < 25 mètres.

Elle utilise une danse très compliquée appelée « danse frétillante » ou danse en huit si la nourriture se trouve à une distance < 10 kilomètres.



Figure II.3: La danse en rond [12]

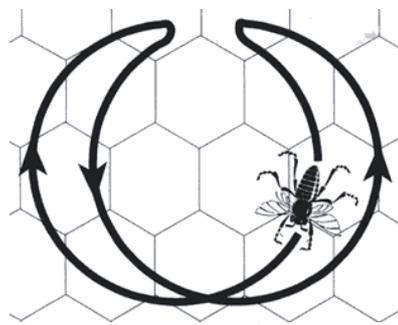


Figure II.4: la danse frétillante (en huit) [15]

La direction de la nourriture est exprimée par rapport à la position du soleil. Même si le soleil se déplace de 1° chaque 4 minutes, les abeilles calculent l'angle suivant la position modifiée du soleil et ne se trompent pas.

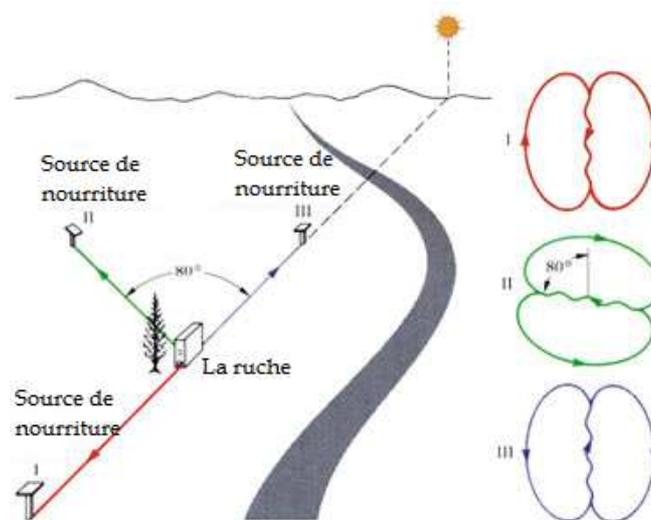


Figure II.5: Indices de la direction [12]

La distance est exprimée par le nombre et la vitesse des tours effectués par l'abeille sur elle-même.

La quantité de nourriture dépend de la durée de la danse, plus la source est riche en nourriture, plus la durée de la danse est longue.

Algorithme d'optimisation de colonie d'abeilles artificielle (ABC):

Il y a **une butineuse active (employeuse)** pour chaque source de nourriture.

Si l'abeille employeuse ne réussit pas à trouver une source de nourriture, elle va devenir **éclaireuse (scout)** pour rechercher aléatoirement de nouvelles sources de nourriture.

Pendant ce temps, **les butineuses inactives (spectatrices)** attendent au sein de la ruche le retour des butineuses actives afin d'être informées (par la danse) sur l'endroit et la quantité de nourriture trouvée par les butineuses actives.

Si une seule butineuse active exécute la danse, un petit groupe de spectatrices quitte la ruche à la recherche de cette source, et si ce groupe exécute aussi une danse à son retour, un autre groupe encore plus grand ira aux sources indiquées.

➤ **Algorithme**

Emplacement de la source de nourriture → Solution possible.

Quantité de nourriture de cette source → Valeur objective (fitness).

Nombre de butineuses actives ou inactives → Nombre de solutions.

La colonie doit rapporter une quantité totale maximum de nectar (Optimiser la collecte).

- Générer une population avec un nombre de solutions aléatoires initialisées par les éclaireuses et représentées par un vecteur de solution au problème d'optimisation.

- Les solutions sont soumises à des recherches faites par les employeuses pour évaluer leurs fitness.

- Les éclaireuses recherchent dans le voisinage de la première source trouvée (\mathbf{x}_i) de nouvelles sources (\mathbf{v}_i) contenant plus de nourriture:

$$V_{ij} = X_{ij} + \beta_{ij} (X_{kj} - X_{ij})$$

\mathbf{k} → Nombre de butineuses actives déterminé aléatoirement (différent de i).

\mathbf{j} → Indices choisis au hasard (1, 2, ..., SN) **où** SN → Nombre de solutions

β_{ij} → Nombre aléatoire appartient à [-1;1] et contrôle la production d'une source dans le voisinage de X_{ij}

Calculer le Fitness des solutions avec la formule suivante:

$$fit_i(\vec{x}_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i(\vec{x}_i)} & \text{si } f_i(\vec{x}_i) \geq 0 \\ 1 + abs(f_i(\vec{x}_i)) & \text{si } f_i(\vec{x}_i) < 0 \end{cases}$$

$f_i(\vec{x}_i)$ Valeur de la fonction objective de la solution(\vec{x}_i).

Si le fit (V_{ij}) \geq fit (X_{ij})

Alors Remplacer X_{ij} par V_{ij}

Sinon X_{ij} est conservé

- Les butineuses spectatrices attendent le retour des butineuses actives pour avoir les informations nécessaires concernant les sources de nourritures trouvées, évaluent ces informations et choisissent les sources de nourriture en fonction de la valeur de probabilité P_i associée à cette source: $P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n}$

- Remplacer les sources abandonnées par de nouvelles sources durant un certain nombre de cycle.

Si la solution n'est pas améliorée

Alors source abandonnée.

➤ **Résumé de l'algorithme ABC**

La figure présentée ici va résumer l'algorithme de colonie d'abeilles:

Phase d'initialisation

Faire

Phase des employeuses

Phase des spectatrices

Phase des éclaireuses

Mémoriser la meilleure solution

Jusqu'à atteindre le nombre maximum de cycles

Figure II.6: Algorithme ABC

➤ **Avantages [16]**

- Facile à implémenter.
- Résolution des problèmes combinatoires complexes.

➤ **Inconvénients [16]**

- Utilisation de plusieurs paramètres.
- Complexité de l'algorithme.
- Sensibilité à des outils puissants.

➤ **Domaines d'applications [15]**

L'algorithme de colonie d'abeilles est utilisé pour résoudre plusieurs problèmes, tels que:

- L'optimisation de fonctions.
- La résolution du problème du voyageur de commerce.
- Le clustering de données.
- Le contrôle de robots.
- L'ordonnancement de tâches.
- L'allocation de ressources dans un réseau de radio cognitive.

II.6.5 Algorithme de chauves-souris (BA)

L'algorithme des chauves-souris est un algorithme d'optimisation méta-heuristique développé par Xin-She Yang en 2010.

II.6.5.1 Echolocation des chauves-souris

Les chauves-souris sont les seuls mammifères avec des ailes. Il existe 2 types de chauves-souris: les Mégachiroptères (méga-chauves-souris) et les Microchiroptères (micro-chauves-souris) [18].

Les microchiroptères utilisent un sonar biologique, appelé écholocation en raison de leur manque de capacité de vision pour identifier et localiser leurs proies, les obstacles... Elles peuvent grâce à ce son émis détecter la distance et distinguer la différence entre les aliments et les obstacles environnementaux même dans l'obscurité complète, contrairement aux mégachiroptères qui ont une excellente vision.

II.6.5.2 Comportement des chauves-souris

Les chauves-souris qui utilisent l'écholocation ont la capacité de déterminer l'environnement autour d'eux, ils peuvent détecter la distance et l'orientation de la cible (proie) ainsi que l'emplacement des obstacles.

La nature et le rythme, le temps de retard de la réponse, le volume et la différence de temps entre les deux oreilles de la chauve-souris lui permettent de dessiner l'image 3D de l'environnement dans son cerveau.

Les chauves-souris volent au hasard avec une vitesse v_i à la position x_i avec une fréquence f_{\min} fixe, et font varier la longueur d'onde λ , la fréquence f et le volume A_0 lors de la recherche d'une proie.

- Si aucune proie n'est dans la portée de la chauve-souris, la valeur de la longueur d'onde est augmentée, et la fréquence est diminuée.
- Si la proie est proche de la chauve-souris, la longueur d'onde est réduite, et la fréquence est augmentée pour mesurer précisément l'emplacement de la proie et la suivre plus rapidement [18].

Les chauves-souris peuvent automatiquement régler la longueur d'onde (ou fréquence) de leurs impulsions émises et ajuster le taux d'émission de l'impulsion $r \in [0, 1]$ qui varie en fonction de la proximité de la cible.

Bien que le volume peut varier de plusieurs façons, nous supposons que le volume varie à partir d'un grand A_0 (positif) à une valeur constante minimale A_{\min} [13].

