

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

Remerciement

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

Nous remercions en particulier M. BADR BENMAMMAR Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, pour l'honneur qu'il nous a fait de bien vouloir nous encadrer, et pour les conseils donnés lors de la réalisation de ce travail.

Nous remercions aussi notre co-encadreur M^{lle} N. ALI SAOUCHA de nous'avoir proposé ce sujet et pour les remarques qu'elle nous a donné.

Nous remercions aussi M. Zaki BABA-Ahmed pour les conseils qu'il nous a donnés tout au long de ce travail.

Ainsi nous tenons a remercier tous nos professeurs qui nous ont enseigné durant nos études a la faculté des sciences et techniques.

On adresse nos remerciements au membre de jury pour avoir accepté de nous prêté de leur attention et évaluer notre travail.

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

Résumé

L'algorithme FFA est une métaheuristique récente inspirée du comportement social des lucioles dans la nature. Notre objectif dans le cadre de ce PFE a consisté à l'utiliser pour l'optimisation de la qualité de service dans un réseau de radio cognitive. Les résultats obtenus dans ce contexte sont satisfaisants et ont montré l'efficacité de cet algorithme pour améliorer la qualité service de l'utilisateur opportuniste.

MOT CLES: Radio cognitive, optimisation, algorithmes des lucioles, QoS.

ملخص

تعتبر خوارزميات اليراعات-FFA- طريقة بحث حديثة مستوحات من سلوك اليراعات في وسطها الاجتماعي الطبيعي. لقد كان هدفنا من خلال هذا العمل هو تقديم صيغة مفصلة من هذا الحساب بغرض رفع نوعية قيمة الخدمة في شبكة الراديو التعليمي إلى أقصى حد. ويستند الحساب الخوارزمي إلى السلوك الاجتماعي لليراعات في وسطها الطبيعي. وقد طبقنا هذا الحساب الخوارزمي في مجموعة من الحلول لتحسين النتائج. وقد أظهرت النتائج المحصل عليها نجاعة حساب الخوارزمي بطريقة اليراعات. **كلمات مفتاحية:** الراديوية الإدراكية، الرفع إلى أقصى حد، خوارزمية اليراعات، نوعية الخدمة.

Abstract

The FireFly Algorithm (FFA) is a recent bio-inspired metaheuristic. In this work, we aim to provide a discrete version of this algorithm to optimizing the quality of service in the cognitive radio network. The algorithm is based on the social behavior of fireflies in nature. We applied this algorithm on a set of solutions to improve the results. The results obtained showed the effectiveness of the FFA algorithm.

KEY WORD : Cognitive Radio, optimization, FireFly Algorithm , QoS.

Table des matières

<u>Introduction général</u>	1
<u>Chapitre I: Réseaux de radio cognitive</u>	3
<u>I.1 Introduction</u>	3
<u>I.2 La gestion du spectre radio</u>	3
<u>I.3 Accès dynamique au spectre</u>	4
<u>I.3.1 / Utilisateur primaire</u>	4
<u>I.3.2 / Utilisateur secondaire</u>	5
<u>I.4 Radio logicielle</u>	5
<u>I.5 Radio logicielle restreinte</u>	6
<u>I.6 La radio cognitive</u>	6
<u>I.6.1 / Définitions</u>	6
<u>I.6.2 / Architecture de la radio cognitive</u>	7
<u>I.6.3 / Cycle de cognitive</u>	8
<u>I.6.4 / Relation entre la RC et la SDR</u>	11
<u>I.7 Domaines d'application de la radio cognitive</u>	12
<u>I.7.1 / Réseau militaire</u>	12
<u>I.7.2 / Réseaux d'urgence</u>	13
<u>I.7.3 / Services de cyber santé (eHealth services)</u>	13
<u>I.7.4 / Coexistence de différentes technologies sans fil</u>	14
<u>I.7.5 / Les réseaux sans fil de prochaine génération</u>	14
<u>I.8 Conclusion</u>	15
<u>Chapitre II: L'algorithme Firefly</u>	16
<u>II-1 Introduction</u>	16
<u>II-2 Algorithme des lucioles (FireFly Algorithm)</u>	16
<u>II-2-1 Inspiration</u>	16
<u>II-2-2 Principe de fonctionnement</u>	17

II-2-3 Génération de la population initiale	20
II-2-4 Fonction d'évaluation	20
a) Une fonction d'évaluation mono critère	20
b) Une fonction d'évaluation multicritère	21
II-2-5 Classement	21
II-2-6 Déplacement et mise à jour	21
II-2-7 Critère d'arrêt	22
II-3 Paramétrages des algorithmes Firefly	23
II-3-1 Nombre de luciole	23
II-3-2 Attraction de luciole	23
II-3-3 Attraction initiale	24
II-3-4 La distance	24
II-3-5 Coefficient d'absorption	24
II-3-6 Nombre de génération	24
II-4 Conclusion	25
Chapitre III: Implémentation de l'application et évaluation des résultats	26
III.1 Introduction	26
III.2 Algorithme FFA et son application dans un réseau de radio cognitive	26
III .2.1 fonction objective	26
III .2.2 Les modes de transmissions	27
III .2.3 Représentation mathématique des critères	28
III .2.4 Le moteur cognitif	31
III .2.5 Espace de conception	32
III .2.6 La population initiale	33
III .2.7 Le classement	35
III .2.8 Déplacement et mise à jour	35
III .2.9 Nombre de génération	37
III .2.10 Application de l'algorithme dans la radio cognitive	37
III.3 Présentation de l'application	38
III.4 Evaluation de l'algorithme FFA	41
III.4.1 L'impact du nombre de générations sur le temps d'exécution	41

III.4.2 L'impact du nombre de lucioles sur le temps d'exécution	42
III.4.3 Impact du nombre de générations sur la convergence	43
III.4.4 Comparaison entre les trois modes de transmissions	45
III.5 Conclusion	47
Conclusion générale	48

Liste des figures

Figure I.1: Le concept des trous du spectre	5
Figure I. 2: Réseau de future génération	7
Figure I.3: Architecture de la radio cognitive	8
Figure I.4: La capacité cognitive	9
Figure I.5: Accès au spectre coopératifs et non coopératifs	11
Figure I.6: Relation entre RC et SDR	12
Figure I.7: Réseau militaire dans la RC	13
Figure I.8: Les réseaux sans fils de future génération	14
Figure II.1 : Les Lucioles	17
Figure II.2 : Organigramme de fonctionnement d'un algorithme FireFly	19
Figure II.3 : Fonctions mono critère et multi critère	21
Figure II.4 : Déplacement des lucioles dans une itération	22
Figure III.1 : Synoptique d'un moteur cognitif	32
Figure III.2 : Structure d'une luciole	33
Figure III.3 : Structure générale de population	34
Figure III.4: positions des lucioles	35
Figure III.5 : Fenêtre principale	38
Figure III.6 : illustration de la population avant la simulation	39
Figure III.7 : paramètres de population initiale et simulation	39
Figure III.8 : illustration après la simulation	40

Figure III.9 : Variation de la fonction objective	40
Figure III.10: Organigramme de variation du temps d'exécution par rapport au nombre de générations	42
Figure III-11: Organigramme de la variation du temps d'exécution par rapport à la taille de population	43
Figure III.12: Convergence de la fonction objective simulation 1	44
Figure III.13: Convergence de la fonction objective simulation 2	45
Figure III.14: Comparaison de fitness dans les différents modes de transmission	46
Figure III.15: Comparaison de temps d'exécution dans les différents modes de transmission ...	47

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Exemple d'allocation des bandes licenciées aux Etats-Unis.....	4
Tableau III.1: Les modes de transmissions et les poids associés	28
Tableau III.2: Formulation des critères	29
Tableau III.3: les différents paramètres	29
Tableau III.4 : Taux d'erreur sur les différents types de modulation	30
Tableau III.5: Influence des paramètres sur les objectifs	30
Tableau III.6: paramètres utilisés	41
Tableau III.7: Temps d'exécution par rapport aux nombre de générations	41
Tableau III.8: Variation du temps d'exécution par rapport au nombre de lucioles	42
Tableau III.9: Paramètres des deux simulations	43
Tableau III-10: résultats des simulations	44
Tableau III.11: Résultats de FFA dans les trois modes après 10000 générations	46

Introduction générale

Dans la dernière décennie, le domaine de la télécommunication a connu une évolution importante dans les réseaux sans fil et mobiles, malheureusement ce développement a rencontré des problèmes d'encombrement par rapport au spectre radio disponible. Cependant pour palier a ce problème, plusieurs études ont été faites pour une gestion opportuniste du spectre.

L'une des applications performantes dans ce domaine est la radio cognitive (RC), c'est un système de radio communication qui permet une bonne gestion de spectre en exploitant les fréquences non utilisées dans les différentes bandes.

La RC est une forme de communication sans fil dans laquelle un émetteur/récepteur est capable de détecter intelligemment les canaux de communication qui sont en cours d'utilisation et ceux qui ne le sont pas, et peut se déplacer vers les canaux inutilisés. Ceci permet d'optimiser l'utilisation des fréquences radio disponibles du spectre tout en minimisant les interférences avec d'autres utilisateurs.[3] La technologie « radio cognitive» a émergée comme une solution prometteuse, non seulement pour résoudre le problème de la rareté du spectre mais aussi pour garantir une meilleure QoS (Qualité de Service) aux utilisateurs.

Dans le cas de ce PFE, nous cherchons à améliorer l'utilisation du spectre afin d'obtenir une qualité de service meilleure à l'utilisateur opportuniste de la radio cognitive grâce à l'utilisation d'un algorithme dédié au comportement des lucioles (FAA) qui est appliqué dans ce contexte. Notre mémoire est organisé en trois chapitres plus une introduction et une conclusion générale. Dans le premier chapitre on présente la gestion du spectre ainsi que la radio cognitive avec son architecture, ces différentes fonctions et ces domaines d'applications.

Dans le deuxième chapitre, nous exposons en détail les différentes étapes qui constituent la structure générale d'un algorithme Firefly.

Dans le dernier chapitre, nous développerons dans la première partie l'utilisation de l'algorithme Firefly pour le problème de l'optimisation de la QoS dans les réseaux de radio cognitive.

Dans la deuxième partie, nous exposons en détaille la mise en œuvre de l'application qui a été faite, ainsi que les expérimentations et les résultats obtenus dans ce contexte.

Enfin, une conclusion générale est présentée avec quelques perspectives proposées.

CHAPITRE I *RÉSEAUX*

DE RADIO COGNITIVE

I.1 Introduction

Il est aujourd'hui largement reconnu que les systèmes sans fil de communications numériques n'exploitent pas l'intégralité de la bande de fréquence disponible. Les systèmes sans fil de futures générations seront donc amenés à tirer parti de l'existence de telles bandes de fréquences inoccupées, grâce à leurs facultés d'écouter et de s'adapter à leur environnement.

En 2000, Joseph Mitola a introduit une technologie récente intitulé "Radio Cognitive". Cette technologie permet donc, de rendre les systèmes de communications capables de capter des informations sur leur environnement, de façon à ce qu'ils puissent transmettre de manière opportuniste.

Dans ce chapitre nous allons présenter une description de la radio cognitive, son fonctionnement, son architecture et ses différents domaines d'applications.

I.2 La gestion du spectre radio

Depuis 1927, l'institution UIT (Union International of Telecommunications), Spécialisée dans la gestion des spectres radio, permet d'organiser tous les trois ans, des conférences mondiales des communications radio afin de délibérer et de réviser, éventuellement les traités internationaux qui réglementent l'usage de spectre.

L'allocation des fréquences, se fait sur une base au même temps nationale et internationale. Ainsi l'UIT alloue des bandes de fréquences de 3 KHz à 300 GHz, associées à une liste d'utilisations différentes et une autorité compétente de gestion de spectre (AGS), qui permet de gérer l'utilisation conforme à l'UIT par rapport à chaque pays, comme par exemple la FCC (Federal Communications Commission) aux États-Unis, l'ARCEP (Autorité de Régulation des Communications Électroniques et des Postes) en France et le CRTC (Canadian Radio - télévision and Télécommunications Commission) au Canada [1]. Le tableau I.1, montre des exemples de systèmes et services licenciés aux plages de fréquences aux Etats-Unis.

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

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

I.3 Accès dynamique au spectre

Le concept d'accès dynamique au spectre est assuré par deux acteurs principaux :

- L'utilisateur primaire ;
- L'utilisateur secondaire.

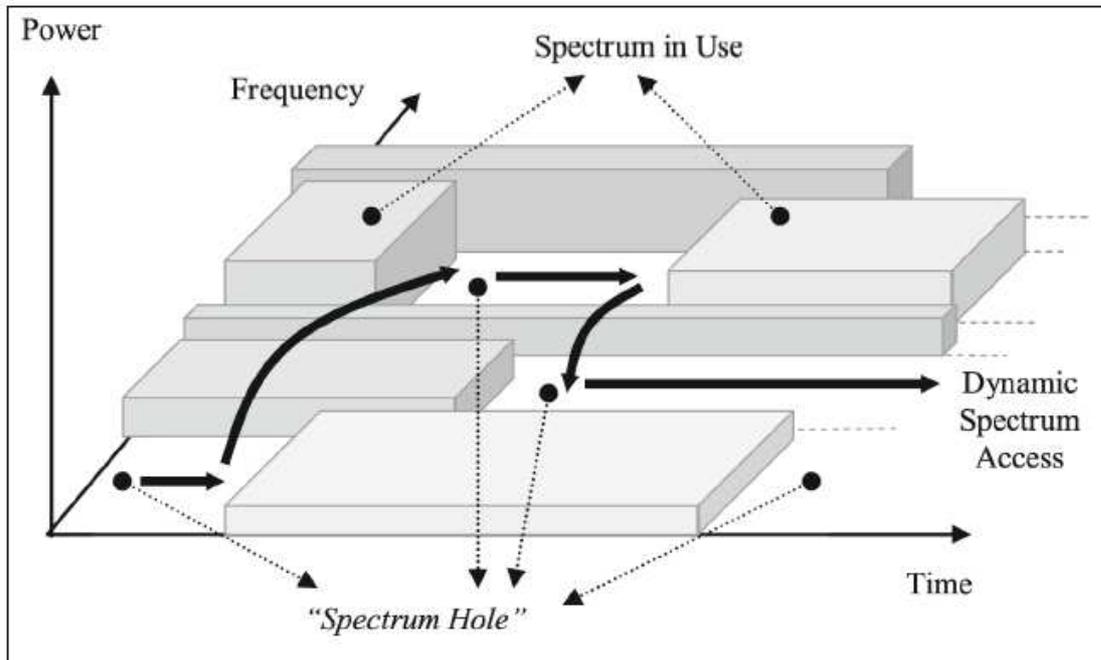
I.3.1 / Utilisateur primaire

Il possède une licence qui lui permet d'opérer sur une bande de fréquence spécifique, en lui accordant d'avantage de communiquer librement et à tout instant sur sa bande de fréquences. L'accès est contrôlé uniquement par ces stations de base et ne doit pas subir d'interférences extérieures nuisibles. Les PUs (Primary Users) ne doivent subir aucune modification pour permettre la coexistence avec les utilisateurs ou réseaux de radio cognitive ou leur station de base [2].

