

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

Mémoire de fin d'études

pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique

Option: Réseaux et Systèmes Distribués (R.S.D)

Thème

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

Réalisé par :

- M^r BESTAOUI Abdallah Anes.

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

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

Année universitaire : 2014 – 2015

R e m e r c i e m e n t s

Louanges à Notre Seigneur le Tout puissant, le Miséricordieux de nous avoir donné la capacité, la force et la volonté de parvenir à réaliser ce modeste projet.

Mes premiers remerciements vont à Monsieur B BENMAMMAR Badr, Maître de Conférences à l'Université de Tlemcen, pour l'honneur qu'il m'a fait de bien vouloir m'encadrer, et pour le choix du thème. Ces efforts, remarques et références, m'ont permis de surmonter les nombreuses difficultés et de mieux orienter le choix méthodologique.

Je le remercie d'avoir assuré la direction de mes recherches avec cette clairvoyance et cette franchise qui le caractérisent, pour la richesse de ses enseignements, ses encouragements constants et toujours bienveillant, et enfin, pour m'avoir guidé et poussé plus loin dans la réflexion et dans l'écriture.

Nos sincères remerciements vont également aux membres du jury qui auront à lire et à évaluer à ce travail :

A, MATALLAH Hocine de l'Université de Tlemcen, pour l'honneur qu'il m'a fait de bien vouloir présider ce jury.

A, Mademoiselle ALI SAOUCHA Naziha, Monsieur BENAÏSSA Mohamed et Monsieur BENMOUNA Youcef qui ont accepté d'examiner ce travail.

Merci à l'ensemble des enseignants du département informatique qui ont veillé à notre formation durant tout le cursus universitaire.

Merci.

D é d i c a c e s

Ce travail n'aurait pas pu être réalisé sans l'appui et les efforts fournis par les personnes chères à mon cœur. J'ai nommé mes chers parents, c'est pour cela que je leur dédie en premier ce modeste travail.

Je souhaite aussi le dédier à mes frères, ma très chère sœur, son époux et ma belle-sœur, pour leurs encouragements et leurs précieux conseils.

Aussi à tous mes amis de la faculté avec qui j'ai eu plaisir à étudier et à travailler tout au long du cursus universitaire.

Et enfin à toutes celles et ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce projet.

Merci.

Résumé

Le but de ce mémoire consiste en l'optimisation de la qualité de service dans les réseaux de radio cognitive dans un contexte multi porteuse en ayant recours à l'algorithme d'optimisation par essaim de particule et plus exactement à deux de ses versions, le PSO Globale et le PSO Locale. Nous accordons une très grande importance au déroulement de ces deux versions ainsi qu'à leurs résultats respectifs dont l'ambition est d'essayer de dégager la meilleure version parmi elles. L'étude comparative réalisée dans ce sens nous a aidé à mieux comprendre la différence qui existe entre les deux versions et quelle version choisir selon le besoin applicatif de l'utilisateur.

Mots clés : Radio cognitive, métaheuristiques, algorithmes d'optimisation par essaim de particule.

Abstract

Our objective in this work is to optimize the quality of service in cognitive radio networks in a multi carrier environment by using Particle Swarm Optimization (PSO) more precisely two of its versions, the Global PSO and the Local PSO. We attach great importance to the development of these two versions and their respective results whose ambition is to identify the best version among them. The comparative study carried in this direction has helped us to understand better the difference between the two versions and which version to choose according to the user's application needs.

Keywords: Cognitive radio, meta-heuristics, Particle Swarm Optimization.