II.6.5.3 Algorithme BA

```

✓ Fonction objective  $f(X)$ ,  $X=(X_1, \dots, X_d)^T$ 
✓ Initialiser la population des chauves-souris  $X_i$  et  $V_i$   $i=(1,2,\dots,n)$ 
✓ Définir la fréquence d'impulsions  $f_i$  à la position  $X_i$ 
✓ Initialiser le taux de pulsations  $r_i$  et le volume  $A_i$ 
Tant que ( $t < \text{Nombre max d'itérations}$ )
{
  Générer de nouvelles solutions en ajustant la fréquence, et mettre à jour les
  vitesses et emplacements/solutions
  Si ( $\text{rand} > r_i$ )
    • Choisir une solution parmi les meilleures
    • Générer une solution locale autour de la meilleure solution choisie
  Fin si
  Générer une nouvelle solution en volant aléatoirement
  Si ( $\text{rand} < A_i$ ) && ( $f(X_i) < f(X_*)$ )
    • Accepter les nouvelles solutions
    • Augmenter  $r_i$  et réduire  $A_i$ 
  Fin si
  Classer les chauves-souris et trouver le meilleur  $X_*$  courant
}
Fin Tant que

```

Figure II.7: Algorithme BA [19]

II.6.5.4 *Mouvements des chauves-souris*

Le déplacement des chauves-souris virtuelles permet de générer de nouvelles solutions, on doit définir les positions X_i et les vitesses V_i dans un espace de recherche.

Les nouvelles solutions X_i^t et les nouvelles vitesses V_i^t au temps t sont données selon les équations suivantes [19]:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \beta \quad \text{où: } \beta \in [0,1] \text{ est un vecteur aléatoire}$$

$$V_i^t = V_i^{t-1} + (X_i^t - X^*) f_i$$

$$X_i^t = X_i^{t-1} - V_i^t$$

X^* est le meilleur emplacement actuel (meilleure solution) qui est déterminé après une comparaison des n solutions.

Au début, chaque chauve-souris a une fréquence aléatoire qui est choisie à partir de $[f_{\min}, f_{\max}]$. Pour la partie de la recherche locale, une fois qu'une solution est sélectionnée parmi les meilleures solutions actuelles, une nouvelle solution pour chaque chauve-souris est générée localement en utilisant une marche aléatoire [19]:

$$X_{\text{new}} = X_{\text{old}} + \epsilon A^t \quad \text{où } \epsilon \in [-1,1] \text{ est un nombre aléatoire et } A^t = A_i^t$$

II.7 Conclusion

Les méthodes méta-heuristiques permettent la résolution de nombreux problèmes complexes en cherchant des solutions optimales à partir de solutions aléatoires.

Ces méthodes sont en évolution permanente, souvent, de nouvelles améliorations leurs sont apportées, elles deviennent cependant de plus en plus utilisées et maîtrisées.

Dans ce qui suit, nous allons adapter nos deux algorithmes (ABC et BA) à un nouveau problème qui est l'allocation de ressources dans un réseau de radio cognitive, nous allons par la suite faire une étude comparative entre les deux algorithmes dans différents modes de fonctionnement et nous discuterons les résultats obtenus.

CHAPITRE III

**Implémentation de
l'application et évaluation
des résultats**

III. CHAPITRE III: Implémentation de l'application et évaluation des résultats

III.1 Introduction

Un moteur de radio cognitive peut adapter ses paramètres radio en utilisant des algorithmes d'apprentissage méta-heuristiques pour satisfaire certains objectifs dans un environnement radio.

Dans ce chapitre, nos deux algorithmes expliqués précédemment seront étudiés en se basant sur l'étude de Newman [24] de façon à optimiser les fonctions objectives dans différents modes de transmission, et les résultats de simulation seront comparés en utilisant en particulier les caractéristiques de convergence.

En d'autres termes, notre étude proposera une conception de moteur de la radio cognitive à l'aide de l'algorithme ABC et BA.

III.2 Population initiale

La population initiale est définie comme un ensemble de N individus générés aléatoirement, et chaque individu est représenté par un ou plusieurs canaux ayant comme paramètres: le type de modulation utilisée pour ce canal, une puissance générée aléatoirement et un taux d'atténuation. Le modèle est représenté dans la **Figure III.1**.

Le but est donc d'optimiser les individus et obtenir la solution voulue, c'est pour cela que le choix de la population initiale est important car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global.

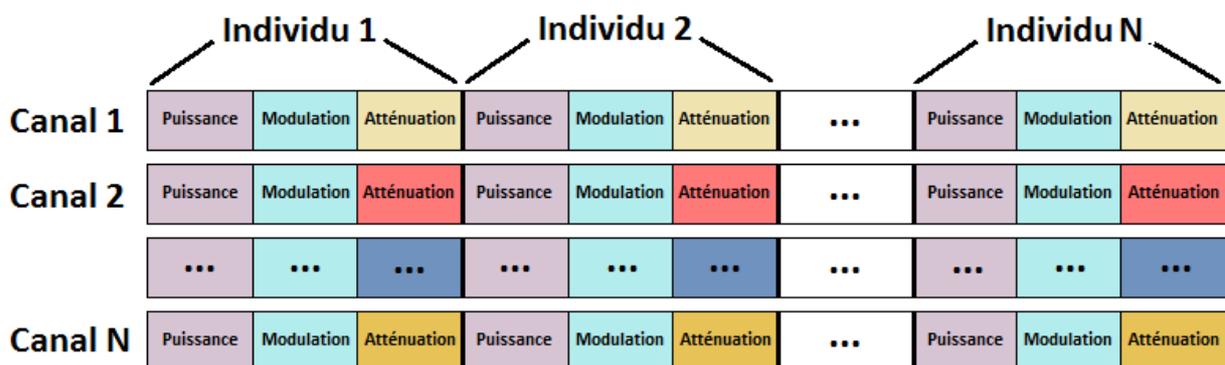


Figure III.1: Liste des individus

III.3 Caractéristiques d'un canal

De nombreuses méta-heuristiques ont besoin d'un certain nombre de paramètres à accorder. Les paramètres appliqués à nos deux algorithmes (ABC et BA) pour résoudre le problème d'allocation de ressources dans un réseau de radio cognitive sont les suivants:

- **Puissance**

Nécessaire pour la minimisation du taux d'erreurs et la consommation d'énergie. D'après l'étude de Newman [24], il existe 94 valeurs comprises entre 0.1 et 2.4808 mW avec un incrément de 0.0256 entre chaque puissance et l'autre.

- **Modulation**

Les différents types de modulations permettent de maximiser le débit ou minimiser le taux d'erreurs pour une meilleure qualité de canal. Dans notre mémoire nous avons utilisé 3 types de modulations qui sont:

- ✓ B PSK (Bi Phase Shift Keying)
- ✓ PSK (Phase Shift Keying)
- ✓ QAM (Quadrature Amplitude Modulation)

Pour chaque type de modulation nous avons des index (nombre de bits par symbole) $\rightarrow 2^i$ avec $i \in [1,10]$ (i correspond à l'indice de modulation).

- **Atténuation**

C'est la diminution de l'amplitude ou de la puissance d'un signal lors de sa transmission, c'est une valeur aléatoire entre 0 et 1 dB attribuée pour chaque canal et répétée pour tous les individus.

III.4 Fonction objective

Le terme fonction objective ou fonction économique, est utilisé pour désigner une fonction qui sert de critère pour déterminer la meilleure solution à un problème d'optimisation (les meilleurs individus de la population). Le but du problème d'optimisation est alors de minimiser ou de maximiser cette fonction jusqu'à l'optimum. Dans notre cas, il est nécessaire de prendre en compte les trois critères suivants:

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

D'après l'étude [24], les formules mathématiques de ces critères sont les suivantes:

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

Tableau III.1: Formule mathématique des trois critères**Où:**

- **M_{max}**: représente l'index maximum de modulation.
- **P_{max}**: représente la puissance maximale sur une seule porteuse.
- **n**: est le nombre de sous-porteuses.
- **P_{be}**: est une fonction pour mesurer le taux d'erreurs sur les canaux pour chaque type de modulation utilisée, on peut la traduire par le tableau suivant:

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

Tableau III.2: Taux d'erreurs pour chaque type de modulation**Où:**

- **P**: représente la fonction d'erreurs de Gauss définie par [25].

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

- **P_i**: est la puissance du signal sur la sous-porteuse i.
- **N**: est le taux d'atténuation.
- **M**: représente l'indice de modulation.

Les sorties de toutes les fonctions objectives sont normalisées dans l'intervalle [0; 1].

La radio cognitive est un modèle d'accès dynamique au spectre qui utilise des canaux pour pouvoir communiquer, et chaque canal contient des paramètres (modulation, puissance, atténuation) qui ont une influence sur les fonctions de manière conflictuelle.

Pour la minimisation du taux d'erreurs, il faut principalement augmenter la puissance du signal, mais cela a un effet négatif sur la consommation d'énergie qui a une relation avec les deux autres paramètres (modulation et atténuation). En revanche, pour maximiser le débit, il faut augmenter l'indice de modulation ce qui entraîne l'augmentation du taux d'erreurs.

Pour gérer les conflits, nous allons utiliser une approche qui consiste à faire une somme pondérée des fonctions présentées précédemment où chaque fonction est associée à un poids selon son importance. La somme des poids doit être égale à 1. Cette somme pondérée représentera la fonction objective de nos méta-heuristiques.