I.3. 2 / Utilisateur secondaire

Ils accèdent au spectre de façon opportuniste et ils doivent veiller à ne pas interagir avec les utilisateurs primaires, en effet ils doivent faire attention à ne jamais interférer avec les utilisateurs primaires.

La détection des trous dans le spectre radio se fait au niveau de l'utilisateur primaire, d'une manière dynamique par l'utilisateur secondaire. Quand l'utilisateur primaire montre des velléités de connexion, l'utilisateur secondaire (nommée SU) libère ses canaux exploités sans perturber les détenteurs du spectre.



Figure

I.1 Le concept des trous du spectre[5]

I.4 Radio logicielle

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. La radio logicielle moderne intègre également l'implantation logicielle des procédés de cryptographie, 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 [3].

I.5 Radio logicielle restreinte

La Radio Logicielle Restreinte, en anglais SDR (Software Defined Radio), 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 [3], sa flexibilité lui permet de résoudre les problèmes de gestion de spectre en utilisant des algorithmes spécifiques.

Quand on parle de la SDR, on parle de ses capacités de fonctionnement dans des réseaux hétérogène, ainsi leurs adaptations autonomes par rapport aux nouvelles fréquences et modulations dans le changement de matériel.

I.6 La radio cognitive

Le concept de la radio cognitive a été présenté en 1990 par JOSEPH MITOLA III, durant un séminaire à KTH, l'institut royal de technologie [6].

La Radio Cognitive (RC), est destinée à décrire les radios intelligentes qui peuvent ajuster ses paramètres de fonctionnement d'une façon autonome et dynamique, cette technologie permet de faire des communications sans fil entre différents types de terminaux au sein d'un environnement radio, à l'aide de la SDR. D'après Mitola, *"une radio cognitive peut connaître, percevoir et apprendre de son environnement puis agir pour simplifier la vie de l'utilisateur"*.

I.6.1 / Définitions

La radio cognitive est une radio intelligente qui peut être programmable et reconfigurable dynamiquement, son émetteur-récepteur est conçu pour s'adapter à n'importe quelle type de canaux sans fil dans son environnement. Une telle radio détecte automatiquement les canaux libres dans le spectre radio, puis elle change en conséquence ses paramètres de transmissions ou

de réceptions, pour permettre les communications sans fil plus simultanées dans une bande de fréquence à un endroit donné. Ce processus est une forme de gestion dynamique du spectre.

La RC est une nouvelle technologie considéré comme un but vers lequel une plateforme de la radio, définie par un logiciel devrait évoluer un émetteur/récepteur sans fil entièrement reconfigurable qui s'adapte automatiquement avec ses paramètres de communications de réseau et les demandes des utilisateurs.

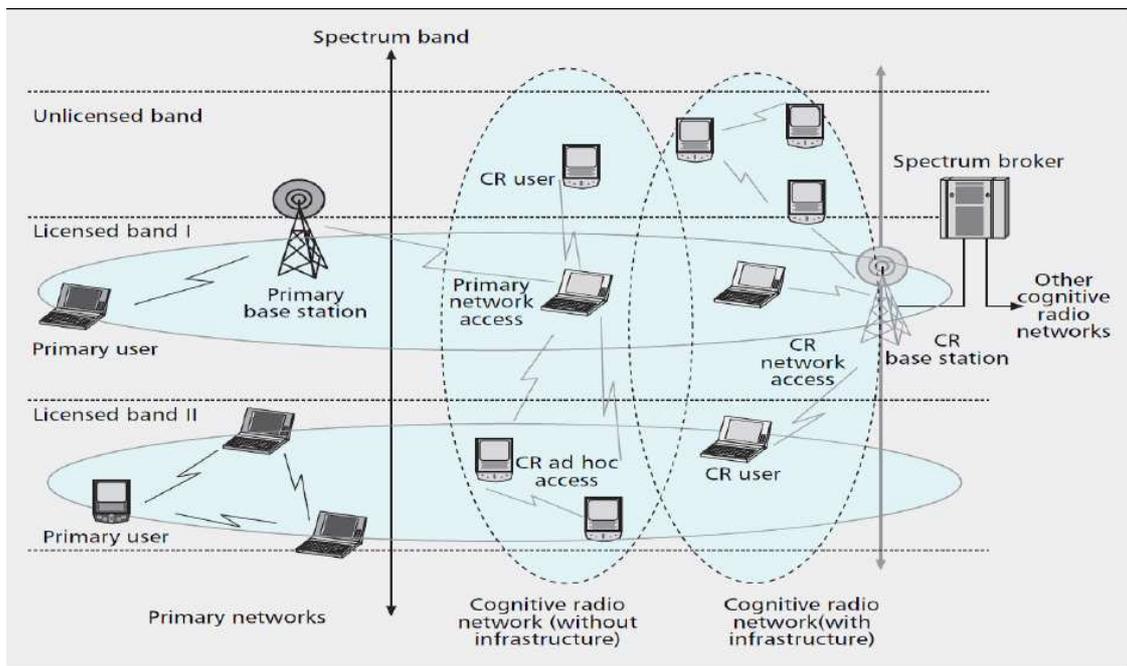


Figure I. 2: Réseau de future génération [7]

I.6.2 / Architecture de la radio cognitive

L'architecture de la radio cognitive comprend les fonctions, les composants et les règles de conception nécessaire pour soutenir l'évolution de la radio cognitive. Comme le montre la figure 3.

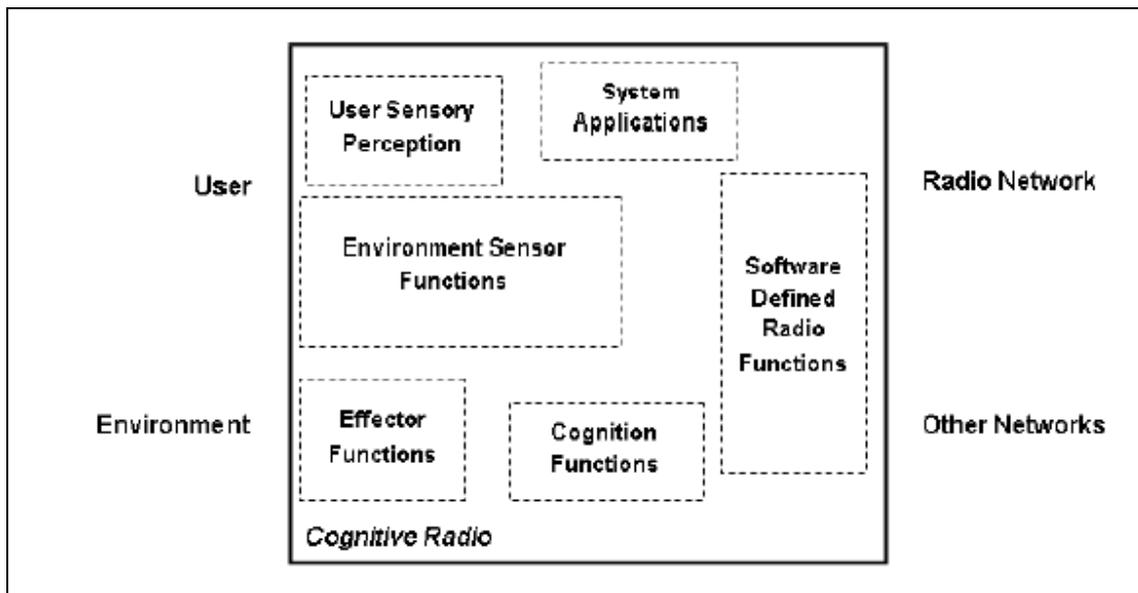


Figure I.3: Architecture de la radio cognitive [3]

Les composantes fonctionnelles de l'architecture d'une radio cognitive 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 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) [3].

I.6.3 / Cycle de cognitive

La capacité de cognition est une caractéristique de la radio cognitive, qui lui permet d'interagir avec l'environnement radio, ainsi de lui permettre de s'adapté à choisir les meilleurs paramètres de fonctionnement. En effet cette cognition est assurée à travers quatre fonctions. Définie comme dans la figure 4.

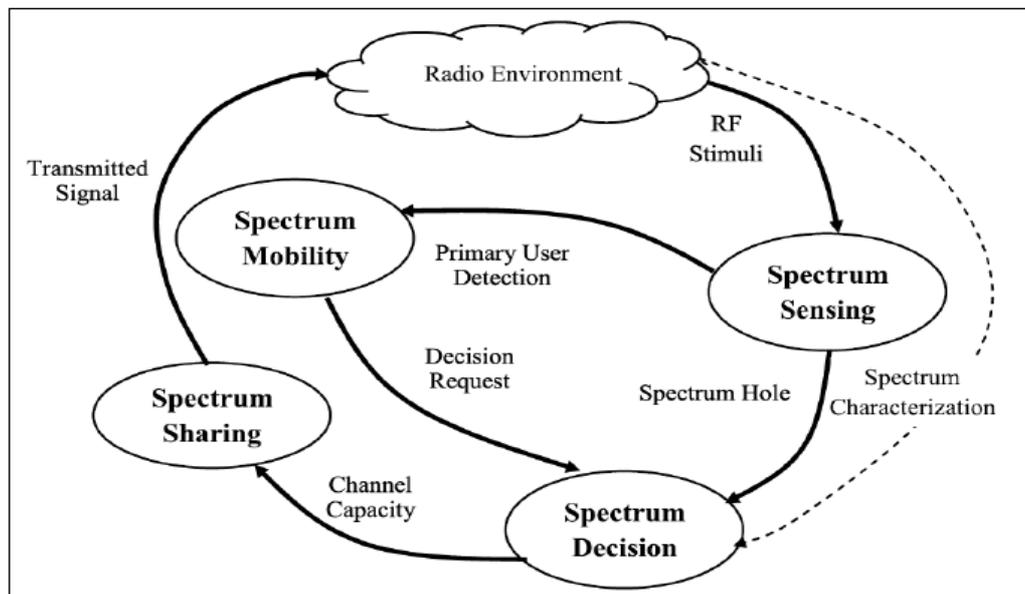


Figure I.4: La capacité cognitive [5]

- **La détection (Spectrum Sensing)**

Afin de détecter les espaces blancs du spectre, la détection des SUs de ces espaces blancs se fait au niveau des PUs.

L'obtention du statut du spectre (libre/occupé) en particulier pour la détection des interférences est l'un des objectifs de la détection du spectre, de raison que le spectre peut être consulté par un utilisateur secondaire en valeur de la contrainte d'interférence. Le défi réside dans le fait de mesurer l'interférence au niveau du récepteur primaire causée par les transmissions d'utilisateurs secondaires [3].

- **La prise de décision (Spectrum Decision)**

Pour accéder au spectre il y'a un modèle de décision qui est nécessaire, sa complexité dépend des paramètres considérés lors de l'analyse du spectre. Quand l'utilisateur secondaire a des multiples objectifs, ce modèle devient plus complexe. Pour modéliser et résoudre le problème d'accès au spectre dans un environnement radio cognitif, les méthodes d'optimisation stochastiques (le processus de décision de Markov) seront les meilleurs outils pour la prise de décision.

- **Le partage (Spectrum Sharing)**

La coexistence des utilisateurs secondaires avec les utilisateurs primaires, et la large gamme du spectre disponible vue comme une caractéristique unique de la radio cognitive exige une coordination des transmissions entre les utilisateurs secondaires, par conséquent, il se peut qu'il y ait plusieurs utilisateurs secondaires qui veulent accéder au spectre au même moment, afin d'éviter les collisions, leurs transmissions doivent être coordonnées.

Les principaux paramètres [7] à prendre en compte sont :

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

- **La mobilité (Spectrum Mobility)**

C'est un processus qui permet le changement de la fréquence d'un utilisateur secondaire de la radio cognitive. Lors de la détection d'un utilisateur primaire, ou lors de la détérioration de la bande spectrale ce phénomène se déclenche. A ce moment-là et pour continuer sa communication l'utilisateur secondaire devrait libérer la bande de fréquence (trou) et trouver une autre bande de fréquence compatible à ses exigences.

L'objectif de la mobilité spectral lors du changement de la fréquence est d'assurer une transition fluide et rapide. Aussi cela est nécessaire pour que les applications des utilisateurs secondaires subissent moins de dégradation de performance durant le spectrum mobility.

- **Compétition/coopération dans un environnement multi utilisateurs**

Dans un système lorsqu'il y a plusieurs utilisateurs (primaires et secondaires à la fois), leurs préférences vont agir sur la décision d'accès au spectre. Ces utilisateurs peuvent être coopératifs ou non coopératifs dans l'accès au spectre. Dans un environnement coopératif tous les utilisateurs peuvent collaborer pour atteindre un seul objectif, tandis dans un environnement non coopératif chaque utilisateur a son propre objectif.

La figure ci-dessous représente l'exemple de plusieurs utilisateurs secondaires qui peuvent être en compétition les uns avec les autres pour accéder au spectre, de sorte que leur

débit individuel sera maximiser. Au cours de cette rivalité entre les utilisateurs secondaires, ils vieillirent tous à ce que les interférences causées à l'utilisateur primaire sont maintenues en dessous de la limite de la température correspondante du brouillage. L'outil le plus approprié pour obtenir la solution d'équilibre dans les problèmes de gestion du spectre, est la théorie des jeux.

Dans un environnement coopératif, les utilisateurs de la radio cognitive coopèrent les uns avec les autres afin de prendre une décision pour accède au spectre et maximiser une fonction objectif connue en tenant compte de leurs contraintes. Un contrôleur peut coordonner la gestion du spectre comme le montre la figure 5.