ملخص

الغرض من هذا العمل هو تحسين نوعية الخدمة في شبكات الإذاعة المعرفية في بيئة الناقل متعددة باستخدام خوارزمية الأمثل وسرب الجسيمات بدقة أكثر لاثنتين لإصدارات وهما: PSO Global (تحسين شامل لسرب الجسيمات)، PSO Local (تحسين موضعي لسرب الجسيمات). نحن نعلق أهمية كبيرة في تطور هاتين النسختين ونتائج كل منها الذي يطمح في محاولة للتعرف على أفضل نسخة من بينها. وقد ساعدت الدراسة المقارنة التي أجريت في هذا الاتجاه على فهم أفضل الفرق بين الصيغتين وأي إصدار لاختيار وفقا لاحتياجات التطبيق للمستخدم.

كلمات المفتاحية: راديو المعرفي، الفوقية الاستدلال، خوارزميات التحسين سرب الجسيمات.

Acronymes

Acronyme	Définition
NTIA	National Télécommunications and Information Administration
IEEE 802.22	groupe de standards contenant des spécifications pour la mise en œuvre de réseaux régionaux sans fil « Wireless Regional Area Networks »
RC	Radio Cognitive
UIT	Union internationale des télécommunications
ONU	Organisation des Nations Unies
CMT	Conférences Mondiales des télécommunications
AGS	Autorité de Gestion du Spectre
ARCEP	Autorité de Régulation des Communications Electroniques et des Postes (France)
FCC	Federal Communications Commission (USA)
ISM	Bandes radio Industrielles, Scientifiques, et Médicales
SSC	Shared Spectrum Company (société de distribution du spectre)
SDR	Software Defined Radio (radio "logiciel" restreinte)
KTH	Royal Institut of Technology
RKRL	Radio Knowledge Representation Language
QOS	Quality Of Service AGs Algorithms Genetics
RC	Radio Cognitive U-NII Unlicensed National Information Infrastructure
SPA	the Space Partition Algorithm
MGA	algorithme macro évolutionnaire
PSO/OEP	Particle Swarm Optimization (optimisation par essaim de particules)
PSK	Phase Shift Keying
QAM	Quadrature Amplitude Modulation

Table des matières

Introduction Générale	1
Chapitre I : Réseaux de radio cognitive	3
I.1 Introduction	3
I.2 Organes institutionnels et de régulation du spectre radio	3
a) Organe institutionnel.....	3
I.3 Allocation des fréquences	4
I.4 Limites du modèle classique de gestion du spectre.....	5
a) Limites liées au champ d'application.....	5
b) Limites liées à la densité zonale.....	5
c) Limites liées à la catégorie utilisateurs	5
I.5 Etat actuel de l'allocation du spectre.....	5
I.6 Recours à la gestion dynamique du spectre	7
I.7 Acteurs clés dans l'accès dynamique au spectre	8
a) Utilisateurs primaires	8
b) Utilisateurs secondaires.....	8
I.8 Opportunités, flexibilité et contraintes d'accès au spectre	9
I.9 Radio "logiciel" restreinte	10
I.10 Radio cognitive	10
a) Utilisateurs du réseau secondaire	12
b) Station de base du réseau secondaire	12
c) Courtier spectral	12
I.11 Capacité cognitive	12
a) Spectrum Sensing.....	13
i. Détection de l'émetteur primaire.....	13
ii. Détection du récepteur primaire :.....	14
iii. Gestion des interférences	14
b) Spectrum Decision	15
c) Spectrum Sharing	16
d) Spectrum Mobility	17
I.12 Conclusion	17

Chapitre II : Algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO)	18
II.1 Introduction	18
II.2 Notion fondamentale	18
II.3 Présentation de l'algorithme PSO	19
II.4 Mode de fonctionnement de l'algorithme PSO	20
a) Composantes de la PSO	21
II.5 Notion de voisinage	21
II.6 Fonctionnement de l'algorithme PSO	23
II.7 Améliorations apportées au PSO	26
a) Cantonnement de particule	26
b) Taux de constriction	27
c) Topologie du voisinage	28
d) Taux d'inertie	28
II.8 Conclusion	29
Chapitre III : Implémentation de l'application et évaluation des résultats obtenus	30
III.1 Introduction	30
III.2 Fonction "objectif "	30
a) Taux d'erreur	31
b) Fonction d'erreur de Gauss	32
c) Définition des variables	32
d) Impact et conflit entre paramètre et fonction	32
III.3 Modes de transmission	33
a) Mode multimédia	34
b) Mode batterie faible	34
c) Mode urgence	34
III.4 Moteur cognitif	34
III.5 Représentation d'un canal	35
III.6 Définition et représentation des composantes d'un canal	36
a) Puissance	36
b) Modulation	37
c) Atténuation	37