III.5 Modes de transmission

Nous allons utiliser 3 scénarios (3 modes de transmission) pour optimiser l'utilisation des canaux et assurer une meilleure qualité de service dans les réseaux de radio cognitive. Ces modes sont:

- ✓ Le mode urgence.
- ✓ Le mode multimédia.
- ✓ Le mode batterie faible.

Nous allons ajuster ces 3 scénarios de sorte à minimiser les conflits, tout ça en associant des poids aux différentes fonctions, et en donnant à la fonction la plus importante un poids élevé, la fonction qui est en conflit direct avec la fonction principale recevra un poids faible, tant dis que la fonction qui n'est pas en conflit, recevra un poids intermédiaire [26].

Les poids attribués à chaque mode sont présentés dans le tableau ci-dessous:

Modes de transmission	Poids		
	Taux d'erreurs	Débit	Consommation d'énergie
Mode urgence	0.75	0.05	0.20
Mode multimédia	0.05	0.75	0.20
Mode batterie faible	0.20	0.05	0.75

Tableau III.3: Poids associé aux différents modes de transmission

La fonction objective est appliquée sur chaque mode de transmission de la manière suivante:

❖ **Mode urgence**

Fonction objective = $(0.75 * F_{\min \text{ taux d'erreurs}}) + (0.05 * F_{\max \text{ débit}}) + (0.20 * F_{\min \text{ consommation}})$.

❖ **Mode multimédia**

Fonction objective = $(0.05 * F_{\min \text{ taux d'erreurs}}) + (0.75 * F_{\max \text{ débit}}) + (0.20 * F_{\min \text{ consommation}})$.

❖ **Mode batterie faible**

Fonction objective = $(0.20 * F_{\min \text{ taux d'erreurs}}) + (0.05 * F_{\max \text{ débit}}) + (0.75 * F_{\min \text{ consommation}})$.

III.6 Critère d'arrêt

Nous avons choisi comme critère d'arrêt le nombre de générations, qui est un nombre fixé par l'utilisateur au tout début de la simulation, du coup, même si la solution optimale est trouvée, le programme continue de s'exécuter jusqu'à ce qu'il atteigne le nombre souhaité de générations.

III.7 Paramètres choisis

Avant tout, il est nécessaire de préciser les paramètres utilisés dans chacun des algorithmes.

En ce qui concerne l'algorithme ABC:

- Les sources de nourriture représentent dans notre cas les solutions possibles de notre problème (les individus).
- La quantité de nourriture de chaque source représente la valeur objective (fitness) de la solution.
- Le nombre d'abeilles butineuses représente le nombre de SU.
- Les sources non améliorées après un cycle (que nous avons fixé à 100) sont abandonnées.

Et pour ce qui est de l'algorithme BA:

- Les sources de nourriture représentent les solutions possibles de notre problème (les individus).
- La quantité de nourriture ou la taille de la proie de chaque source représente la valeur objective (fitness) de la solution.
- Le nombre de chauves souris voulant se nourrir représente le nombre de SU.
- Fréquence Minimum fixée à 0.
- Fréquence Maximum fixée à 2.
- Taux de pulsations fixé à 0.5 (pulse rate).
- Intensité des pulsations fixée à 0.5 (Loudness).

III.8 Présentation de l'application

Au lancement de notre application, l'utilisateur verra s'afficher la page suivante:



Figure III.2: Interface d'accueil de l'application

Après un clic sur l'interface d'accueil, l'utilisateur se retrouvera devant la fenêtre de configuration présentée ci-dessous:

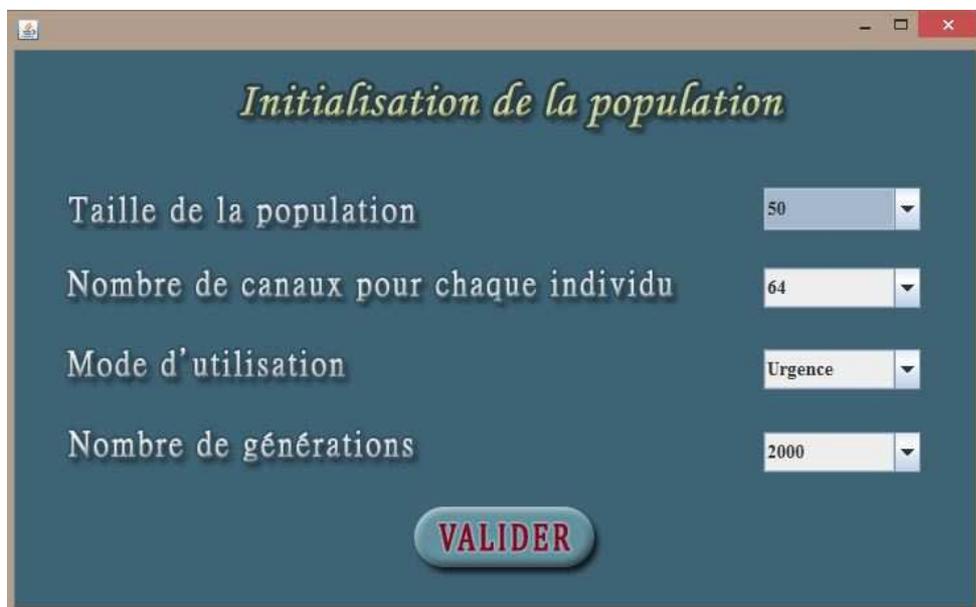


Figure III.3: Interface de configuration

Dans cette étape d'initialisation et de configuration, l'utilisateur devra choisir la taille de la population, le nombre de canaux pour chaque individu, le mode de transmission et fixer le nombre de générations.

En cliquant sur le bouton valider, une puissance, une modulation et une atténuation aléatoires seront affectées à chaque canal de chaque individu.
Après l'initialisation de la population, l'utilisateur sera confronté à un choix, il devra choisir l'algorithme qu'il voudra exécuter, et verra les résultats s'afficher dans la case en dessous:



Figure III.4: Exécution des algorithmes

Pour pouvoir effectuer une étude comparative entre l'algorithme ABC et l'algorithme BA, l'utilisateur devra cliquer sur le bouton "Comparaison". L'application permet de générer des graphes et des histogrammes directement depuis l'interface utilisateur.

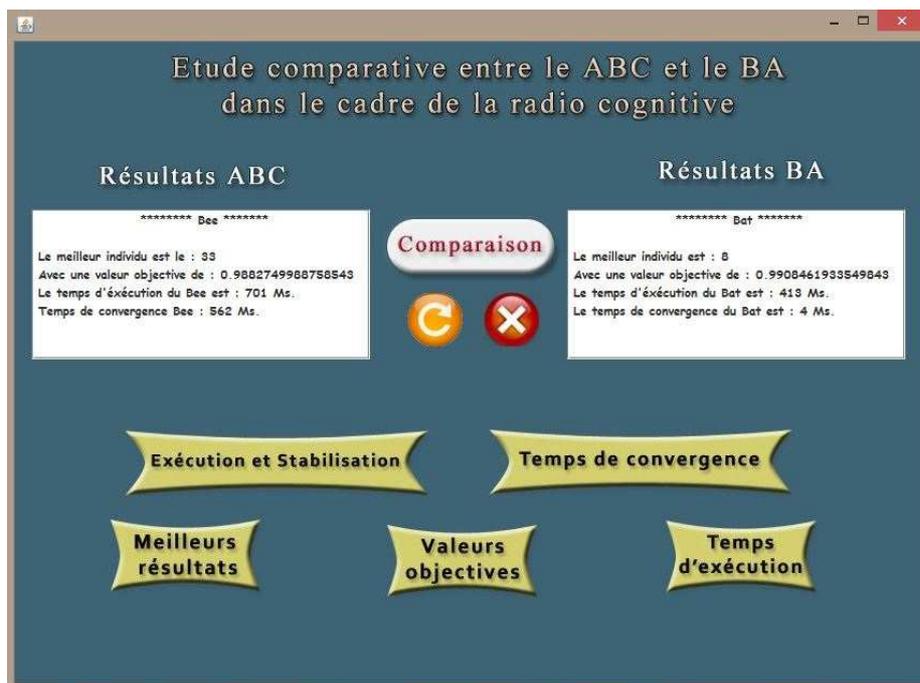


Figure III.5: Interface de comparaison

III.9 Simulations et résultats

Afin d'étudier le comportement des deux algorithmes dans les 3 modes de transmissions, nous allons fixer les paramètres suivants:

Paramètre	Valeur
Taille de la population	50
Nombre de canaux par individu	16
Nombre de générations	2000

Tableau III.4: Paramètres de configuration

Etant donné que nos deux algorithmes ne sont pas déterministes, une seule exécution ne suffit pas pour tirer des conclusions, nous nous sommes donc basées sur le résultat obtenu après une moyenne de 10 simulations pour chaque mode de transmission.