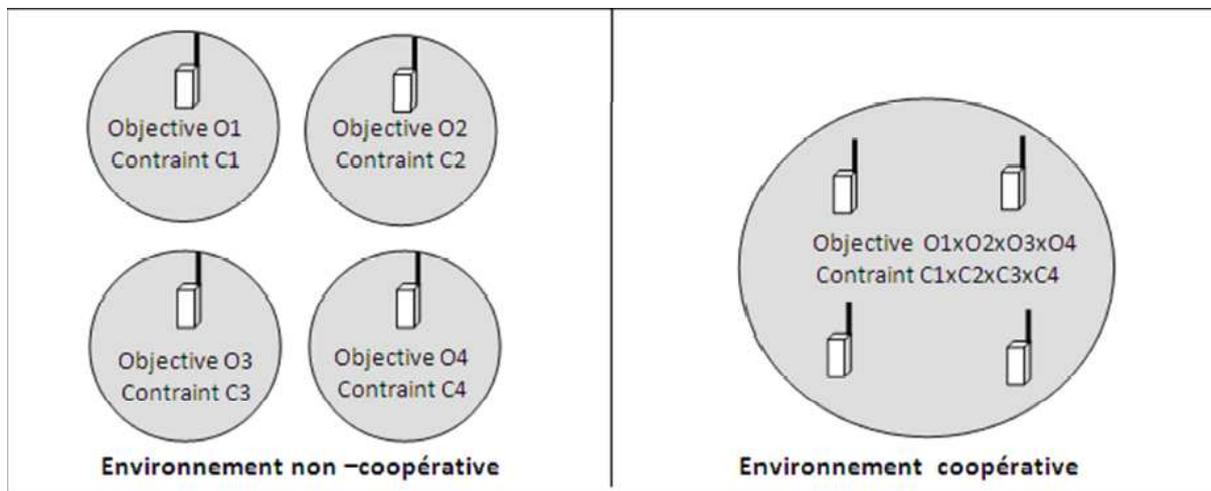


Figure I.5: Accès au spectre coopératifs et non coopératifs [3]

I.6.4 / Relation entre la RC et la SDR

L'une des caractéristiques principales de la radio cognitive est la capacité de s'adapter à modifier les paramètres de gestion du spectre en fonction de son environnement radio, de sa situation, des besoins de l'utilisateur, d'état du réseau et de la géolocalisation.

La radio logicielle est une "technologie habilitante" pour la radio cognitive, c'est-à-dire elle est capable d'offrir les fonctionnalités de flexibilité, de reconfigurabilité et de la probabilité inhérente à l'aspect d'adaptation de la radio cognitive.

La RC englobe le concept de la radio logicielle. En effet, elle comporte des fonctions logicielles supplémentaires qui permettent une reconfiguration optimale [4].

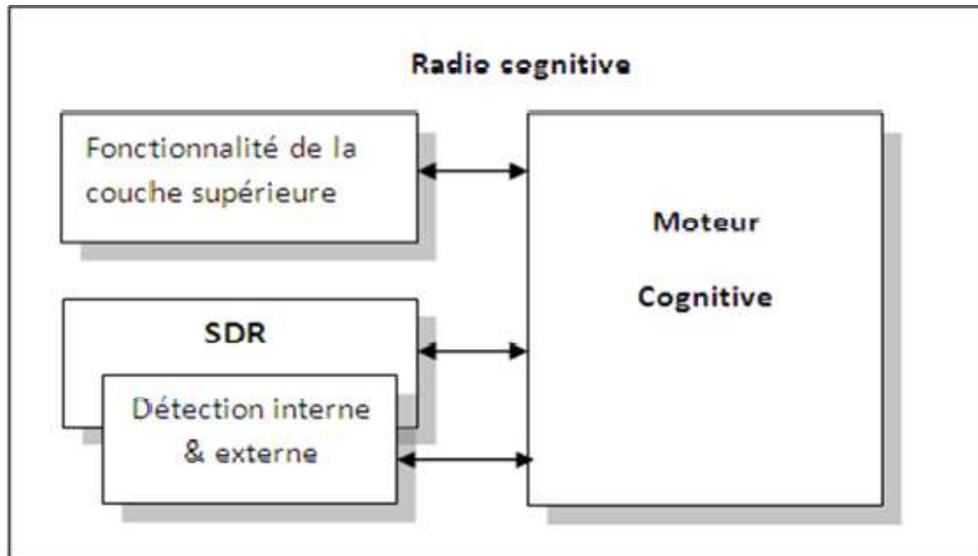


Figure I.6: Relation entre RC et SDR

I.7 Domaines d'application de la radio cognitive

La notion de la radio cognitive peut être appliquées dans plusieurs domaines nous allons décrire quelques-uns :

I.7. 1 / Réseau militaire

En fonction du temps et de l'emplacement avec la radio cognitive, les paramètres de la communication sans fil peuvent être adaptés de manière dynamique aussi dans la mission des soldats. Par exemple, si certaines fréquences sont brouillées ou bruyantes, les dispositifs radio cognitifs (émetteurs/récepteurs) peuvent effectuer des recherches pour trouver des bandes de fréquence d'accès de rechange pour la communication [3].

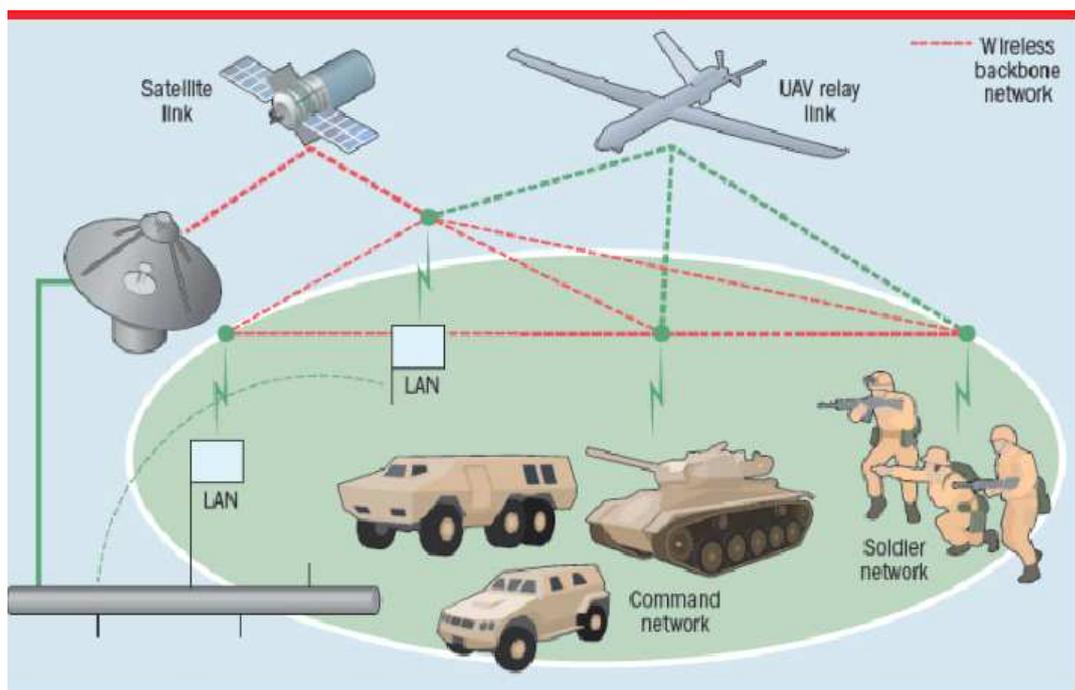


Figure I.7: Réseau militaire dans la RC

I.7.2 / Réseaux d'urgence

Dans le concept de la radio cognitive on peut trouver des réseaux de sécurité publique et d'urgence dont peuvent profiter des offres de la technologie RC, afin de fournir la flexibilité et la fiabilité de communication sans fil. Par exemple un système de communication sans fil adaptatif (soit un réseau d'urgence) peut utiliser le concept de la radio cognitive pour permettre la transmission sans fil et la réception sur une large gamme du spectre radio, ce genre de réseau peut être nécessaire d'être créé pour soutenir la reprise après sinistre où l'infrastructure de communication standard peut ne pas être disponible.

I.7.3 / Services de cyber santé (eHealth services)

Afin d'améliorer l'efficacité de la prise en charge des patients et la gestion des soins de santé dans les services de santé, il existe différents types de technologie qui sont adoptés.

Depuis que les équipements médicaux et les capteurs bio-sinaux sont sensibles aux EMI (interférences électromagnétiques), la puissance d'émission des appareils sans fil doit être soigneusement contrôlée [3]. En outre, différents dispositifs biomédicaux (équipement et appareils chirurgicaux, de diagnostic et de suivi) utilisent la transmission RF (Radio Fréquence). L'utilisation du spectre de ces dispositifs doit être choisie avec soin pour éviter toute interférence avec d'autres dispositifs [3].

De nombreux capteurs médicaux sans fil peuvent utiliser le concept de la radio cognitive afin de choisir les bandes de transmission qui permettent d'éviter les interférences.

I.7.4 / Coexistence de différentes technologies sans fil

La radio cognitive est une solution qui fournit la coexistence pour les nouvelles technologies sans fil qui sont en cours d'élaboration afin de réutiliser des fréquences radio allouées à d'autres services sans fil (service TV par exemple). La norme IEEE 802.22 est basée sur les utilisateurs WRAN (Wireless Regional Area Network) qui permet d'utiliser efficacement la bande TV quand il n'y a pas d'utilisation du téléviseur à proximité ou quand une station de télévision ne diffuse pas [3].

I.7.5 / Les réseaux sans fil de prochaine génération

La radio cognitive est vue comme une technologie clé pour la prochaine génération de réseau sans fil hétérogènes (la 5^{ème} génération). La RC offrira des renseignements intelligents à la fois pour l'utilisateur et pour le fournisseur d'équipements.



Figure I.8: Les réseaux sans fils de future génération

I.8 Conclusion

La radio cognitive est une technologie clé pour résoudre l'allocation du spectre et l'encombrement des usagers dans certain endroit spectraux. Elle apportera des solutions liées aux allocations fixes des fréquences. Aussi, elle facilitera l'interopérabilité entre les différents réseaux et elle offrira aux utilisateurs sans fil une modulation adaptative, ainsi qu'une contribution à l'amélioration des performances globales du système avec sa capacité de cognition. Toutes ces techniques doivent être combinées avec des algorithmes sophistiqués pour l'obtention de meilleurs résultats cohérents et adaptatifs.

CHAPITRE II

L'ALGORITHME FIREFLY

II-1 Introduction

La Radio cognitive est une radio intelligente qui s'adapte à son contexte opérationnel, ce niveau d'adaptation ne peut pas être atteint sans la présence d'une couche intelligente capable de contrôler la reconfiguration de l'équipement par rapport aux différentes situations dynamiques rencontrées.

Dans ce contexte un ensemble de méta-heuristiques bio-inspirées sont proposées, ils sont basées sur le comportement naturel des essaims, des abeilles, des oiseaux, et des fourmis qui avaient émergé comme une alternative pour surmonter les difficultés présentées par les méthodes classiques dans le domaine de l'optimisation [8].

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes étapes de fonctionnement des algorithmes FireFly qui sont la base de notre travail dans le cadre de ce PFE.

II-2 Algorithme des Lucioles (FireFly Algorithm)

II-2-1 Inspiration

Les lucioles (en anglais FireFly) sont de petits coléoptères ailés capables de produire une lumière clignotante froide pour une attraction mutuelle.

Dans le langage courant entre les lucioles, ils sont également utilisés synonymes bogues d'éclairage ou des vers luisants. Ce sont deux coléoptères qui peuvent émettre de la lumière, mais les lucioles sont reconnues comme des espèces qui ont la capacité de voler.

Ces insectes sont capables de produire de la lumière à l'intérieur de leur corps grâce à des organes spéciaux situés très près de la surface de la peau. Cette production de lumière est due à un type de réaction chimique appelée bioluminescence [13].

Les femelles peuvent imiter les signaux lumineux des autres espèces afin d'attirer des mâles qu'elles les capturent et les dévorent. Les lucioles ont un mécanisme de type condensateur, qui se décharge lentement jusqu'à ce que certain seuil est atteint, ils libèrent l'énergie sous forme de lumière. Le phénomène se répète de façon cyclique. L'Algorithme des lucioles développé par Yang [9] est inspiré par l'atténuation de la lumière sur la distance et l'attraction mutuelle mais il considère toutes les lucioles comme unisexes.

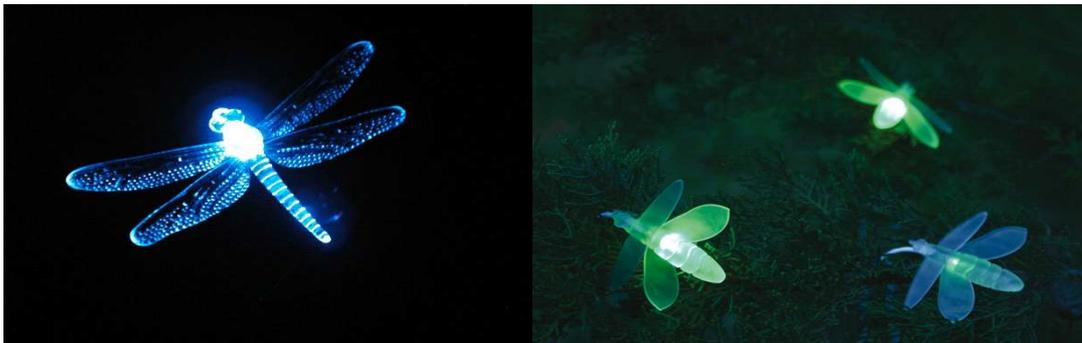


Figure II.1 : Les Lucioles

II-2-2 Principe de fonctionnement de l'algorithme des Lucioles

L'algorithme Firefly [10] [9] [11] [12] a été introduit par XS Yang en 2008. Sa source d'inspiration est basée sur l'émission de la lumière, absorption de la lumière et le comportement attractif mutuelle entre les lucioles. Initialement, il a été développé pour résoudre les problèmes d'optimisation, mais plus tard il a été utilisé pour résoudre discrètement des problèmes tels que les vendeurs itinérants ...etc.

En outre, il a également été utilisé dans le domaine du traitement d'image numérique, de compression et de clustering.

L'algorithme tire son inspiration de comportement clignotant des lucioles. Les trois règles sont idéalisées en décrivant le FA algorithme [14][15][16]:

- Toutes les lucioles sont unisexes de telles sortes que seront attirées vers d'autres indépendamment de leurs sexes.
- L'attractivité des lucioles est directement proportionnelle à la luminosité entre eux, et est diminué une fois la distance entre deux lucioles augmente. Ainsi, pour tous les deux lucioles clignotantes quelconques, le moins lumineux sera attiré et se déplace donc vers le plus lumineux.
- La luminosité de la lumière clignotante peut être considérée comme une fonction objective qui devra être optimisé.
- La plupart des méthodes d'optimisation métaheuristiques sont basé sur la génération aléatoire de la population initiale de solutions candidate possible. Pour cela le processus de l'algorithme de luciole commence avec l'initialisation de la population des lucioles et donc chaque luciole dans une population représente une solution candidate.
- La taille de la population détermine le nombre de solutions ou la taille de l'espace de recherche dont le but est d'orienter la recherche à la meilleure localisation.
- Dans l'étape suivante, chaque luciole est évaluée en fonction de leur condition physique (intensité lumineuse). À chaque nouvelle étape itérative, la luminosité et l'attraction de chaque luciole est calculée.
- La distance entre toutes lucioles peut être définie comme une distance cartésienne.
- La fonction de la distance développée est utilisée pour trouver la distance entre deux lucioles.
- La fonction de l'attractivité est définie en utilisant l'intensité lumineuse, la distance entre lucioles, et un coefficient d'absorption.
- Le mouvement de luciole est défini par une fonction de mouvement, en utilisant la position actuelle, l'attractivité et une marche aléatoire, après avoir comparé la luminosité de chaque luciole avec toutes les autres lucioles, les positions des lucioles sont mises à jour en se basant sur les règles de connaissances sur les lucioles et sur leurs voisins.