III.7	Utilisation de PSO pour l'allocation du spectre dans la RC.....	37
a)	Espace de recherche	38
b)	Population	38
c)	Choix des versions et améliorations retenues	39
d)	Condition d'arrêt.....	40
III.8	Critères de déplacement des particules du PSO dans les canaux.....	40
III.9	Notion d'individu.....	42
III.10	Présentation de l'application.....	42
III.11	Structure de l'application.....	43
a)	Créer et afficher les canaux.....	43
b)	Lancement de L'algorithme PSO (Globale, Locale).....	44
c)	Représentation graphique des résultats	45
d)	Partie fermeture ou réinitialisation.....	45
III.12	Menu de l'application	45
III.13	Illustration graphique et étude comparative.....	46
a)	Déplacement des particules.....	47
b)	Temps d'itérations d'une particule.....	48
c)	Temps de traitement global.....	49
d)	Durée de chaque itération de l'algorithme	51
f)	Vecteur vitesse	53
III.14	Bilan de l'étude comparative	55
III.15	Conclusion	55
	Conclusion générale	57

Bibliographie

Liste des figures

Figure I.1 : Occupation du spectre sur six emplacements [4].....	6
Figure I.2 : Occupation du spectre en moyenne sur six emplacements [4]	6
Figure I.3 : Allocation statique du réseau ferroviaire.	7
Figure I.4 : Allocation dynamique du réseau ferroviaire.	8
Figure I.5 : Concept des trous du spectre [6].	9
Figure I.6 : Lien entre les différents types de radio [10]	11
Figure I.7 : Réseau de future génération [11].	11
Figure I.8 : capacité cognitive [12].	13
Figure I.9 : Problèmes détection d'émetteur [11].	14
Figure I.10 : Accès au spectre coopératif et non-coopératif [13].	16
Figure II.1 : Volée d'Anser en formation en V [21]	19
Figure II.2 : Déplacement d'une particule.	20
Figure II.3 : Voisinage géographique à l' instant t et t+1.	22
Figure II.4 : Voisinage en cercle (choix régulier des informatrices).	23
Figure II.5 : Voisinage en cercle (choix aléatoire des informatrices).	23
Figure II.6 : Algorithme d'optimisation par essaim particulaire [37].	25
Figure II.7 : Organigramme « méthode des essais particulières » [38]	26
Figure III.1 : Synoptique d'un moteur cognitif [41].	35
Figure III.2 : Structure d'un canal.	36
Figure III.3 : Exemples de codage d'un canal.	37
Figure III.4 : Structure de l'espace de recherche.	38
Figure III.5 : Initialisation aléatoire des particules.	39
Figure III.6 : Voisinage dans l'algorithme PSOG.	39
Figure III.7 : Voisinage évolutif dans l'algorithme PSOL.	40
Figure III.8 : Interface de l'application.	43
Figure III.9 : Créer et afficher les canaux.	43
Figure III.10 : Affichage des canaux.	44
Figure III.11 : Lancement de l'algorithme PSO (Globale, Locale).	44
Figure III.12 : Affichage de déplacements de particules (PSOG PSOL).	45
Figure III.13 : Représentation graphique des résultats.	45
Figure III.14 : Fermeture et Réinitialisation.	45
Figure III.15 : Présentation du menu de l'application.	46
Figure III.16 : Historique des actions de l'utilisateur.	46
Figure III.17 : Déplacement des particules pour PSOG et PSOL.	47
Figure III.18 : Comparaison du déplacement des particules entre PSOG et PSOL.	48
Figure III.19 : Temps des itérations d'une particule PSOG.	48
Figure III.20 : Temps des itérations d'une particule PSOL.	49
Figure III.21 : Comparaison en termes de temps d'exécution, PSOL vs PSOG.	50
Figure III.22 : Comparaison du temps d'exécution entre différentes simulations.	50
Figure III.23 : Temps par tranche d'itérations PSOG et PSOL.	51
Figure III.24 : Comparaison temps par tranche d'itérations PSOG et PSOL.	52