La figure qui va suivre montre les différents graphes et histogrammes générés par l'application pour le mode (Urgence):

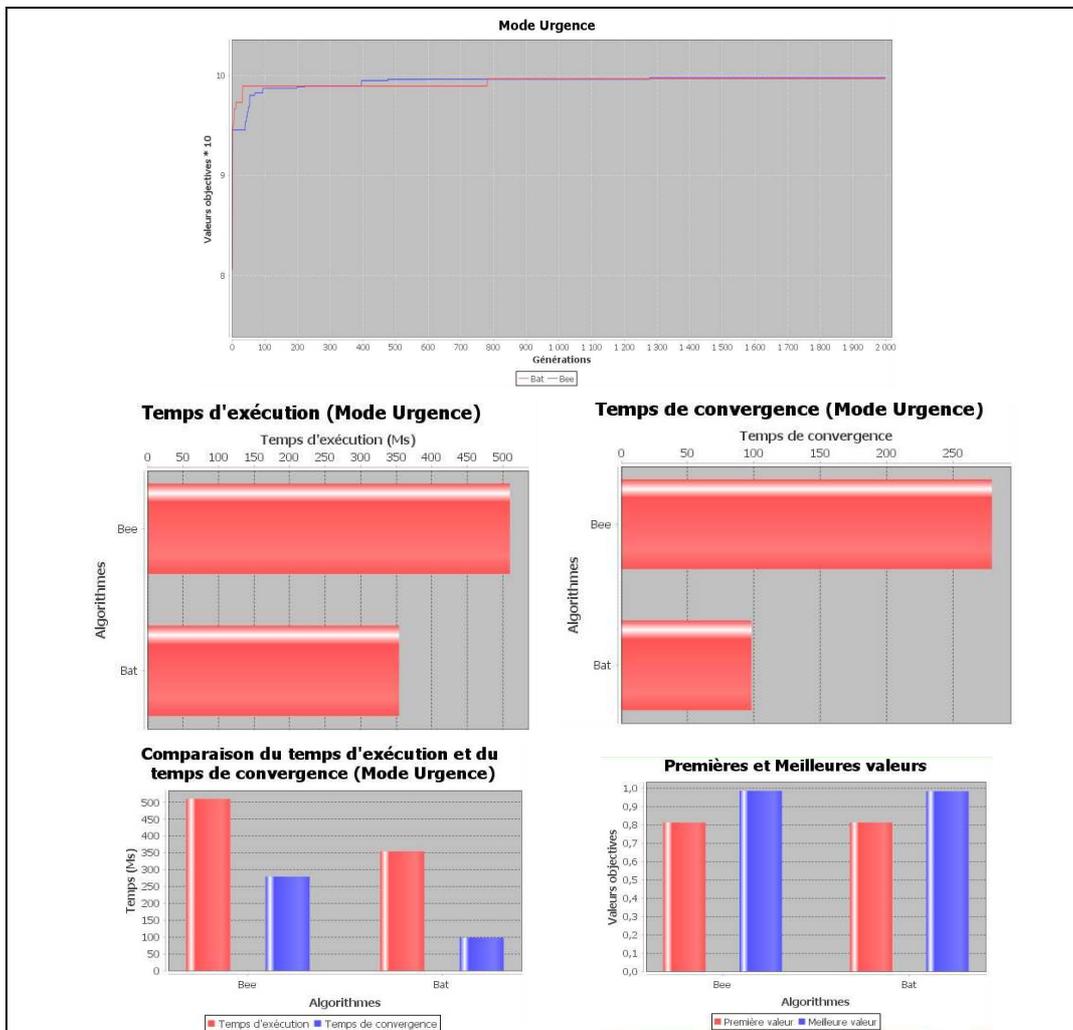


Figure III.6: Les différentes figures générées par l'application dans le mode Urgence

Les résultats obtenus par les trois modes sont présentés dans les graphes suivants:

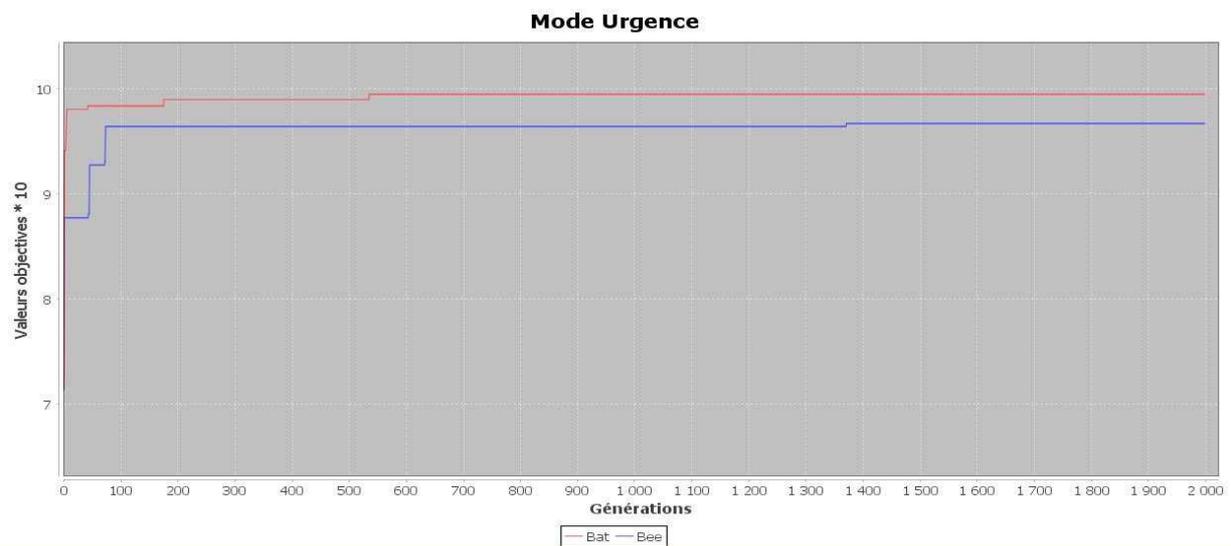


Figure III.7: Evolution de la fonction objective dans le mode Urgence

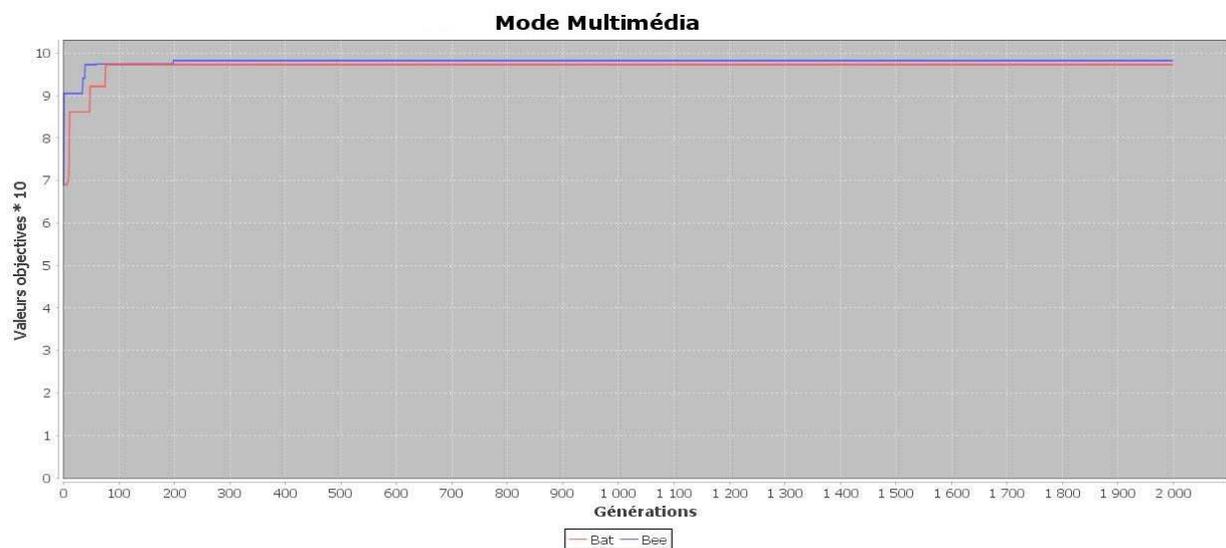


Figure III.8: Evolution de la fonction objective dans le mode Multimédia

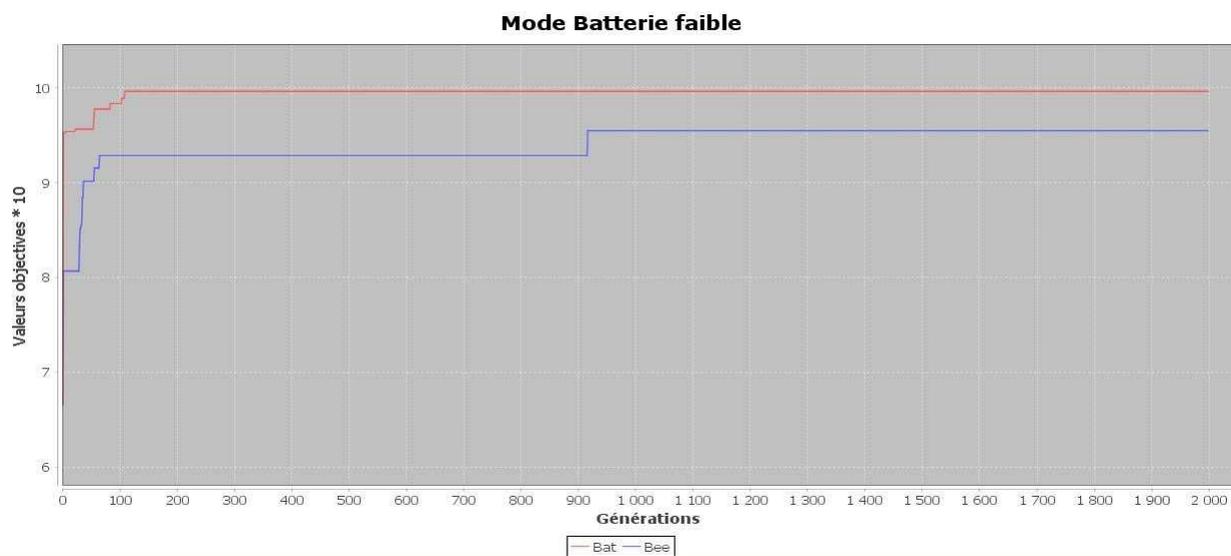


Figure III.9: Evolution de la fonction objective dans le mode Batterie faible

Les résultats obtenus dans les trois modes sont présentés dans le **Tableau III.5**:

	Mode Urgence		Mode Multimédia		Mode Batterie faible	
	ABC	BA	ABC	BA	ABC	BA
Première valeur	0.7140	0.7140	0.6903	0.6903	0.6657	0.6657
Meilleure valeur	0.9671	0.9949	0.9821	0.9725	0.9550	0.9965
Temps d'exécution (Ms)	546	219	520	186	565	258
Temps de convergence (Ms)	359	62	46	7	265	14

Tableau III.5: Meilleurs résultats obtenus pour les trois modes de transmission

Le tableau qui va suivre représente les valeurs objectives obtenues dans les trois modes de transmission en variant le nombre de canaux:

Canaux	Mode Urgence		Mode Multimédia		Mode Batterie faible	
	ABC	BA	ABC	BA	ABC	BA
8	0.9624	0.9750	0.9858	0.9782	0.9411	0.9905
16	0.9606	0.9745	0.9821	0.9316	0.9389	0.9886
32	0.9681	0.9797	0.9824	0.9185	0.9340	0.9601
64	0.9731	0.9754	0.9833	0.6224	0.9467	0.9891
128	0.9711	0.9505	0.9866	0.6110	0.9614	0.9904
256	0.9759	0.9870	0.9845	0.6064	0.9575	0.9820
512	0.9790	0.9870	0.9873	0.5861	0.9604	0.9771
1024	0.9827	0.9844	0.9894	0.6472	0.9611	0.9868

Tableau III.6: Valeurs objectives en variant le nombre de canaux

L'amélioration des valeurs objectives est remarquable pour les trois modes de transmission, on peut observer des scores quasi-parfaits pour les deux algorithmes et donc conclure qu'ils offrent une bonne qualité de service pour l'utilisateur.

Pour le mode urgence: L'algorithme AB donne des scores plus élevés par rapport à ceux donnés par l'algorithme ABC.

Pour le mode multimédia: Les résultats observés à la fin de l'exécution de l'algorithme AB sont cette fois ci moins bons que ceux de l'algorithme ABC, en particulier quand il est question d'un nombre élevé de sous-porteuses.

Pour le mode batterie faible: Encore une fois, l'algorithme AB est nettement meilleur que l'algorithme ABC en termes de valeurs objectives.

On peut conclure alors que pour le mode urgence et batterie faible, l'algorithme AB est favorisé par rapport à l'algorithme ABC, tandis que pour le mode Multimédia il est préférable d'utiliser l'algorithme ABC qui donne de meilleurs résultats et ceci, peut importe le nombre de canaux.

Comme nous l'avons expliqué précédemment, les paramètres des sous-porteuses sont toujours en conflit, c'est à dire que si on donne à la fonction de minimisation du taux d'erreurs un poids élevé, nous allons remarquer que la puissance augmente mais que la valeur de l'atténuation ou l'indice de modulation seront en baisse, ou encore si on cherche à minimiser la consommation d'énergie, nous remarquerons que la puissance va chuter, ceci se résume dans le tableau qui suit:

Fonctions	Paramètres associés
Minimisation du taux d'erreurs	  
Maximisation du débit	
Minimisation de la consommation d'énergie	

Où:

-  Désigne l'indice de modulation.
-  Désigne le taux d'atténuation.
-  Désigne la puissance.

Tableau III.7: Fonctions et leurs paramètres

Voici un exemple montrant l'évolution des paramètres du meilleur individu après une simulation à 8 canaux dans le mode urgence pour l'algorithme ABC:

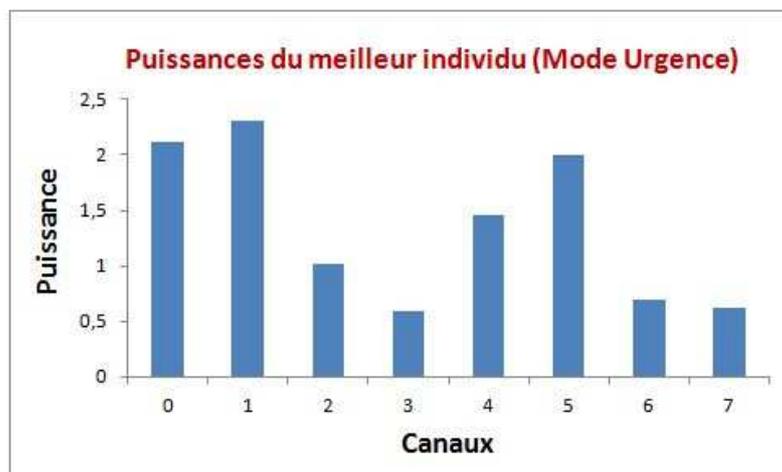


Figure III.10: Puissances du meilleur individu en fin de simulation

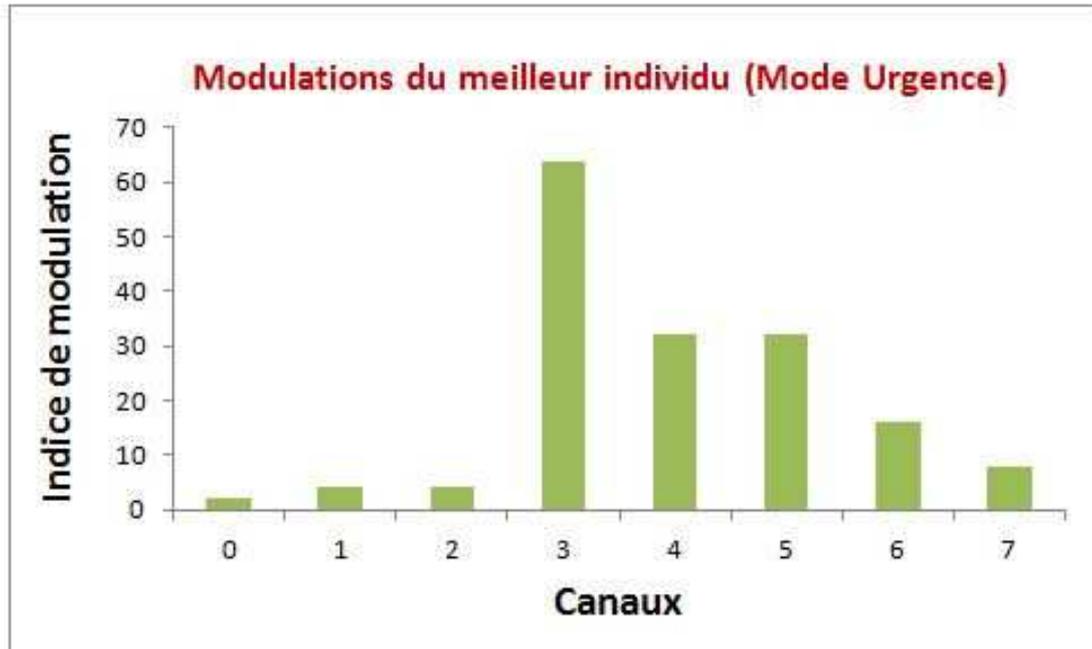


Figure III.11: Indices de modulation du meilleur individu en fin de simulation

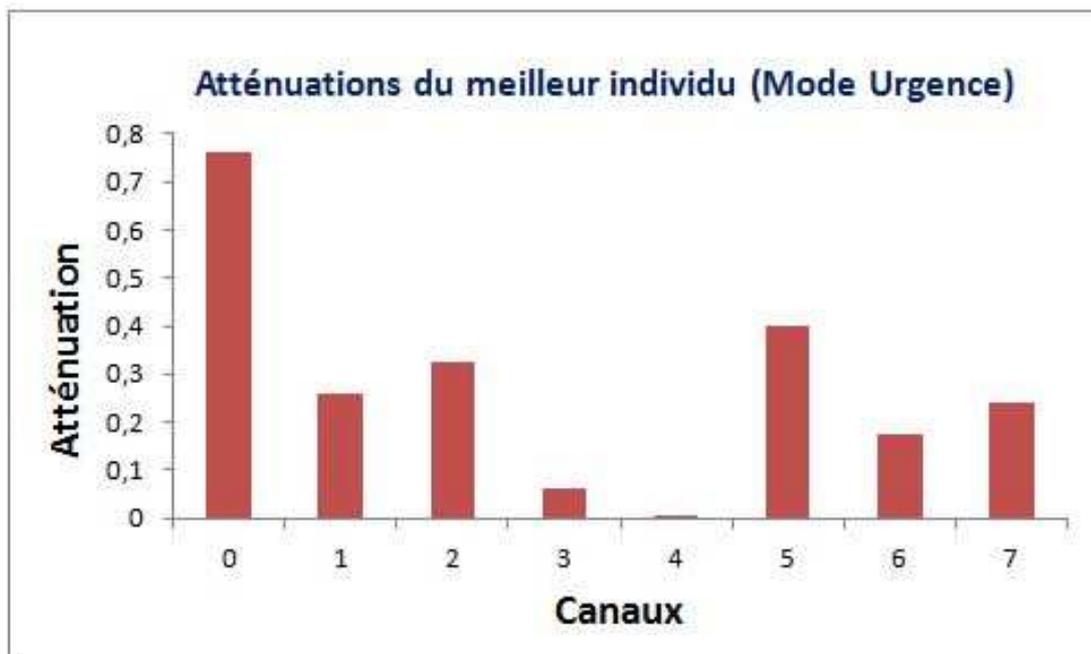


Figure III.12: Taux d'atténuations du meilleur individu en fin de simulation

Puisque l'exécution s'est faite sous "le mode urgence", nous pouvons voir que les puissances ont bien augmenté en fin d'exécution, par contre le taux d'atténuation et l'indice de modulation ont largement baissé, ce qui répond à ce qui a été prouvé dans le **Tableau III.7**.

En ce qui concerne le temps d'exécution et le temps de convergence, l'algorithme BA donne de meilleurs résultats dans les trois modes de transmission, même s'il n'atteint pas toujours une valeur objective meilleure que celle de l'algorithme ABC, ceci veut dire que le BA a besoin de moins de temps de calcul pour atteindre sa solution optimale, on peut d'ailleurs voir cela dans les figures qui suivent:

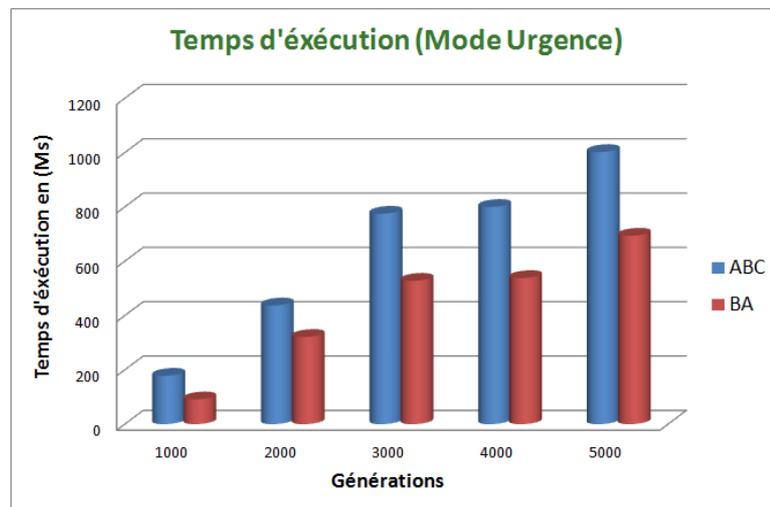


Figure III.13: Temps d'exécution des deux algorithmes pour le mode urgence

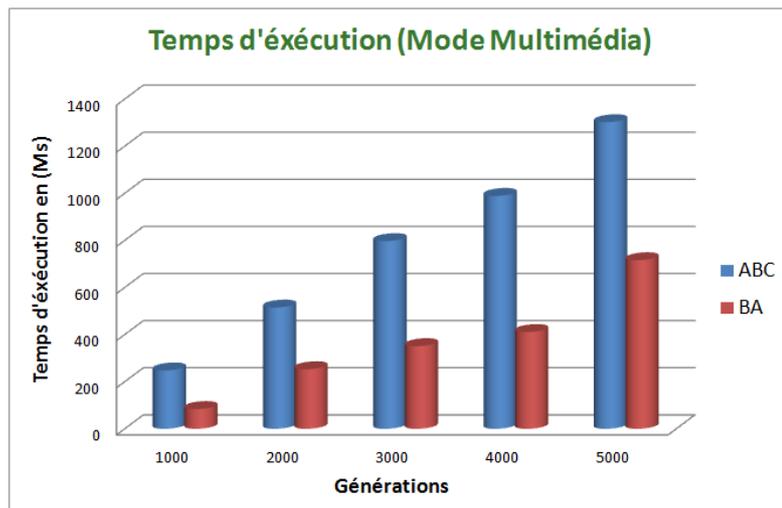


Figure III.14: Temps d'exécution des deux algorithmes pour le mode multimédia

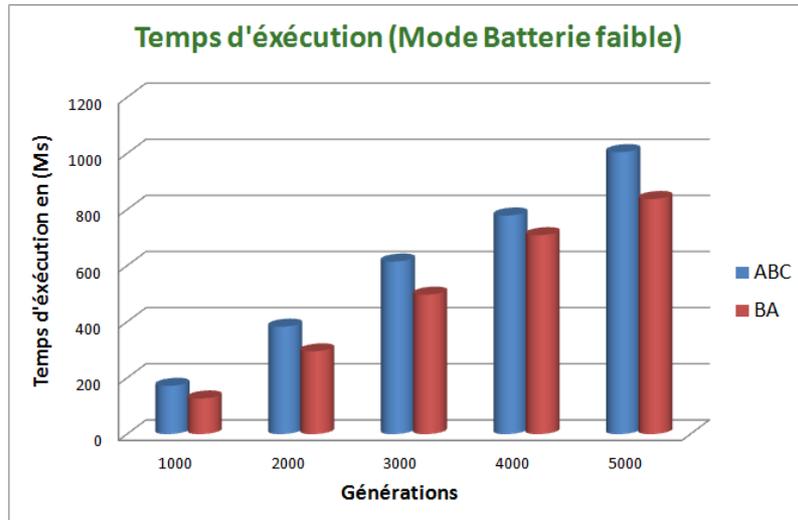


Figure III.15: Temps d'exécution des deux algorithmes pour le mode batterie faible

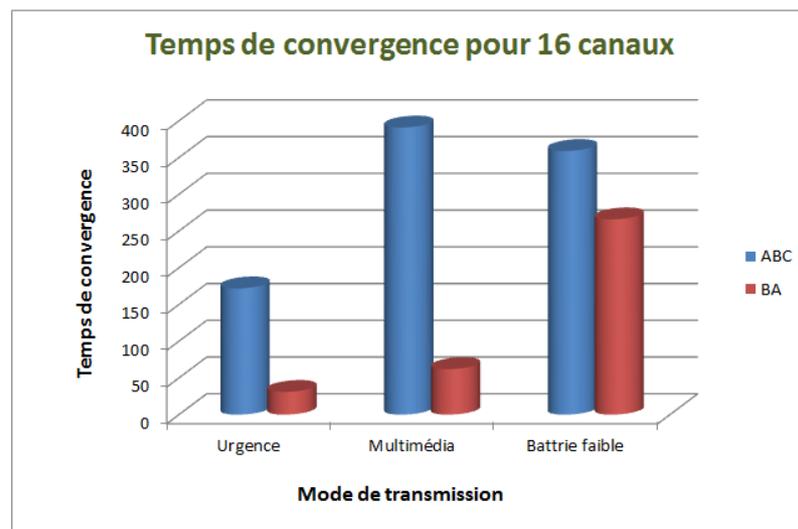


Figure III.16: Temps de convergence des deux algorithmes pour 16 canaux

A présent, nous allons varier le nombre de canaux pour les trois modes tout en gardant la même configuration, c'est à dire, une population de 50 individus et un nombre de générations égal à 2000, et comparer les résultats en termes de temps d'exécution et de convergence, comme le montrent la **Figure III.17** et **Figure III.18** et le **Tableau III.8** présentés ci-dessous:

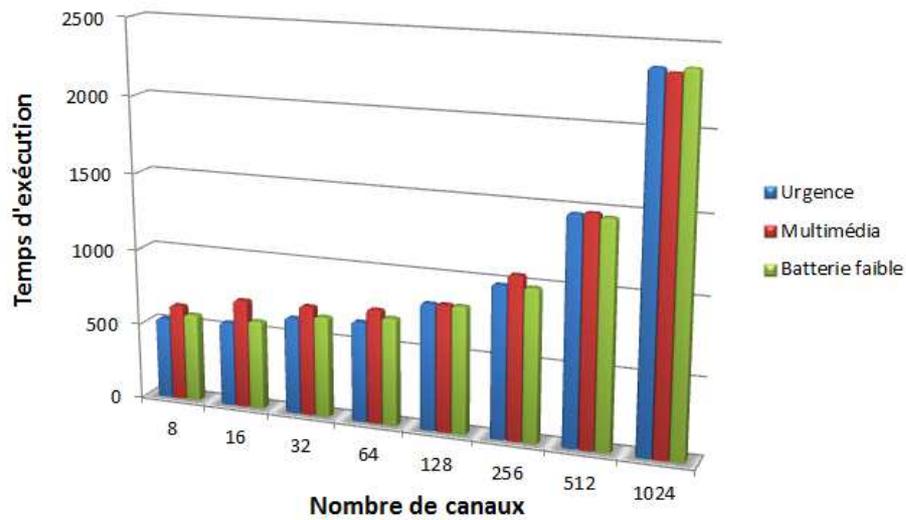


Figure III.17: Temps d'exécution en variant le nombre de canaux pour l'algorithme ABC

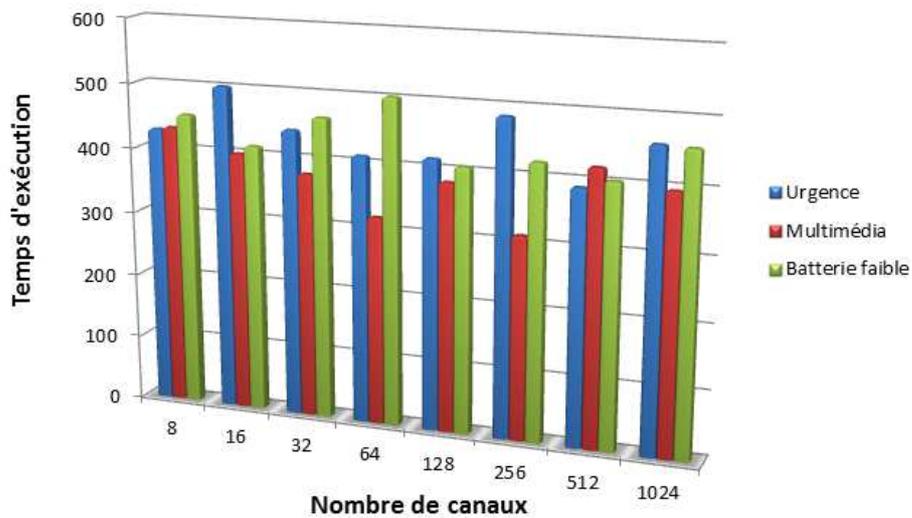


Figure III.18: Temps d'exécution en variant le nombre de canaux pour l'algorithme BA

Canaux	Mode Urgence		Mode Multimédia		Mode Batterie faible	
	ABC	BA	ABC	BA	ABC	BA
8	78	15	172	31	125	1
16	156	2	63	31	250	16
32	344	3	219	5	234	125
64	312	15	453	10	94	3
128	406	4	312	0	703	140
256	15	156	218	20	297	15
512	1016	344	1110	0	453	10
1024	1562	16	2266	93	906	25

Tableau III.8: Temps de convergence en variant le nombre de canaux (Ms)

On remarque un gain considérable en termes de temps de calcul en ce qui concerne l'algorithme BA, et puisque le PU peut à tout moment réapparaître, il est préférable pour un SU qui cherche à utiliser le réseau de passer le minimum de temps dans la recherche du meilleur paramètre de transmission pour avoir ensuite plus de temps dans le processus de communication, on peut alors dire que cet algorithme est un meilleur choix pour le moteur cognitif par rapport à l'algorithme ABC.

III.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un moteur de décision de la radio cognitive qui détermine les valeurs optimales de transmission radio en utilisant deux algorithmes (ABC et BA) pour l'allocation optimale du spectre.

Nous avons remarqué que le ABC et le BA ont des performances approximativement similaires en termes de valeurs objectives maximales, mais la différence se ressent clairement sur le temps de calcul, en effet le BA converge rapidement et met moins de temps pour s'exécuter par rapport au ABC et ceci peu importe le nombre de canaux, on peut dire alors qu'il offre une meilleure qualité de service à son utilisateur.

Conclusion générale

La radio cognitive est une nouvelle technologie venue résoudre le problème de l'encombrement du spectre, en permettant à des SU de se servir des bandes de fréquences non utilisées par leurs propriétaires (PU) à un moment donné dans un emplacement géographique spécifique. Ceci permet d'optimiser l'utilisation des fréquences radio disponibles du spectre et offre un accès efficace à cette ressource.

La qualité de service dans le domaine des télécommunications se base sur les trois fonctions suivantes: la minimisation du taux d'erreurs, la maximisation du débit et la minimisation de la consommation d'énergie.

Dans ce mémoire, nous avons appliqué deux algorithmes méta-heuristiques qui sont: l'algorithme de colonie d'abeilles ABC et l'algorithme des chauves-souris BA dans le but d'optimiser l'allocation dynamique du spectre.

Ces deux algorithmes récemment apparus permettent de chercher des solutions optimales à partir de solutions aléatoires, et donc résoudre de nombreux problèmes, chose que nous avons essayé de prouver durant ce mémoire.

Notre étude a été réalisée sur trois modes de transmissions différents: le mode urgence, le mode multimédia et le mode batterie faible. Les performances des deux algorithmes sur ces trois modes ont été comparées afin de prouver leur efficacité et savoir lequel des deux améliore le mieux la qualité de service de l'utilisateur.

Les résultats obtenus montrent que pour le mode urgence et le mode batterie faible, le BA est plus performant et permet de réaliser de meilleurs scores, tandis que pour le mode multimédia, le ABC a prouvé son efficacité, et ce, quelque soit le nombre de sous-porteuses.

Pour ce qui est du temps de calcul, le BA est largement meilleur dans les trois modes, ce qui permet à l'utilisateur de passer moins de temps dans le processus de recherche des meilleurs paramètres et donc avoir plus de temps dans le processus de communication.

Pour conclure, nous pouvons dire que les deux algorithmes offrent une qualité de service remarquable dans les réseaux de radio cognitive, ce qui nous pousse à vouloir étudier et travailler sur d'autres méta-heuristiques afin de voir leurs effets sur chaque mode. Nous pensons également à prendre en considération l'impact des interférences pour avoir des résultats encore plus concrets.

Références bibliographiques

- [1] Badr Benmammar, Asma Amraoui, "Réseaux de radio cognitive: Allocation des ressources radio et accès dynamique au spectre", LTT Laboratoire de télécommunications Tlemcen, UABT, Algérie, 2012.
- [2] J. Palicot, "De la radio logicielle à la radio intelligente", Collection Technique et Scientifique des télécommunications, Hermes/lavoisier, 2010.
- [3] J. Mitola and G. Maguire, "Cognitive radio: Making software radios more personal", IEEE Personal Communications, Page(s): 13-18, August 1999.
- [4] Amraoui Asma, Baghli Wassila, "Synthèse de profils applicatifs dans le cadre des réseaux radio cognitive", Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique, Université de Tlemcen, 2011.
- [5] Ibtissem Larbi, Badr Benmammar, "Négociation de spectre dans les réseaux de radio cognitive", Rapport de recherche, Laboratoire de télécommunications de Tlemcen (LTT), Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen, 2013.
- [6] Bendella Med Saléh, "Gestion de spectre dans les réseaux de radio cognitive par la formation de coalitions", Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique, Université de Tlemcen, 2014.
- [7] I. Ngom et L. Diouf, "La radio cognitive", Université Lille 1 USTL, 2008.
- [8] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, and K. R. Chowdhury, "CRAHNS: cognitive radio ad hoc networks", Ad Hoc Networks, vol. 7, no. 5, pp. 810–836, 2009.
- [9] B. Benmammar, A. Amraoui, F. Krief, "A Survey on Dynamic Spectrum Access Techniques in Cognitive Radio Networks", International Journal of Communication Networks and Information Security (IJCNIS), vol. 5, No. 2, pp: 68-79. ISSN: 2076-0930 (Print), ISSN: 2073-607X (Online), August 2013.
- [10] U. Mir, "Utilization of Cooperative Multiagent Systems for Spectrum Sharing in Cognitive Radio Networks", PHD THESES, September 2011.
- [11] B. Wang, Y. Wu and K. J. R Liu, "Game theory for cognitive radio networks: An overview", Elsevier Computer Networks, vol. 54, Page(s): 2537–2561, 2010.
- [12] Souhil Mouassa, "Optimisation de l'écoulement de puissance par une méthode métaheuristique (technique des abeilles) en présence d'une source renouvelable (éolienne) et des dispositifs FACTS", Mémoire de Magister, Université de SETIF, 2012.
- [13] Abdelli Ouardia, "Segmentation d'images par seuillage d'histogrammes bidimensionnels", Mémoire de Magister, Université de TIZI-OUZOU, 2011.