- Après le déplacement, la nouvelle luciole est évaluée et l'intensité de sa lumière est mise à jour. Pendant la boucle de comparaison en paire, la meilleure solution actuelle est la mise à jour d'une manière itérative. Le Processus de comparaison par pair est répété jusqu'à la satisfaction des critères de résiliation.
- Les principales étapes de l'algorithme FireFly sont données Ci-dessous :

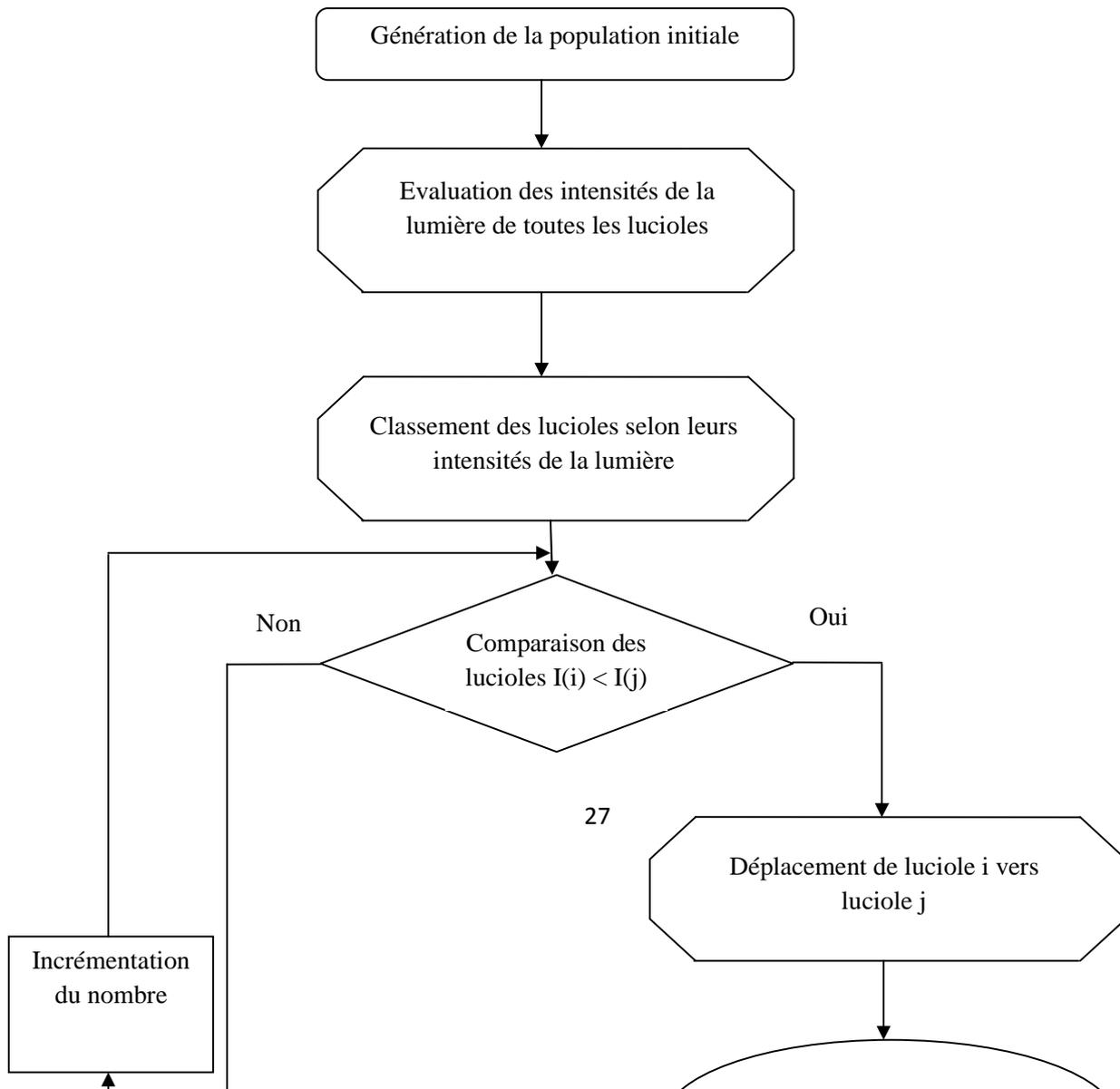


Figure II.2 : Organigramme de fonctionnement d'un algorithme FireFly

Ou $I(i)$: est l'intensité de la lumière d' $i^{\text{ème}}$ luciole.

II-2-3 Génération de la population initiale

Dans cette étape, l'algorithme des lucioles "Firefly algorithm" génère une population initiale qui représente un ensemble de solutions possibles.

Cette population initiale est généralement générée aléatoirement, le choix de la population initiale est très important car il peut rendre plus ou moins rapide la convergence vers l'optimum global.

Dans le cas où l'on ne connaît rien sur le problème à résoudre, il est essentiel que la population initiale soit répartie sur tout le domaine de recherche.

En contrepartie, le choix d'une population trop élevée peut augmenter considérablement le temps de calcul, et si la taille de la population est trop petite, il y aura une convergence prématurée car l'algorithme n'a pas un grand échantillon de l'espace de recherche.

II-2-4 Fonction d'évaluation

La fonction d'évaluation (fitness) en terminologie anglo-saxonne [1] ou de coût, attribut à chaque luciole une valeur numérique qui représente un coût de performance, elle est utilisée pour coder la luminosité des Fireflies. Grâce à cette fonction l'algorithme converge vers l'optimum.

L'efficacité de l'algorithme en termes de pertinence de la solution et le temps de calcul dépend principalement de la fonction objective, pour cela elle doit définir les fonctions objectives de façon plus fidèle que possible.

Il existe deux types de fonction d'évaluation, soit mono critère ou multicritère :

a) Une fonction d'évaluation mono critère

Signifie que la fonction dépend d'une seule et même fonction objectif. La résolution de la fonction d'adaptation (fitness), dans ce cas est simple et ne pose généralement aucun problème.

b) Une fonction d'évaluation multicritère

Généralement, les problèmes d'optimisation doivent souvent satisfaire des objectifs multiples. Une méthode classique consiste à définir des fonctions objectifs élémentaires dont certains sont concurrents, traduisant chaque objectif à atteindre, et de les fusionner au sein d'une seule fonction.

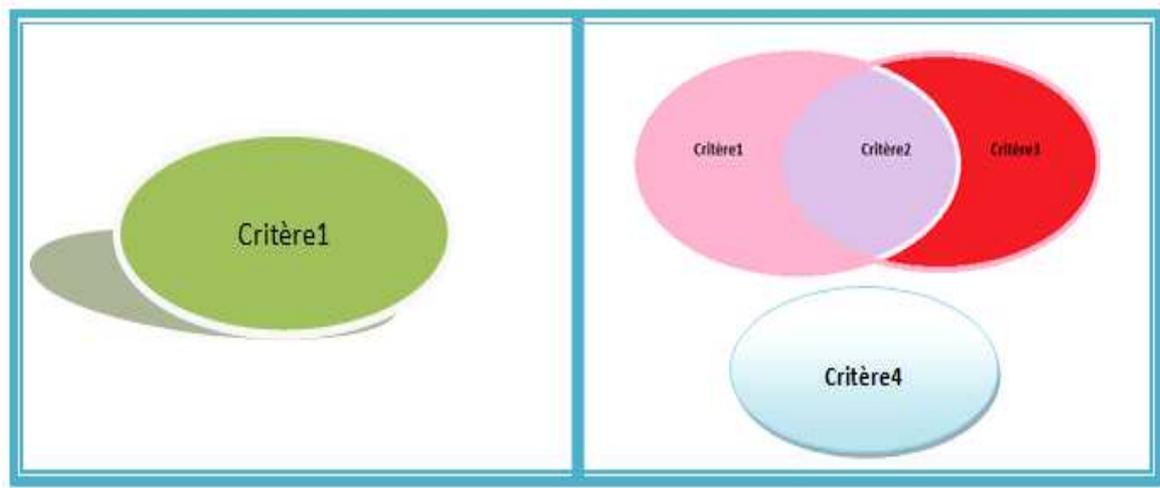


Figure II.3 : Fonctions mono critère et multi critère

II-2-5 Classement

Le classement s'effectue par rapport à la fonction objective, donc dans notre algorithme le classement se fait selon l'intensité de la lumière de chaque luciole. Généralement le classement sert à déterminer le meilleur individu ou le mauvais individu, si la fonction objective cherche à maximiser les critères, le classement par ordre croissant et donc le meilleur est le maximum et le mauvais est le minimum, sinon si la fonction objective cherche à minimiser les critères, le classement se fait par ordre décroissant et donc le meilleur est le minimum et le mauvais est le maximum.

II-2-6 Déplacement et mise à jour

À chaque nouvelle étape itérative, la luminosité et l'attrance de chaque firefly est calculée, c'est la fonction objectif.

Après avoir comparé la luminosité de chaque luciole avec toutes les autres lucioles, les positions des lucioles sont mises à jour en se basant sur des règles de connaissance de la luciole et de leurs voisins, ces règles sont généralement la position initiale, la distance entre deux lucioles comparés et un mouvement aléatoire.

Après le déplacement, la nouvelle luciole est évaluée, sa position et son intensité de lumière sont mises à jour.

Pendant la boucle de comparaison en deux à deux, la meilleure solution est mise à jour de manière itérative. Le processus de comparaison par pair est répété jusqu'à la satisfaction des critères de résiliation. [15]

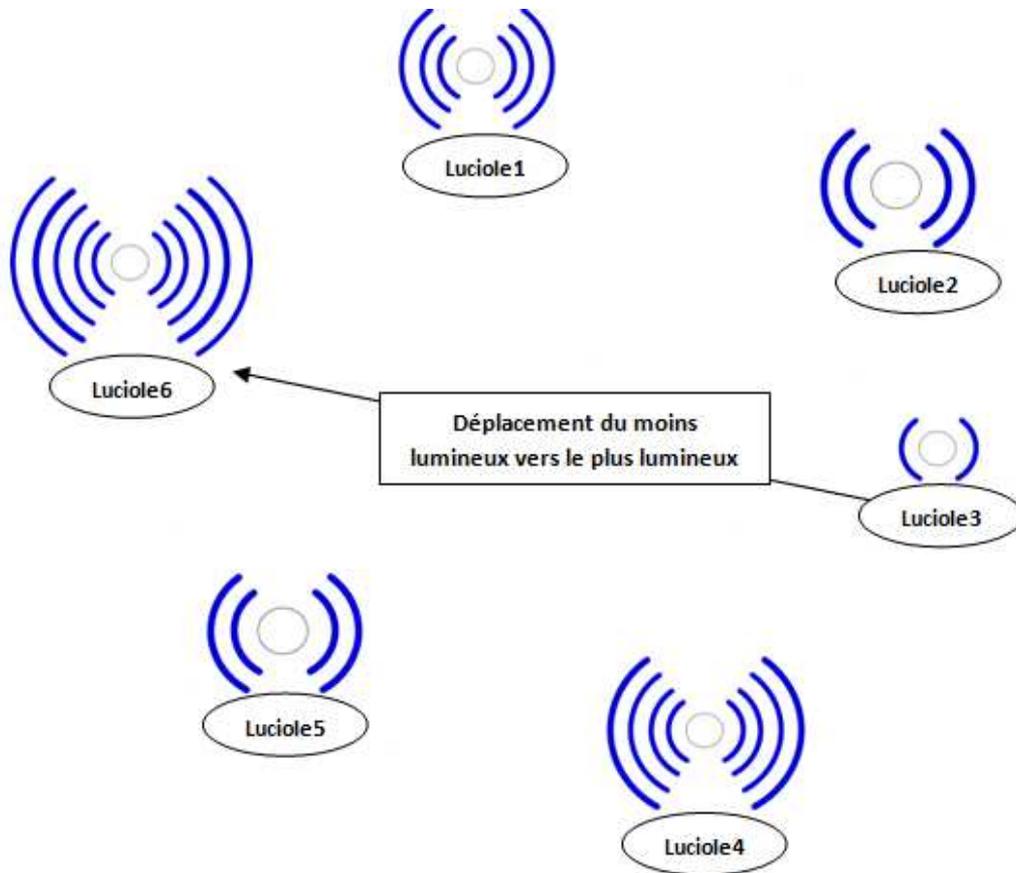


Figure II.4 : Déplacement des lucioles dans une itération

II-2-7 Critère d'arrêt

Les étapes précédentes (déplacement et mise à jour) appliquées d'une manière itérative, cette boucle s'arrête jusqu'à ce que la condition d'arrêt soit satisfaite. Cette condition correspond soit à un nombre maximum de génération fixée au départ, ou quand une solution satisfaisable proche de la solution optimale est atteinte. Aussi on peut arrêter la boucle quand les résultats de l'algorithme sont devenus stable, pour éviter la perte de temps.

Au cours de son évaluation, la population tend à converger, c-à-d, les lucioles tendent à se ressembler de plus en plus. Quand la population s'est uniformisée en grande partie, les lucioles

fournissent une bonne approximation d'un optimum du problème. Si cet optimum n'est pas toujours l'optimum global, c'est généralement un optimum local proche (en qualité) de celui-ci.

II-3 Paramétrages des algorithmes Firefly

La mise en œuvre de l'algorithme firefly ne pose pas de grandes difficultés par contre le paramétrage de l'algorithme, plutôt, le choix des valeurs est l'étape critique. Ces paramètres dépendent étroitement du type de problème à résoudre, le plus souvent les valeurs de ces paramètres sont réglées en fonction des résultats expérimentaux obtenus.

Dans notre algorithme "Firefly Algorithm" on prend en compte les paramètres suivants :

II-3-1 Nombre de luciole

Le nombre de lucioles aussi appelé la taille de la population initiale, à une influence directe sur l'algorithme Firefly pour cela il est très important de bien choisir ce paramètre pour garantir un meilleur compromis entre la qualité de la solution et la rapidité de l'exécution. D'après les différents tests effectués dans [17], on constate que plus la taille de la population est grande, sa diversité augmente et donc la qualité de solution est meilleure.

Par conséquent si le temps d'exécution de l'algorithme augmente, il affecte l'efficacité de l'algorithme.

Par contre si le nombre de luciole est petit, il y aura alors une probabilité de converger vers un optimum local et donc il est plus efficace d'avoir un nombre important de lucioles pour assurer une diversité et éviter le problème des minima locaux.