Figure III.25 : Solutions d'une particule à chaque itération PSOG et PSOL.	53
Figure III.26 : Comparaison solutions - itération d'une particule PSOG et PSOL.	53
Figure III.27 : Détermination vecteur vitesse.....	54
Figure III.28 : Vecteurs vitesse des particules PSOG.	54
Figure III.29 : Vecteurs vitesse des particules PSOL.....	54
Figure III.30 : Comparaison vecteurs vitesse des particules PSOG et PSOL.	55

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Exemple d'allocation des bandes licenciées aux Etats-Unis [1]	4
Tableau III.1 : Représentation mathématique des trois critères [39].	31
Tableau III.2 : Taux d'erreur sur les différents types de modulation [39]......	31
Tableau III.3 : Définition des paramètres.	32
Tableau III.4 : Influence des paramètres.....	32
Tableau III.5 : Poids associé aux différents modes de transmission.....	34
Tableau III.6 : Exemples de puissance.....	37
Tableau III.7 : Exemples de modulation.	37
Tableau III.8 : Choix meilleur canal et trou rencontré.	41
Tableau III.9 : Choix meilleur canal et trou de tout le voisinage.....	42
Tableau III.10 : Liste des individus d'une particule.....	42

Introduction Générale

Le développement fulgurant qu'a connu le domaine de la télécommunication sans fil n'a cessé de prendre de l'ampleur et tenir une place importante dans tous les domaines de la société moderne actuelle. Cet essor se trouve confronté à un barrage de taille, en l'occurrence celui de la pénurie du spectre : la majorité du spectre représentant le support physique de la transmission sans fil a déjà été allouée aux systèmes existants. Une étude réalisée en 2011 par "The National Telecommunications and Information Administration" (NTIA) [3], a mis en exergue la tendance d'une saturation exorbitante de la table d'allocation du spectre. Cette contrainte freine l'attribution des fréquences pour de nouveaux systèmes radios.

Face à cette problématique, il est devenu très urgent de trouver un remède ; pour pallier à cet obstacle une des idées phare proposée, qui a fait son chemin, a été d'introduire le principe d'une plus grande flexibilité dans la gestion du spectre. Il a été constaté que si certaines bandes sont exagérément utilisées, d'autres ne le sont quasiment pas, voire très peu ; de ce diagnostic a été dégagé la notion de la gestion dynamique du spectre.

En d'autres termes, dans certaines situations, on peut tomber sur une fréquence non utilisée par son propriétaire, il serait alors pertinent de l'exploiter pour les besoins.

Les technologies actuelles n'ayant pas été conçues ou élaborées pour être à-même de répondre à cette variante de flexibilité, c'est dans ce contexte que s'inscrit la radio "logiciel" : elle est capable de s'auto-reconfigurer pour s'adapter de manière optimale soit en termes de fréquence, de débit ou bien de type de modulation utilisée.

De nouvelles fonctionnalités sont alors ajoutées pour enrichir la radio "logiciel" et remédier à des problèmes telle que la rareté du spectre, visant une meilleure qualité de service aux utilisateurs, de ce mélange est née ce qui est appelé la radio cognitive. La radio cognitive ou radio opportuniste est une nouvelle méthode de communication. S'inscrivant dans la norme "**IEEE 802.22**", elle est basée sur une gestion alternative du spectre, où un utilisateur dit « secondaire » peut accéder à tout moment à des bandes de fréquences libres (inutilisées) pour réaliser son besoin.