- [14] Sidi Mohamed Douiri, Souad Elbernoussi, Halima Lakhbab, "Cours des méthodes de résolution exactes heuristiques et métaheuristiques", Université Mohammed V, Faculté des sciences de RABAT.
- [15] <https://reussirlem2info.files.wordpress.com/2012/11/optimisation-par-colonie-dabeilles-doc1.docx> , consulté en Février 2015.
- [16] <http://msdn.microsoft.com/fr-fr/magazine/gg983491.aspx> , consulté en Février 2015.
- [17] H. Mosteghanemi, "Les Métaheuristiques", Cours online, Département d'Informatique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Bab Ezzouar, ALGER.
- [18] Amr Rekaby, "Directed Artificial Bat Algorithm (DABA)", A new Bio-Inspired Algorithm, Egyptian Research and Scientific Innovation Lab (ERSIL), Cairo, Egypt, 2013.
- [19] Xin-She Yang, "A new metaheuristic Bat-Inspired Algorithm", Department of Engineering, University of Cambridge, Trumpington Street, Cambridge CB2 1PZ, UK, 2010.
- [20] Sunil Nakrani and Craig Tovey, "On Honey Bees and Dynamic Server Allocation in Internet Hosting Centers", Adaptive Behavior - Animals, Animats, Software Agents, Robots, Adaptive Systems 12, 3-4, 223-240, September 2004.
- [21] Xin-She Yang, "Engineering optimizations via nature-inspired virtual bee algorithms. In Proceedings of the First international work-conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation conference on Artificial Intelligence and Knowledge Engineering Applications: a bioinspired approach", Volume Part II (IWINAC'05), José Mira and José R. Álvarez (Eds.), Vol. Part II. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 317-323, 2005.
- [22] Omid Bozorg Haddad et al, "Honey-Bees Mating Optimization (HBMO) Algorithm: A New Heuristic Approach for Water Resources Optimization", Water Resources Management, Volume 20, Issue 5, pp 661-680, October 2006 .
- [23] D. Karaboga, "An idea Baed on Honey Bee Swarm for numerical optimization", TECHNICAL REPORT-TR06, Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [24] T. R. Newman, B. A. Barker, A. M. Wyglinski, A. Agah, J. B. Evans, and G. J. Minden, "Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers", Wireless Communications & Mobile Computing, vol. 7, no. 9, pp. 1129-1142, Novembre 2007.

- [25] N. Kingsbury, "Approximation Formulae for the Gaussian Error Integral, $Q(x)$ ", "<http://cnx.org/content/m11067/latest/>", consulté en Mars 2015.
- [26] H. Yazid, "Optimisation de la QOS dans un réseau de radio cognitive en utilisant les algorithmes génétiques", Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique, Université de Tlemcen, 2014.
- [27] Asma Amraoui, Badr Benmammar, Fethi Tarik Bendimerad, "Utilisation des Enchères dans les Réseaux Radio Cognitifs pour l'Accès Dynamique au Spectre", HAL Id: hal-00734367, 21 Septembre 2012.

Liste des figures

Figure I.1: Relation entre la RC et la SDR	5
Figure I.2: Architecture de la RC.....	6
Figure I.3: Protocoles utilisés par la RC [4].....	7
Figure I.4: Cycle de cognition de Mitola [1]	7
Figure I.5: Cycle de cognition simplifié	8
Figure I.6: Accès coopératif et non coopératif au spectre [1].....	9
Figure I.7: La capacité cognitive [8].....	10
Figure II.1: Les méthodes d'optimisation méta-heuristiques [13]	16
Figure II.2: Fonctionnement d'un algorithme génétique [14].....	17
Figure II.3: La danse en rond [12].....	19
Figure II.4: la danse frétilante (en huit) [15]	19
Figure II.5: Indices de la direction [12]	19
Figure II.6: Algorithme ABC	21
Figure II.7: Algorithme BA [19]	23
Figure III.1: Liste des individus	26
Figure III.2: Interface d'accueil de l'application	31
Figure III.3: Interface de configuration	31
Figure III.4: Exécution des algorithmes	32
Figure III.5: Interface de comparaison	32
Figure III.6: Les différentes figures générées par l'application dans le mode Urgence	33
Figure III.7: Evolution de la fonction objective dans le mode Urgence.....	34
Figure III.8: Evolution de la fonction objective dans le mode Multimédia	34
Figure III.9: Evolution de la fonction objective dans le mode Batterie faible	34
Figure III.10: Puissances du meilleur individu en fin de simulation.....	36
Figure III.11: Indices de modulation du meilleur individu en fin de simulation	37
Figure III.12: Taux d'atténuations du meilleur individu en fin de simulation.....	37
Figure III.13: Temps d'exécution des deux algorithmes pour le mode urgence.....	38
Figure III.14: Temps d'exécution des deux algorithmes pour le mode multimédia	38
Figure III.15: Temps d'exécution des deux algorithmes pour le mode batterie faible	39
Figure III.16: Temps de convergence des deux algorithmes pour 16 canaux	39
Figure III.17: Temps d'exécution en variant le nombre de canaux pour l'algorithme ABC..	40
Figure III.18: Temps d'exécution en variant le nombre de canaux pour l'algorithme BA	40

Liste des tableaux

Tableau III.1: Formule mathématique des trois critères	28
Tableau III.2: Taux d'erreurs pour chaque type de modulation.....	28
Tableau III.3: Poids associé aux différents modes de transmission.....	29
Tableau III.4: Paramètres de configuration.....	33
Tableau III.5: Meilleurs résultats obtenus pour les trois modes de transmission	35
Tableau III.6: Valeurs objectives en variant le nombre de canaux	35
Tableau III.7: Fonctions et leurs paramètres	36
Tableau III.8: Temps de convergence en variant le nombre de canaux (Ms)	40

Liste des abréviations

Acronyme	Signification
SR	Software R adio
SDR	Software D efined R adio
RC	R adio C ognitive
KTH	Institut royal de technologie
PU	P rimary U ser
SU	S econdary U ser
SP	S ensory P erception
RF	R adio F requency
QoI	Q uality of I nformation
SMA	S ystèmes M ulti A gents
AG	A lgorithme G énétique
HB	H oney B ee
VBA	V irtual B ee A lgorithm
HBMO	H oney B ee M ating O ptimization
ABC	A rtificial B ee C olony
BA	B at A lgorithm
BPSK	B i P hase S hift K eying
PSK	P hase S hift K eying
QAM	Q uadrature A mplitude M odulation

Résumé

L'allocation de ressources spectrales est un problème majeur dans les réseaux de radio cognitive. Afin de résoudre ce problème, nous avons utilisé dans ce mémoire deux algorithmes basés sur les méta-heuristiques (l'algorithme des chauves-souris et l'algorithme de colonie d'abeilles). Une fonction objective a été appliquée sur trois modes de transmission différents pour atteindre une solution optimale. Après une étude comparative entre les deux algorithmes, nous avons constaté que dans la plupart des cas, les valeurs objectives sont approximativement similaires, mais l'algorithme des chauves-souris donne de meilleurs résultats en termes de temps d'exécution et de convergence.

Mots-clés: Radio cognitive - Optimisation multi-objectifs - Méta-heuristique - Algorithme des chauves-souris - Algorithme de colonie d'abeilles.

Abstract

Spectral resources allocation is a major problem in cognitive radio networks. To solve this problem, we used in this dissertation two metaheuristics algorithms (Bat Inspired Algorithm and Artificial Bee Colony Algorithm). An objective function was applied to three different transmission modes to achieve an optimal solution. After a comparative study between the two algorithms, we found that in most cases, the two algorithms perform approximately similar in terms of optimal fitness but, bat algorithm gives better results in execution time, or even convergence.

Keywords: Cognitive radio - Multiobjective optimization - Metaheuristic - Bat Inspired Algorithm - Artificial Bee Colony Algorithm.

ملخص

تتناول دراستنا مشكلة تخصيص الموارد في شبكات الراديو الإدراكية، ولذلك، لقد استعملنا خوارزميتين (خوارزمية الخفافيش و خوارزمية مجتمع النحل). تم تطبيق دالة موضوعية على ثلاثة أنماط مختلفة من الإرسال لإيجاد الحل الأمثل. بعد دراسة مقارنة بين الخوارزميتين، و قدنا أنه في معظم الحالات القيم تقريبا متشابهة، لكن خوارزمية الخفافيش لها أداء أفضل كثير من حيث وقت التنفيذ، أو حتى وقت الإستقرار.

كلمات مفتاحية: الراديو الإدراكية - التحسين المتعدد الأهداف - ميتاهورستك - خوارزمية الخفافيش - خوارزمية مجتمع النحل.