II-3-2 Attraction de luciole

Dans notre l'algorithme, il ya deux valeurs importantes: la variation de l'intensité lumineuse et la formulation de l'attractivité. [18]

L'attraction de luciole est proportionnelle à l'intensité de la lumière vue par les lucioles adjacentes [14]. Cette attraction est diminué avec la distance, c-à-d plus la distance entre deux lucioles augmente plus l'attraction diminue et que la lumière est également absorbée par le média.

II-3-3 Attraction initiale

C'est l'attractivité quand la distance entre deux lucioles = 0. En général il s'agit d'un paramètre $\beta_0 \in [0,1]$. Nous considérons deux valeurs limites de β_0 : $\beta_0= 0$ indique une recherche aléatoire non coopérative distribuée. $\beta_0= 1$ signifie que la recherche coopérative locale où brillante des lucioles détermine les positions des autres lucioles dans son propre quartier [15].

II-3-4 La distance

La distance entre deux lucioles est un paramètre très important, il est évalué de différentes manières. Pour notre algorithme, la distance entre deux lucioles est cartésienne adoptée dans un espace D-dimensionnel.

II-3-5 Coefficient d'absorption

Le coefficient d'absorption γ contrôle la variation de l'attractivité en fonction de la distance entre deux lucioles communiquées. Il est dans l'intervalle $[0, \infty]$.

$\gamma =0$ correspond à aucun changement, pas de variation ou attractivité constante, $\gamma = \infty$, correspond à une recherche aléatoire complète.

Nous préférons garder la valeur de $\gamma \in [0,1]$, $\gamma = 1$ entraîne une attractivité proche de zéro qui est encore équivalente à la recherche aléatoire complète.

Ce coefficient d'absorption personnalisé pourrait être basé sur la "longueur caractéristique" de l'espace de recherche optimisé.

II-3-6 Nombre de génération

La convergence vers la solution optimale globale n'est pas garantie dans tous les cas même si les expériences dénotent la grande performance de la méthode. De ce fait, il est

fortement conseillé de doter l'algorithme d'une portée de sortie en définissant un nombre maximum d'itération.

II-4 Conclusion

L'algorithme des lucioles "Firefly Algorithm" permet de fournir rapidement des solutions qui sont proche de la solution optimale grâce aux mouvements des lucioles en fonction d'attractivité et d'intensité qui est défini par la fonction objectif et qui est le centre de tous les calculs. Les emplacements changent a chaque itération et donc le changement des solutions aussi afin de déterminer le meilleur compromis entre la qualité de la solution et la rapidité de l'algorithme.

CHAPITRE III

IMPLÉMENTATION DE L'APPLICATION ET ÉVALUATION DES RÉSULTATS

III.1 Introduction

Les algorithmes des lucioles (FFA) récemment proposé par Yang ont été conçus pour résoudre les problèmes d'optimisation [9].

Bien qu'encore à ses débuts, en raison de ses bons résultats, très rapidement, il est devenu intéressant dans de nombreux domaines pratiques [14], [15].

Dans la première partie de ce chapitre, nous étudions l'algorithme Firefly et son application pour le problème de l'optimisation de la qualité de service (QoS) dans les réseaux de radio cognitive. La deuxième partie est consacrée à la présentation de l'application réalisée afin d'étudier les résultats obtenus en fonction des différents paramètres utilisés dans ce contexte.

III.2 Algorithme FFA et son application dans un réseau de radio cognitive

III .2.1 Fonction objective

Le terme fonction objective (fitness function en terminologie anglo-saxonne) est utilisé en [optimisation mathématique](#), désigné par une fonction qui sert de critère pour déterminer la meilleure solution à un problème d'optimisation. Concrètement, elle associe une valeur à une instance d'un problème d'optimisation. Le but du problème d'optimisation est alors de minimiser ou de maximiser cette fonction jusqu'à l'optimum, par différents procédés.

Dans notre cas, il s'agit d'estimer la qualité de service d'un utilisateur opportuniste dans le cadre d'un réseau de radio cognitive.

La radio cognitive permet à l'utilisateur secondaire de prendre conscience de son état interne (économie d'énergie, performance élevée...), de son entourage (les autres utilisateurs, atténuation du signal), et d'adapter ses paramètres de transmission (puissance de transmission, type de modulation) en conséquence (reconfiguration dynamique).

Ces paramètres qu'une radio peut reconfigurer dynamiquement doivent être utilisés dans la formulation mathématique de la QoS.

La qualité de service dépend de la situation et le type de l'application demandée par l'utilisateur, et assurée par trois fonctions, et ne consiste pas à tout optimiser vu le conflit entre les différents objectifs.

En terme de qualité de service, l'utilisateur à plusieurs niveau d'exigence, soit il veut économiser la consommation d'énergie (mode batterie faible), soit il veut transmettre sans erreur dans les applications critiques (mode urgent), ou bien il a besoin d'utiliser une large bande passante (mode multimédia).

III .2.2 Les modes de transmissions

Un mode de transmission vu comme une association de poids aux différents objectifs de la radio: la fonction la plus importante prene le poids le plus fort, la fonction qui n'est pas en conflit avec la fonction principale la plus importante prene le poids intermédiaire, et la fonction qui est en contradiction avec la fonction principale reçoive le poids le plus faible.

a. Mode batterie faible:

La radio est orientée par le moteur de recherche vers ce mode de transmission quand la charge de la batterie est faible, ce mode assure une prolongation de la vie de la batterie pour éviter le risque de coupure de communication. De ce fait on associe le poids le plus fort (0.80) à la fonction "Minimiser la consommation d'énergie" par contre le poids le plus faible (0.05) associe à la fonction "Maximiser du débit" parce-que cette dernière consomme beaucoup d'énergie.

b. Mode multimédia:

Le moteur de recherche oriente la radio vers ce mode de transmission quand il découvre que l'utilisateur utilise une application multimédia qui nécessite un débit élevé comme par exemple une vidéo conférence, pour assurer cette communication en temps réel et sans perturber la séquence d'images (sans erreur) on associe le poids le plus fort (0.80) à la fonction "Maximiser le débit", et le poids le plus faible (0.05) à la fonction "Minimiser taux erreur".

c. Mode urgence:

Ce mode est activé par le moteur de recherche lorsqu'il détecte que le type d'application est critique et sensible aux erreurs. Dans ce cas le poids le plus fort est donné à la fonction "Minimiser taux d'erreur » (0.80), et le poids le plus faible à la fonction "Maximiser le débit" (0.05).

Dans le cadre de notre PFE, nous avons adopté les poids selon les trois modes de transmission suivants:

Poids	Modes de transmission		
	Mode batterie faible	Mode urgent	Mode multimédia
Taux d'erreur	0,15	0,80	0,05
Débit	0,05	0,05	0,80
Consommation	0,80	0,15	0,15

Tableau III.1: Les modes de transmissions et les poids associés

La fonction objective est optimisée selon le mode de transmission comme suit:

a) Mode urgence

Fonction Objective = (0.80 * Fmin taux d'erreur) + (0.05 * Fmax débit) + (0.15 * Fmin consommation)

b) Mode multimédia

Fonction Objective = (0.05 * Fmin taux d'erreur) + (0.80 * Fmax débit) + (0.15 * Fmin consommation)

c) Mode batterie faible

Fonction Objective = (0.15 * Fmin taux d'erreur) + (0.05 * Fmax débit) + (0.80 * Fmin consommation)

III .2.3 Représentation mathématique des critères

Pour calculer la fonction objective on doit donc prendre en compte les trois critères suivant:

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

La représentation mathématique de ces critères d'après l'étude [19] est la suivante :

Fonctions (Critères)	Représentation mathématique
Minimisation du taux d'erreur	$1 - \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(\overline{P_{ber}})}$
Maximisation du débit	$\frac{\log_2(M)}{\log_2(M_{max})}$
Minimisation de la consommation d'énergie	$1 - \frac{P_t}{n * P_{max}}$

Tableau III.2: Formulation des critères

Paramètre des fonctions:

Paramètres	Signification
M	L'indexe de modulation
M _{max}	L'indexe de modulation maximale
P _i	La puissance du signal sur la sous-porteuse i
P _{max}	La puissance maximale qu'on peut transmettre sur une seule sous-porteuse
N	Le nombre de porteuse
n	L'atténuation de canal
$\overline{P_{ber}}$	Le taux d'erreur moyen sur N canaux

Tableau III.3: les différents paramètres

D'après l'étude de Newman [19] le $\overline{P_{ber}}$ est calculé selon le type de modulation comme montré dans le tableau suivant:

Type de modulation	
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	$\frac{4}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}}\right) Q \left(\sqrt{\frac{3 * \log_2(M) P_t}{M - 1 N}} \right)$
-----------	---

Tableau III.4 : Taux d'erreur sur les différents types de modulation [19]

La fonction $Q(x)$ utilisée dans les trois formules représente la fonction d'erreur de Gauss [20]:

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

D'après les formules montrées dans les **Tableau III.2** et **Tableau III.4**, on déduit le **Tableau III.5** qui relie chaque fonction aux paramètres qui l'influent.

Le signe ↗ exprime le fait que la fonction est respectivement proportionnellement et le signe ↘ inversement proportionnelle aux paramètres en question.

<i>L'objectif</i>	<i>Paramètres associés</i>
<i>Minimisation du taux d'erreur</i>	$P \nearrow, N \searrow, M \searrow$
<i>Maximisation du débit</i>	$M \nearrow$
<i>Minimisation de la consommation d'énergie</i>	$P \searrow$

Tableau III.5: Influence des paramètres sur les objectifs

On remarque que les objectifs interagissent de manière conflictuelle. Pour minimiser le taux d'erreurs, il est mieux donc d'utiliser une puissance d'émission élevée par conséquent on ne

peut pas assurer la minimisation de la consommation d'énergie car cette dernière nécessite une puissance faible.

Pour résoudre ce problème, la fonction objective doit interpréter ces trois critères, d'après [80], la fonction objective doit réunir ces trois fonctions, c'est la somme pondérés de ces dernières, ainsi, on associés un poids a chaque fonction qui détermine l'importance accordée à chaque objectif, la somme de tous les poids doit égale à 1.

Fonction objective = $P1 \times$ *Fonction de minimisation du taux d'erreur* +

P2 \times Fonction de maximisation du débit +

P3 \times Fonction de minimisation de la consommation d'énergie

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

III .2.4 Le moteur cognitif

Un moteur radio cognitif permet de chercher et découvrir de manière efficace des solutions uniques. Du fait de sa capacité à contrôler l'espace de recherche par limitation du nombre de générations, le système cognitif peut assurer une conformité légale et réglementaire ainsi que des recherches efficaces. La versatilité du procédé cognitif peut être appliquée sur n'importe quelle radio adaptative. Le système cognitif définit les lucioles radio, chaque luciole représentée par 3 paramètres radio tel qu'une puissance de transmission, une modulation, et l'atténuation de porteuse. Le procédé d'adaptation de Firefly algorithm est appliqué sur les lucioles afin de développer de nouvelles valeurs pour chaque luciole, et sert ensuite à adapter le réglage radio a la meilleure luciole. Ces paramètres de transmission present en compte par l'algorithme Firefly s'appelles espace de conception.

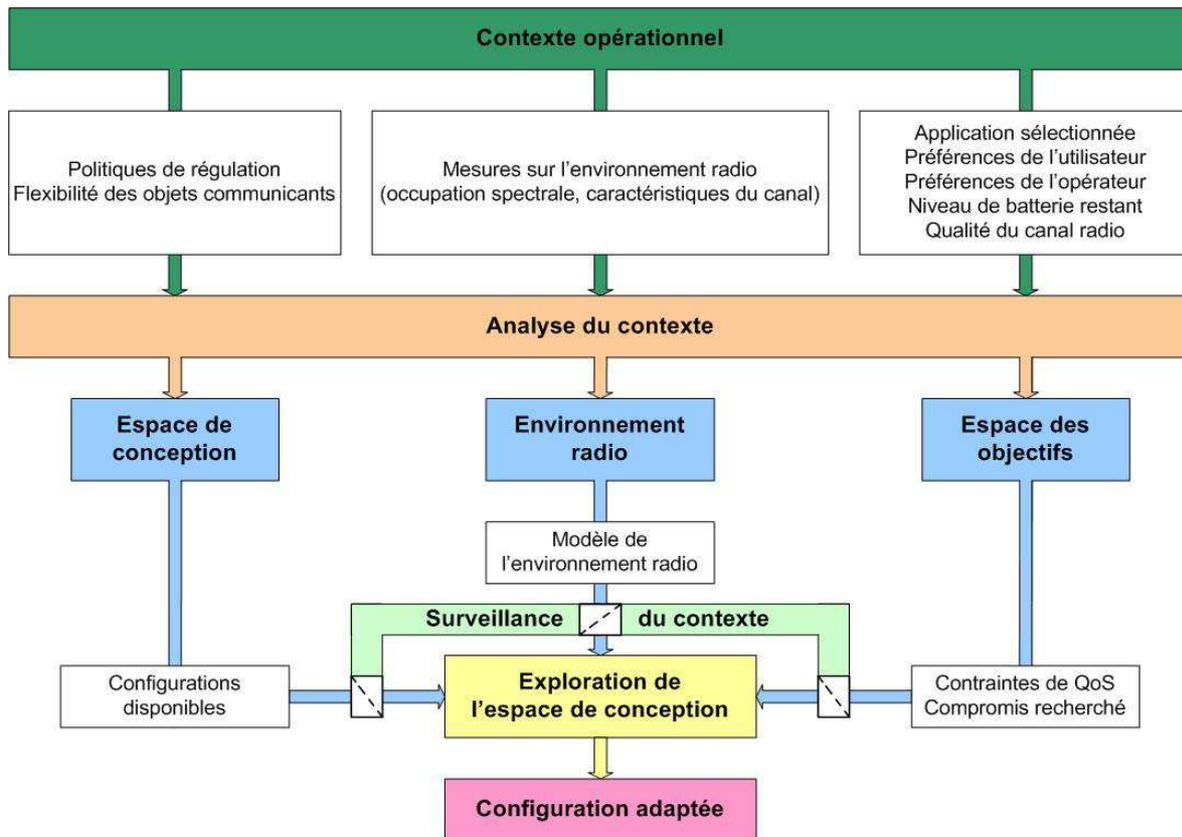


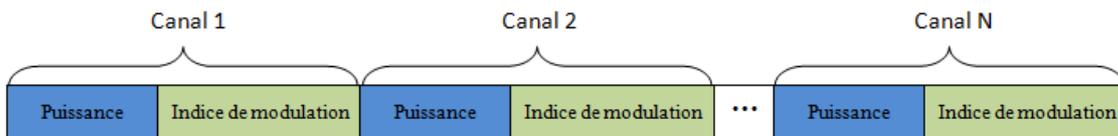
Figure III.1 : Synoptique d'un moteur cognitif [21]

III .2.5 Espace de conception

L'algorithme Firefly basé sur l'intensité de la lumière de chaque luciole, qui est représenté par la fonction objective. Cette fonction dépend de trois fonctions élémentaires (la minimisation de la consommation de la puissance, la maximisation de débit et la minimisation de taux d'erreur). Et aussi chacun de ces fonctions élémentaires dépend d'un ou plusieurs paramètres qui sont liées aux différents modes de transmission. Nous avons la puissance de signal utilisé dans la minimisation du taux d'erreur et la consommation d'énergie, les différents types de modulation qui permettent de maximiser le débit ou minimiser le taux d'erreur, et enfin, et le taux de bruit qui décrit l'environnement extérieur de la radio.