Pour permettre ce basculement, les concepteurs de cette radio cognitive sont amenés à fusionner les récepteurs et les émetteurs avec des capteurs. La radio cognitive est ainsi

munie d'une intelligence artificielle lui permettant de s'adapter à son environnement et de répondre ou répondre au mieux aux besoins en termes de (fréquence, puissance, modulation, bande passante, positionnement géographique, besoins des utilisateurs, etc.).

Il a été établi que les différents algorithmes évolutionnaires (notamment l'algorithme d'optimisation par essaim de particules) ont une plus grande adaptabilité/maniabilité aux nouvelles situations nées de ses besoins, ceci compte tenu de leur rapidité à balayer un large espace de configurations possibles, et à trouver une des solutions performantes, c'est-à-dire le canal le plus adapté et le meilleur parmi ceux rencontrés ou parcourus.

De nombreuses études furent menées dans ce domaine, on peut citer notamment celle de T.R Newman [15], dans laquelle le nombre de générations est fixe, le type de codage utilisé est constant, et le nombre de sous-porteuses employées est de l'ordre de 64.

Notre apport dans ce mémoire de « master2 » vise précisément l'implémentation de l'algorithme de l'optimisation par essaim de particules PSO aux fins de :

- Trouver la meilleure option parmi celles parcourues, autrement-dit parmi l'ensemble des canaux visités.
- Faire une analyse comparative des versions implémentées de l'algorithme PSO, des solutions obtenues et de leur pertinence.

Notre démarche va se dérouler sur trois chapitres :

Dans le premier chapitre, sera abordé d'abord les problèmes provoqués par la gestion courante du spectre, ensuite, sera présenté les grandes lignes de la radio cognitive.

Au deuxième chapitre, sera exposé l'algorithme PSO avec ses fonctions et certaines de ses versions, en se basant essentiellement sur celle implémentée dans notre application.

Enfin, dans le troisième et dernier chapitre, nous allons : primo nous étendre sur l'approche utilisée pour résoudre le problème de la qualité de service dans les réseaux "cognitives" au travers de l'algorithme PSO, deusio, présenter notre application dans ses différentes fonctionnalités, dans les différentes versions de l'algorithme PSO implémenté puis faire une étude comparative entre ces dernières, tertio, un bilan des travaux effectués sera dressé, avec quelques suggestions et visions sur des perspectives futures seront dégagées.

Chapitre I : Réseaux de radio cognitive

I.1 Introduction

Après de nombreuses études il est devenu évident que les systèmes de communication sans fil n'optimisent pas l'exploitation de la bande de fréquences et que cette mauvaise gestion a engendré une pénurie du spectre sans précédent. Elle a eu comme effets de bloquer la progression et le développement dans le domaine de la communication sans fil, ce frein a contraint les chercheurs à trouver une solution. Ainsi à défaut d'un problème bloquant ce développement, une nouvelle technologie appelée radio cognitive (**RC**) a vu le jour, offrant une gestion dynamique du spectre.

Dans ce chapitre, nous parlerons des problèmes liés à la mauvaise gestion du spectre, par la suite nous présenterons les grandes lignes de la radio cognitive et de ses différentes fonctions.

I.2 Organes institutionnels et de régulation du spectre radio

a) Organe institutionnel

La gestion du spectre radio est gérée par "l'Union Internationale des Télécommunications" (**UIT**). Cette agence porte son appellation depuis 1934, entrée à l'Organisation des Nations Unies (**ONU**) en 1947, elle est rattachée au développement spécialisé dans les technologies de l'information et de la communication.

Ses membres et associés du secteur se réunissent tous les 3 ans dans des conférences intitulées "Conférences Mondiales des Télécommunications" (**CMT**). Leur but est d'examiner, de débattre, de partager les idées, les connaissances, les technologies, et soulever les éventuels problèmes liés au domaine. Cette institution est chargée de la réglementation de la planification des télécommunications dans le monde.

Elle établit les normes/recommandations du secteur et diffuse les informations techniques nécessaires pour l'exploitation des services internationaux de télécommunications. Son pouvoir est discrétionnaire, en cas de nécessité, elle peut même changer/amender les traités internationaux qui régissent l'usage du spectre.

L'attribution des fréquences se fait tant sur une base nationale qu'internationale, dans ces sphères l'**UIT** attribue des plages de fréquences entre 3 kilohertz et 300 gigahertz,

qui correspondent à différents types d'utilisations, comme par exemple dans le Tableau I.1.

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

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

Ensuite une autorité compétente de Gestion du Spectre (**AGS**) administre son utilisation en suivant à la lettre les consignes et instructions (**UIT**), comme l'Autorité de Régulation des Communications Electroniques et des Postes (**ARCEP**) en France ou la "Federal Communications Commission" (**FCC**) aux Etats-Unis, etc.

I.3 Allocation des fréquences

Toutes ces fréquences sont destinées à être partagées entre plusieurs secteurs économiques comme le commerce et l'industrie, le domaine militaire, médical, personnel, public ou privé, (etc.). L'activité leader la plus utilisatrice de ces fréquences est celle des télécommunications, elle constitue un outil très important pour le développement économique et social.

Le spectre radio est une ressource précieuse, au vu de sa rareté, de son importance d'utilisation, raison pour laquelle sa gestion doit être absolument règlementée, dirigée et contrôlée sur la sphère internationale. Devenant stratégique, le problème n'est plus seulement d'ordre pratique, car ces ondes ne respectent ni frontières ni limites des états souverains. Sa gestion doit répondre à deux des besoins essentiels à savoir :

- L'attribution des bandes de fréquences, en veillant à ce qu'elles soient utilisées dans le domaine prévu lors de leurs affectations.

- L'obtention du rendement maximal du spectre, ainsi les fréquences élevées en raison de leurs bandes passantes accrues peuvent véhiculer d'avantage d'informations que celles plus basses. Il serait judicieux de les réserver au domaine demandeur/consommateur de fortes transmissions d'informations.

De tout temps, l'attribution du spectre et son utilisation étaient règlementées et surveillées pour interdire tout risque de brouillage entre utilisateurs de fréquences adjacentes [2] ou tout autre problème. La totalité du spectre radio est découpée en blocs ou bandes fixes, non-chevauchées et séparées par des bandes de garde.

I.4 Limites du modèle classique de gestion du spectre

a) Limites liées au champ d'application

Le type d'utilisation du spectre est dit fixe dès lors qu'une fréquence est allouée à un domaine bien précis. Fréquence qui ne peut être utilisée dans un autre domaine, même si elle est utilisée dans le même domaine mais dans une autre technologie ou méthode, elle ne peut fonctionner (exemple télévision analogique et télévision numérique), alors une grande partie du spectre sous utilisée est perdue.

b) Limites liées à la densité zonale

Toute société de télécommunication doit pouvoir utiliser des fréquences pour faire passer les communications de ses abonnés, elles sont généralement allouées à cette entité au niveau national. Cependant si dans les zones à grande densité, l'exploitation des fréquences est justifiée, dans les zones à densité très faible elle est quasi inexistante !

c) Limites liées à la catégorie utilisateurs

Hormis ceux qui possèdent une licence d'utilisation du spectre, les autres sont inéligibles, excepté dans le cas des bandes de fréquences (ISM) qui ne sont pas soumises à une licence préalable.