Notre algorithme "FFA" s'exécute sur un espace de conception, plus précisément sur un ensemble de lucioles pour l'optimisation et afin de trouver les meilleures solutions.

Où chaque luciole est composée de plusieurs canaux, pour chaque canal on a besoin d'une puissance et d'un indice de modulation, (on suppose qu'on a le même type de modulation). La forme d'une luciole ou d'une solution est comme suit :



Fig

ure III.2 : Structure d'une luciole

Nous avons remarqué que les travaux précédents dans ce domaine ont pris les mêmes intervalles des paramètres utilisés dans [19]. Donc nous avons admis les mêmes intervalles:

a. La puissance:

L'intervalle des puissances est $[0.1, 2.4808]$ mW avec une marche de 0.0256 mW ce qui donne 94 valeurs de puissance, la valeur maximal 2.4808 mW a été choisie par rapport à la valeur maximale de puissance autorisée dans la bande U-NII (Unlicensed-National Information Infrastructure) qui est 2.5 mW.

b. L'indice de modulation:

Pour notre simulations, nous avons choisi une modulation QAM (Quadrature Amplitude Modulation) avec un index de modulation varie (nombre de bits par symbole) qui peut être entre 1 et 1024 (QAM1, QAM8, QAM1024).

L'indice = 2^i avec $i \in [0, 10]$

c. L'atténuation de canal:

Parmi les caractéristiques du canal la présence du bruit, pour cela nous avons attribué une valeur d'atténuation aléatoire N compris dans l'intervalle]0, 1] dB.

III .2.6 La population initiale

C'est la première étape dans notre application, elle consiste à générer une population initiale aléatoire, tout d'abord il faut choisir un nombre de luciole, et pour chaque luciole on choisi un nombre de canal qui varie de 8 à 1024 canaux ($= 2^i$ avec $i \in [3, 10]$). Et pour chaque canal on attribut aléatoirement une puissance, un indice de modulation et un taux d'atténuation en respectant les intervalles mentionnés précédemment, afin de garantir l'hétérogénéité de la population

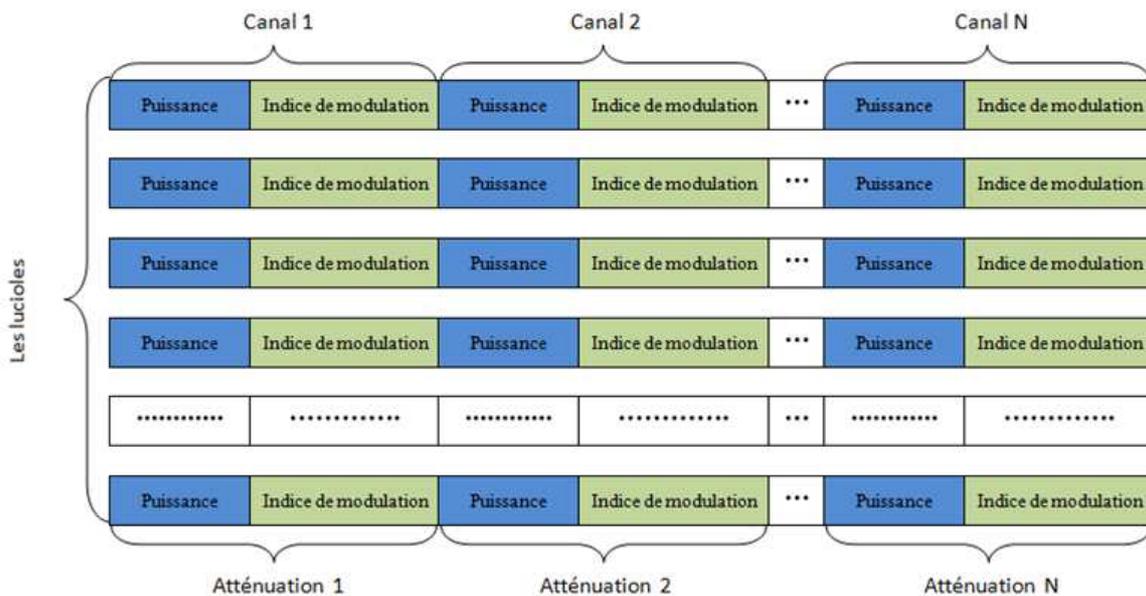


Figure III.3 : Structure générale de population

La méthode adoptée pour initialiser la population aléatoire dans notre algorithme FFA consiste à créer deux vecteurs le premier contient les 94 valeurs de puissance, le deuxième contient les 10 indices de modulation. Notre espace de conception est représenté par une matrice qui contient des emplacements qui pointe vers les deux vecteurs "puissance et indice de modulation" qui est généré aléatoirement où chaque ligne représente une luciole et chaque deux colonnes représentent un canal "emplacement vers puissance, emplacement vers indice modulation" voir **Figure III-4**

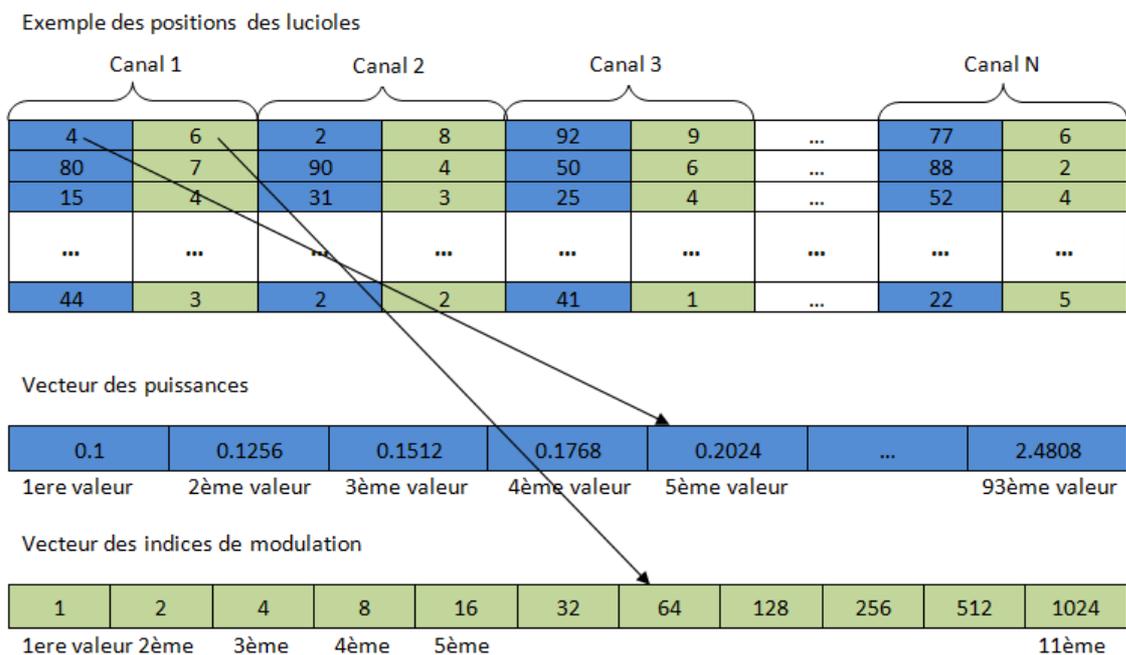


Figure III.4: positions des lucioles

III .2.7 Le classement

Une fois la population initiale créée, notre algorithme FFA évalue l'intensité de la lumière de chaque luciole $I(i)$ qui représente la fonction objective. Un classement des lucioles effectuée suivant la valeur de la fonction objective. Les mauvaises lucioles qui ont une intensité minimale vont changer par rapport aux meilleurs a pour but de produire des nouvelles lucioles.

III .2.8 Déplacement et mise à jour

Après le classement des lucioles, l'algorithme FFA compare chaque luciole avec tout le reste des lucioles. Comparaison deux à deux selon la fonction objective. Si la fonction objective de $i^{\text{ème}}$ luciole est inférieure à la fonction objective de $j^{\text{ème}}$ luciole $I(i) < I(j)$ ce qui est exprimé par l'attraction, le 1^{er} se déplacera vers la 2^{ème} comme suit:

a. La distance:

Avant le déplacement, l'algorithme FFA calcule la distance entre les deux lucioles comparées, cette distance est inversement proportionnelle à la luminosité.

$$r = \frac{1}{I} \quad (2)$$

La distance augmente une fois l'attraction diminue. Il y a différentes manières d'évaluer la distance r , dans notre projet de fin d'étude nous avons adopté la distance cartésienne qui est donnée par:

$$r_{i,j} = |x_i - x_j| = \sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{i,d} - x_{j,d})^2} \quad (3)$$

Où $x_{i,d}$ sont les coordonnées de $i^{\text{ème}}$ luciole, donc les emplacements qui pointent vers les vecteurs "puissance et indice de modulation", dans notre cas $d=2$ (puissance et indice de modulation)

b. L'attraction:

L'attraction d'une luciole formulée mathématiquement comme suite:

$$\beta = \beta_0 e^{-r r_{i,j}^2} \quad (4)$$

Où β_0 est l'attraction initiale, initialisé au début de la simulation.

$r_{i,j}$ est la distance entre deux lucioles comparées.

L'équation (4) montre que l'attraction β de luciole est proportionnelle à l'intensité de la lumière vue par les lucioles adjacentes.

Il prend en compte que l'intensité de la lumière diminue avec l'augmentation de la distance r entre la luciole i et la luciole j , et que la lumière est également absorbée par le média [14]

c. La mise à jour:

Les coordonnées du $i^{\text{ème}}$ luciole sont mises à jour en considérant l'attraction de ce luciole à un autre plus lumineuse j comme suit:

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{i,j}^2} + \alpha(\text{rand} - 1/2) \quad (5)$$

Le 1^{er} terme dans la partie droite (x_i) de l'équation (5) est la position actuelle de luciole i avant la mise à jour, l'algorithme FFA ajout à chaque coordonné de même luciole un incrément qui est calculé et varie d'une luciole a une autre. Cet incrément est égal la valeur de l'attraction "équation (4)" plus un mouvement aléatoire calculé comme suite $\alpha(\text{rand} - 1/2)$ caractérisé par le paramètre α qui est initialisé au début de la simulation, le rand est le nombre aléatoire choisi et distribué uniformément dans l'intervalle [0,1].

III .2.9 Nombre de génération

Les procédures précédentes de l'algorithme FFA se répètent plusieurs fois c'est le nombre de génération qui a été fixé au début de la simulation, donc l'algorithme continu à s'exécuter jusqu'à atteindre ce nombre.

III .2.10 Application de l'algorithme dans la radio cognitive

L'intérêt de l'algorithme FFA dans le domaine de la radio cognitive est de trouver la puissance la plus adéquat et le meilleur diagramme de modulation au dessus des ondes sous porteuses utilisés. La procédure d'adaptation de lien est réalisée par l'application de l'algorithme FFA sur les lucioles comme suit [14]:

- 1) Initialisez les paramètres de FFA: γ , β_0 , α présenté dans l'équation (5), ainsi l'index t , le nombre maximum de génération et la taille de la population.
- 2) Produisez aléatoirement la taille des lucioles comme décrit en structure de population.
- 3) Mettre a jour l'index de génération (incrémenté l'index t).
- 4) Évaluez l'intensité de la lumière de toutes les lucioles en utilisant la fonction objective.
- 5) Classez les lucioles selon leurs fonctions objectives.
- 6) Mettre à jour la position de lucioles par la boucle suivante:
Pour $i=1$ à la taille de population
 Pour $j=1$ à la taille de population
 Si la fonction objective (i) < la fonction objective (j) alors
 Déplacez la luciole i vers la luciole j en utilisant l'équation (5)
 Fin si
 Fin pour j
 Fin pour i
- 7) Si t < nombre de génération alors
 Terminer l'algorithme par:
 Calculez les nouvelles fonctions objectives
 Et choisir la luciole qui a la meilleure fonction
 Sinon
 Retour a l'étape 3.

III.3 Présentation de l'application

Dans cette partie nous allons décrire notre application qui est implémentée en java, sous l'environnement NetBeans version 8.0.2 en utilisant entre autre des JFrame ainsi que l'outil graphic JFreeChart.

C'est une application multiplateforme, facile à utiliser. Après le lancement de cette dernière, la première fenêtre va apparaître elle contient les informations de notre PFE:

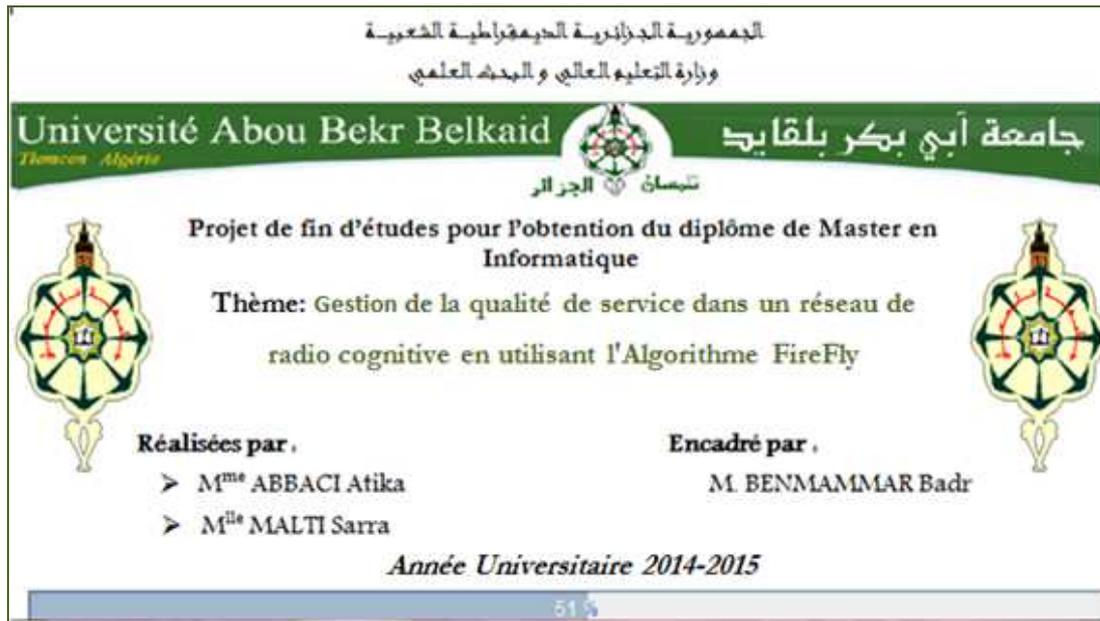


Figure III.5 : Fenêtre principale

Après un intervalle de temps, la deuxième fenêtre se lance, cette dernière contient l'illustration de la population ainsi que des icônes pour visualiser les résultats obtenus et les éventuels graphes créés après l'exécution de la simulation.