I.5 Etat actuel de l'allocation du spectre

La pratique et la réglementation dans le domaine de la gestion du spectre n'a cessé d'être modifiée et adaptée. Elles résultent de facto du développement constant de nouvelles technologies et services qui ont souvent dû faire face aux problèmes causés par la rareté du spectre. D'après une étude menée par "the National Telecommunications and Information Administration" (NTIA) [3], la saturation excessive de la table d'allocation du spectre a rendu les spectres radio très rares, ceci pour l'attribution de nouvelles fréquences à de nouveaux systèmes radios.

Une autre étude réalisée par la "Shared Spectruc Company" (SSC) entre janvier 2004 et août 2005, a conclu que les bandes des fréquences sont surchargées à certains moments (durant les heures de pointe). Par contre certaines le sont moins, voire pas du tout, ce qui fait que le taux global d'utilisation du spectre de fréquence est relativement faible, exemple, à New York City, le taux moyen d'occupation spectrale est de 13.1% [4], celui-ci correspond à la plus forte densité d'utilisateurs parmi le panel des 6 emplacements, objet de cette étude, tel que mesuré et illustré dans la Figure I.1.

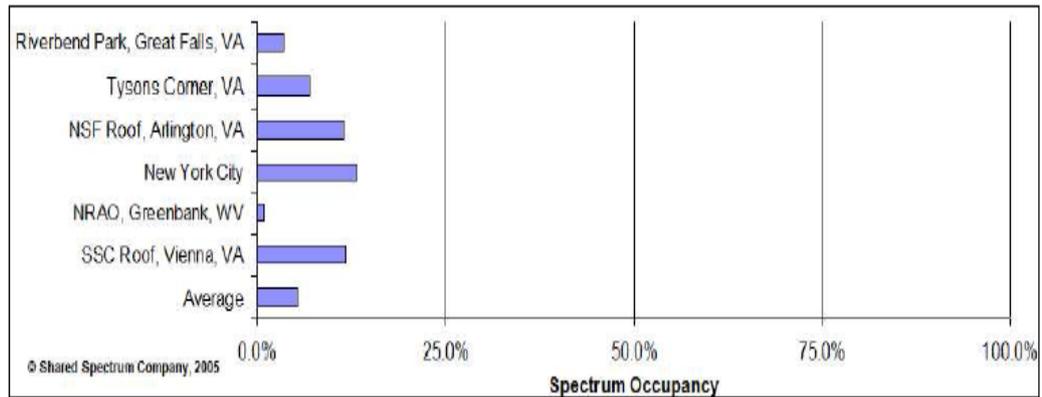


Figure I.1 : Occupation du spectre sur six emplacements [4]

Par ailleurs, il a été ainsi démontré que le taux d'utilisation peut varier d'une position géographique à l'autre et selon les types de fréquences, voir sa représentation dans la Figure I.2.