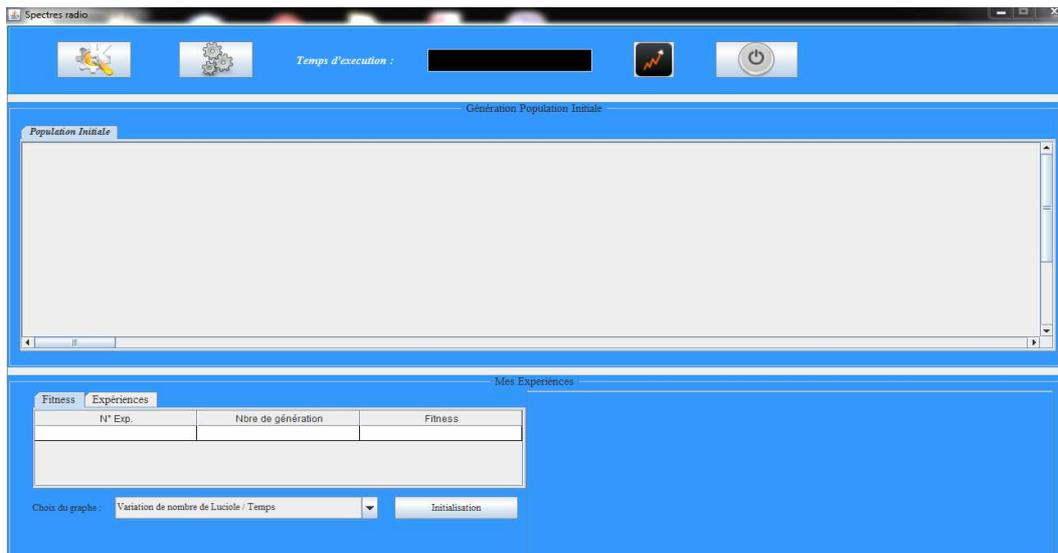


Figure III.6 : illustration de la population avant la simulation

Avant l'exécution de la simulation, on doit initialiser la population, et les différents paramètres utilisés dans l'algorithme à partir de la troisième fenêtre en cliquant sur le premier bouton:



Figure III.7 : paramètres de population initiale et simulation

Tout d'abord en doit initialiser les paramètres se trouvant dans la partie gauche de l'interface précédente, ces derniers sont utilisés pour générer une population initiale aléatoire, puis en doit initialiser les paramètres de simulation qui se trouve dans la partie droite de l'interface. On récupère ainsi ces paramètres pour retourner à la fenêtre précédente et exécuter notre simulation en cliquant sur le deuxième bouton:

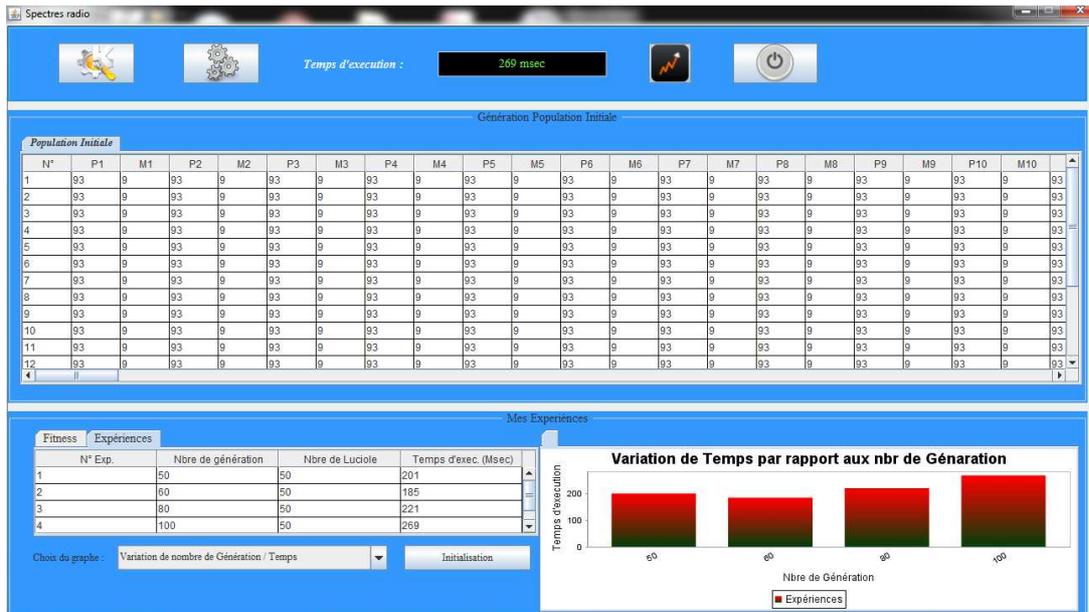


Figure III.8 : illustration après la simulation

Après l'exécution de plusieurs simulations, on peut dessiner un graphe pour représentés les résultats obtenus selon notre choix en cliquant sur le troisième bouton:

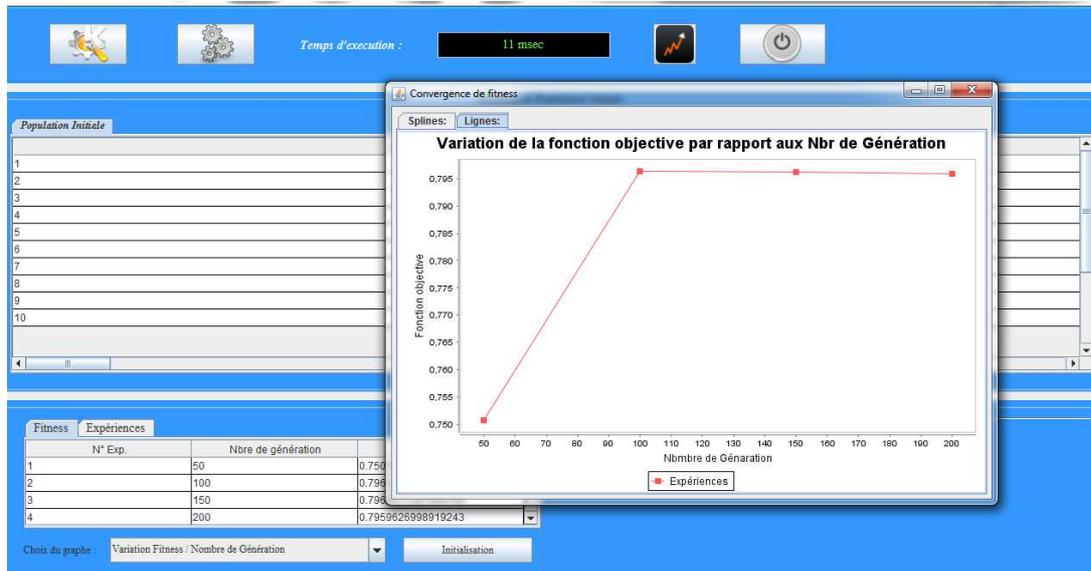


Figure III.9 : Variation de la fonction objective

III.4 Evaluation de l'algorithme FFA

III.4.1 L'impact du nombre de générations sur le temps d'exécution:

Le tableau suivant représente les paramètres utilisés dans ce cas:

Paramètres	Valeurs
Lambda	0.00001
Beta0	2
Alpha	4.5
Nombre de lucioles	50
Nombre de canaux	08
Mode	Multimédia

Tableau III.6: paramètres utilisés

Nous avons choisi le mode multimédia, nous avons fixé le nombre de lucioles à 50 et le nombre de canaux à 8. Nous avons varié le nombre de génération afin de visualiser le temps d'exécution. Les résultats obtenus sont comme suit (Tableau III.7):

Fitness		Expériences	
N° Exp.	Nbre de génération	Nbre de Luciole	Temps d'exec. (Msec)
1	100	50	72
2	200	50	70
3	500	50	147
4	1000	50	281
5	1500	50	382
6	2000	50	541
7	3000	50	766
8	5000	50	1317
9	10000	50	2601

Tableau III.7: Temps d'exécution par rapport aux nombre de générations

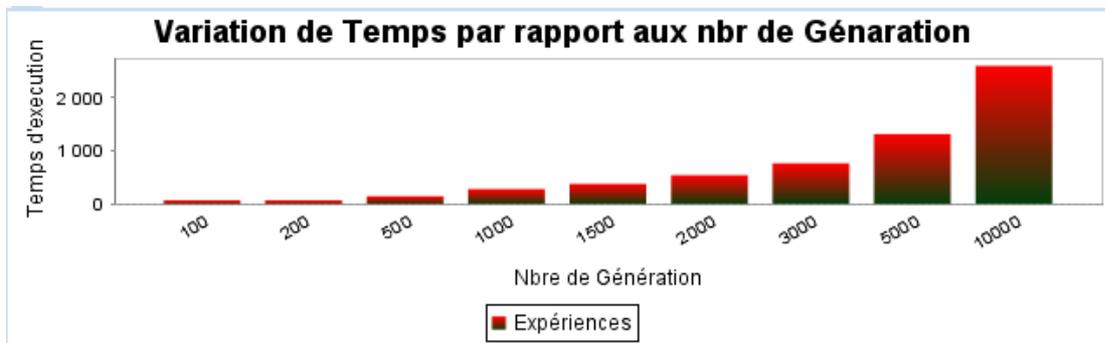


Figure III.10: Organigramme de variation du temps d'exécution par rapport au nombre de générations

D'après le Tableau III.7 et l'organigramme de la Figure III.10, nous pouvons dire que l'algorithme FFA peut s'exécuter jusqu'aux 10000 générations sans dépasser 2.6 seconds. Un temps très intéressant dans ce contexte.

III.4.2 L'impact du nombre de lucioles sur le temps d'exécution:

Dans ce qui suit, nous souhaiterons étudier l'impact de la taille de la population (nombre de lucioles) sur le temps d'exécution, pour cela nous avons fixé le nombre de générations à 1000 et le nombre de canaux à 8. Nous avons varié le nombre de lucioles afin de visualiser le temps d'exécution par rapport à la taille de la population. Les résultats obtenus sont comme suit (Tableau III.8):

Fitness		Expériences		
N° Exp.	Nbre de génération	Nbre de Luciole	Temps d'exec. (Msec)	
1	1000	10	113	▲
2	1000	20	315	▬
3	1000	100	1070	▬
4	1000	200	4163	▼

Tableau III.8: Variation du temps d'exécution par rapport au nombre de lucioles

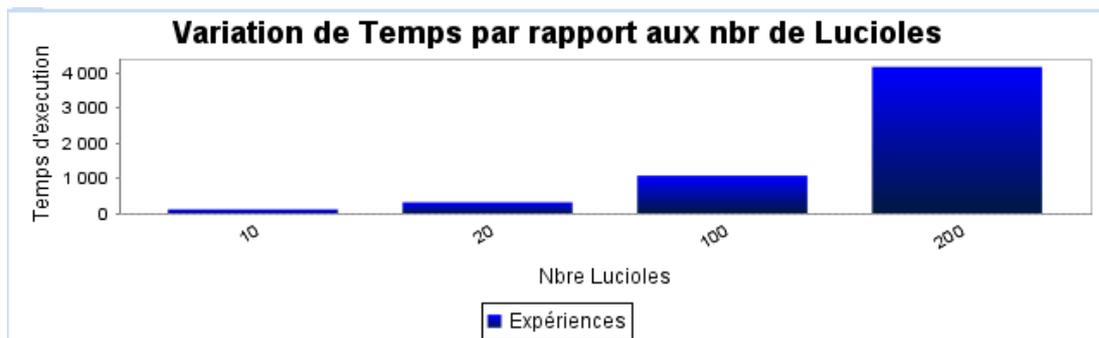


Figure III-11: Organigramme de la variation du temps d'exécution par rapport à la taille de population

D'après le Tableau III.8 et la Figure III.11 nous pouvons dire que l'algorithme FFA peut traiter jusqu'aux 200 lucioles et 1000 générations sans dépasser 4 seconds de temps d'exécution une chose qui est très intéressante.

III.4.3 Impact du nombre de générations sur la convergence:

On reste toujours dans le mode multimédia, nous avons exécuté l'algorithme FFA avec une taille de population égale à 20. Nombre de canaux égal à 8, pour la première simulation, puis 16 pour la deuxième simulation.

Les paramètres utilisés ici sont indiqués dans le tableau suivant:

Paramètres	Valeurs simulation 1	Valeurs simulation 2
Lambda	0.00001	0.00001
Beta0	2	2
Alpha	4.5	4.5
Taille de population	20	20
Nombre canaux	08	16
Mode	Multimédia	Multimédia

Tableau III.9: Paramètres des deux simulations

Nous varions par la suite le nombre de générations de 50 à 1000 comme indiqué dans le tableau suivant:

	Simulation 1		Simulation 2	
Nbr génération	Fitness	Temps d'exéc	Fitness	Temps d'exéc

50	0.686	1054	0.662	1268
100	0.787	2032	0.789	2006
150	0.787	2763	0.790	2706
200	0.787	3682	0.789	3782
250	0.788	4547	0.789	4562
300	0.787	5586	0.788	5472
500	0.788	9463	0.789	9222
1000	0.787	18775	0.788	18744

Tableau III-10: résultats des simulations

Les deux graphes suivants représentent respectivement la convergence de la première et de la deuxième simulation.

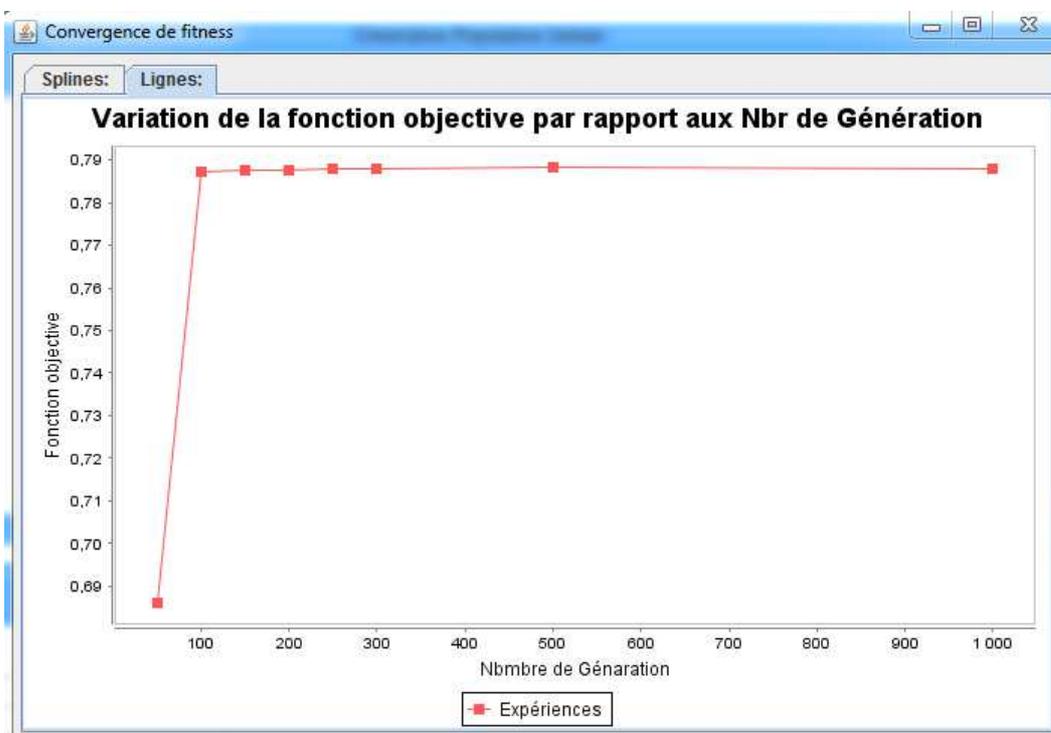


Figure III.12: Convergence de la fonction objective simulation 1

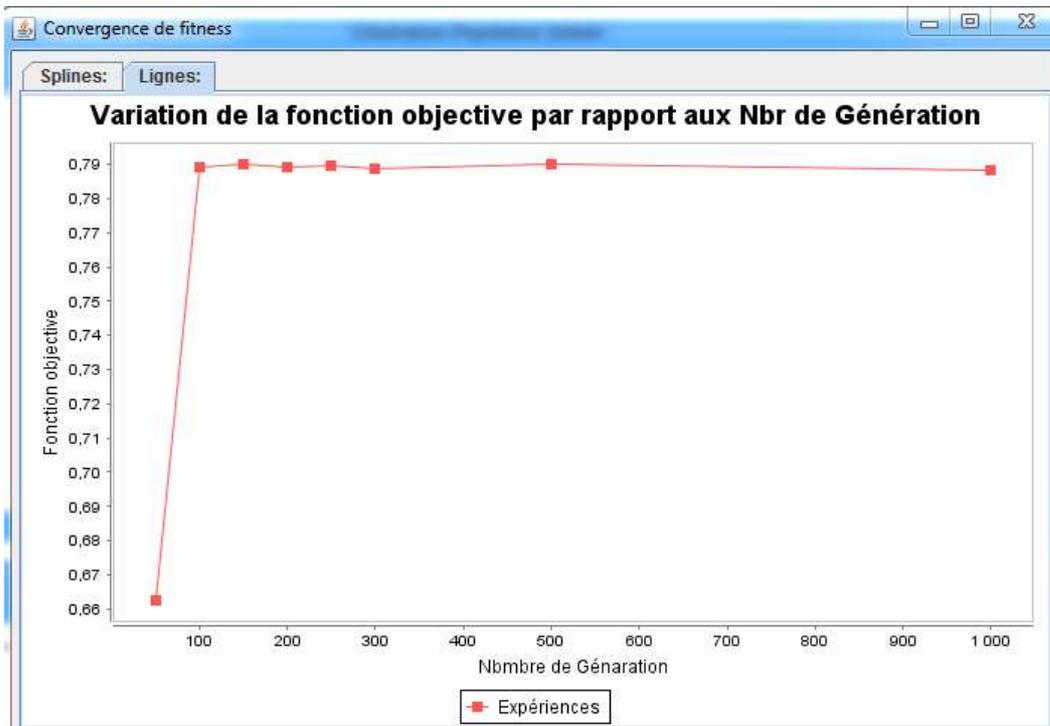


Figure III.13: Convergence de la fonction objective simulation 2

Les deux graphes précédents montrent l'existence de la convergence de la fonction objective à partir de 100 générations. Le résultat est très intéressant car le critère d'arrêt de l'algorithme peut aussi se baser sur la convergence. Dès que la fonction objective se stabilise, l'algorithme pourra fournir son résultat sans forcément attendre un nombre de génération assez élevé qui été fixé au départ.

III.4.4 Comparaison entre les trois modes de transmissions

Pour une comparaison entre les trois modes de transmission, nous avons pris les mêmes paramètres de simulation suivants: taille de population 50 et 10000 générations.

Le tableau suivant montre les résultats obtenu en termes de temps d'exécution et fonction objective dans les trois modes de transmission pour 8, 16, 32, 64, et 128canaux respectivement:

Mode	Urgent		Batterie faible		Multimédia	
	fitness	Temps exe	fitness	Temps exe	fitness	Temps exe
Nbr canaux						
08	0.742	2530	0.677	2726	0.707	2518
16	0.737	3748	0.629	4051	0.690	3753
32	0.726	5681	0.632	17573	0.572	14956
64	0.710	68816	0.564	77087	0.611	64325
128	0.704	339689	0.551	435175	0.631	337705

Tableau III.11: Résultats de FFA dans les trois modes après 10000 générations

Les deux graphes suivants représentent les résultats obtenus.

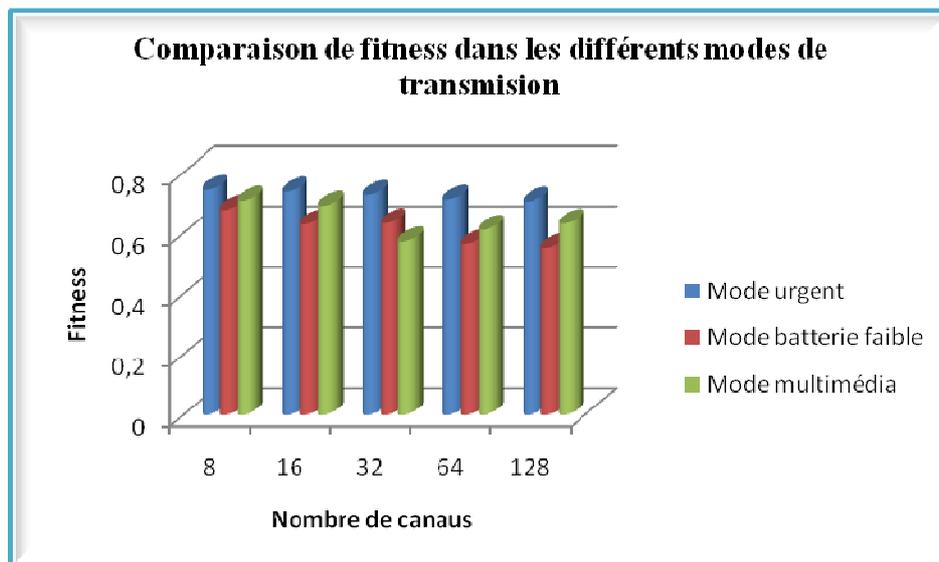


Figure III.14: Comparaison de fitness dans les différents modes de transmission

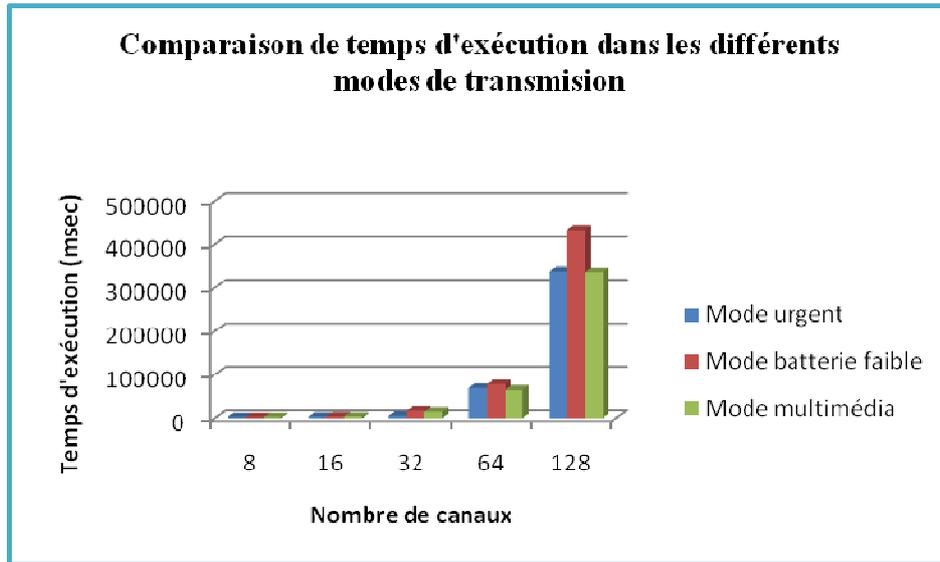


Figure III.15: Comparaison de temps d'exécution dans les différents modes de transmission

Ces résultats représentent la valeur obtenue par la fonction objective après 10000 générations, avec une population de 50 lucioles. Le résultat considéré est la valeur optimale pour chaque mode de transmission.

Le résultat obtenu pour le temps d'exécution est intéressant jusqu'à 32 canaux. Pour les deux autres cas (64 et 128 canaux), il serait plus intéressant si on minimise le nombre de génération.

III.5 Conclusion

Les résultats obtenus après différents tests confirment l'efficacité de l'algorithme FireFly qui permet de retrouver rapidement des solutions qui sont proche de la solution optimale mais à condition de limiter le nombre de canaux utilisés.

La radio cognitive présente un système temps réel, donc les résultats de l'algorithme FFA lui apporte énormément d'amélioration en termes de performance.

En effet, nous avons remarqué que l'algorithme FireFly converge et réussi à trouver la meilleure solution pour le mode multimédia et ça après 100 générations quelque soit le nombre de canaux ou la taille de la population.

Conclusion générale

Dans notre travail, nous avons abordé le problème de la qualité de service (QoS) dans les réseaux de radio cognitive par l'utilisation d'une nouvelle méthode évolutive récente d'optimisation.

Cette méthode reproduit le phénomène des éclats de la lumière générés par les lucioles dans la nature.

De surcroît, nous avons exploré un espace de recherche afin de maximiser ou minimiser une fonction donnée, à travers une approche basée sur cet algorithme.

Cette approche a été appliquée sur une population initialisée aléatoirement au départ, et qui permet par la suite de modifier itérativement cette population afin de garantir une amélioration des résultats.

Les expérimentations que nous avons effectuées ont bien montré l'efficacité de l'algorithme FireFly. Nous avons constaté que l'algorithme Firefly est influencé par les facteurs tels que la taille de la population, le nombre d'itération et le nombre de canaux.

A titre d'exemple, si on augmente le nombre de canaux on va augmenter forcément le temps d'exécution.

Comme perspectives, il serait intéressant d'étudier l'impact des paramètres (λ , α et β_0) sur l'algorithme dans les différents modes de transmissions d'un côté ainsi que l'impact des paramètres (la taille de population, nombre de canaux et nombre de génération) de l'autre côté.

REFERENCES:

- [1] N. A. Saoucha, "Paramétrage des algorithmes génétiques pour l'optimisation de la QoS dans les réseaux radios cognitifs", thèse de magistère, Université de M'sila, mars 2013.
- [2] A. Ben Dhaou, "Allocation dynamique des bandes spectrales dans les réseaux sans-fil à radio cognitive", mémoire de Maitrise en Informatique, Université du Québec à Montréal, Septembre 2011.
- [3] B. Benmammar, A. Amraoui, " Réseaux de radio cognitive Allocation des ressources radio et accès dynamique au spectre", LTT Laboratoire de Télécommunications Tlemcen, UABT, Algérie.
- [4] Y. LAKYS, « Filtres à fréquence agile totalement actifs : théorie générale et circuits de validation en technologie SiGe BiCMOS 0.25 μ m ». Thèse présentée a l'université bordeaux 1., 3 décembre 2009.
- [5] 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.
- [6] J. Mitola and G. Maguire, "Cognitive radio: Making software radios more personal", *IEEE Personal Communications*, Aout 1999.
- [7] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, "A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks", *IEEE Communications Magazine*, pp.40-48, April 2008.
- [8] L.DEKHICI, K.BELKADI, "Métaheuristique des Lucioles Discrète pour les Flow Shop Hybrides", Laboratoire LAMOSI, Département d'informatique, Université U.S.T.O.M.B.
- [9] Yang X.S, "Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms". Luniver Press, UK. 2008.
- [10] X.S Yang, "Firefly algorithm for multimodal optimization in proceedings of the stochastic Algorithms", (SAGA 109) vol.5792, Oct.2009.
- [11] X.S. Yang, "Firefly algorithm, stochastic test functions and design optimization", *International Journal of Bio-Inspired computation*, vol. 2, no. 2, pp. 78-84, 2010.
- [12] X.S. Yang, "Firefly algorithm, levy flights and global optimization", in *Research and Development in intelligent systems XXVI*. Springer, 2010, pp.209-218.
- [13] H.K.F. Stanger, J.E. Lloyd., D.M. Hillis, "Phylogeny of North American fireflies (Coleoptera: Lampyridae)", *Vol. 45, Issue 1, 2007*, pp. 33–49.
- [14] Ali Saoucha, N, K. Ghanem, and B. Benmammar. "On applying firefly algorithm for cognitive radio networks." *Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT), 2014 IEEE 21st Symposium on*. IEEE, 2014.

- [15] Romana CAPOR-HROSIK, Adis ALIHODZIC, Milan TUBA, Mirjana VUKOVIC, Milenko PIKULA, "Firefly Algorithm for Constrained Optimization Problems". ISBN: 978-960-474-330-8.
- [16] Prabhneet kaur, Taranjot kaur, " A Comparative Study of Various Metaheuristic Algorithms", Guru Teg Bahadur Institute of Technology, GGSIPU, New Delhi.
- [17] S. E. Merzouk, "Problème de dimensionnement de lots et de livraisons : application au cas d'une chaîne logistique", Thèse de doctorat de l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard et de l'Université de Franche-Comté, Novembre 2007.
- [18] Xin-She Yang, "Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms", 2nd Edition Copyright © 2010 Luniver Press.
- [19] 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.
- [20] N. Kingsbury, "Approximation Formulae for the Gaussian Error Integral, $Q(x)$ ", "<http://cnx.org/content/m11067/latest/>", consulté en mai 2014.
- [21] Y. Hsaine, "Optimisation de la QoS dans un réseau de radio cognitive en utilisant les algorithmes génétiques", mémoire de Master. Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 24 Juin 2014.