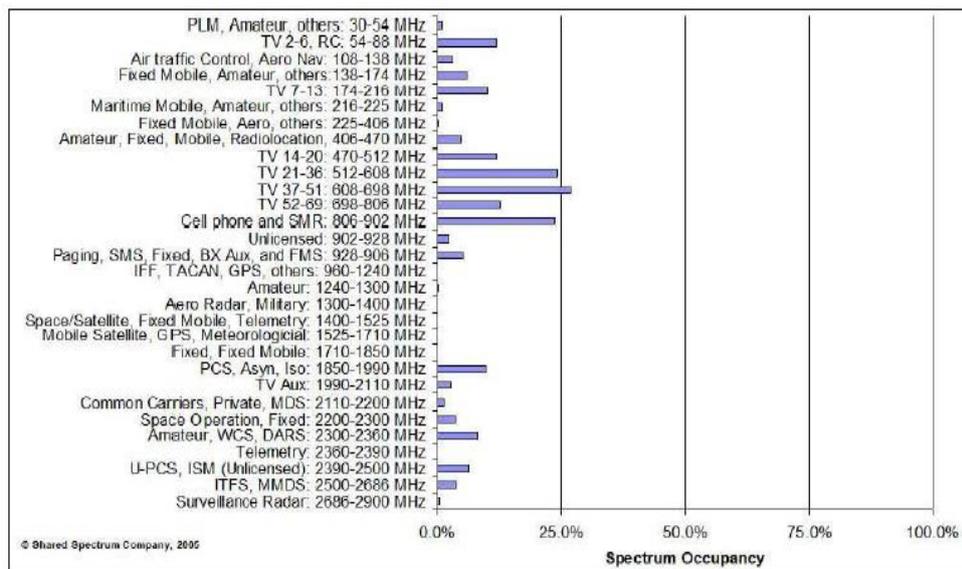


Figure I.2 : Occupation du spectre en moyenne sur six emplacements [4]

I.6 Recours à la gestion dynamique du spectre

Avec le développement continu et le développement dans les sans fil, le nombre d'abonnés dans ce type de services (sans fil) a carrément explosé. Ajouté à cela la demande croissante du très haut débit partout, de façon permanente, et le besoin constant d'échanges des données par les usagers, les différentes nations sont contraintes à chercher un moyen pour pallier à ce problème, d'où l'émergence de la gestion dynamique du spectre.

Pour mieux appréhender cette problématique, nous allons prendre l'exemple de goulots d'étranglements dans le réseau de chemins de fer, particulièrement à l'approche des grandes zones d'aiguillages où dans les grandes gares métropolitaines.

On suppose que chaque voie/rail est réservée à des trains bien spécifiques où des voies/rails ne sont utilisées qu'en cas d'urgence (donc peu fréquentées), alors que des voies/rails classiques sont en permanence engorgées, entraînant attentes, retards à l'arrivée et désagréments des utilisateurs, ce type de trafic est illustré dans la Figure I.3.

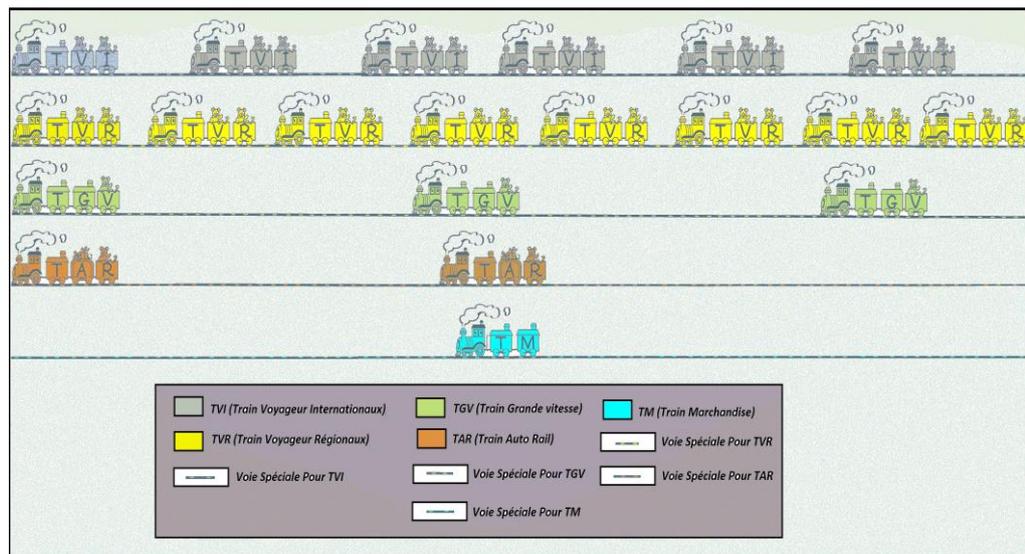


Figure I.3 : Allocation statique du réseau ferroviaire.

Une orientation homogène/dynamique de tous les trains dans toutes les voies/rails, rendrait la circulation dans notre réseau ferroviaire vraisemblablement plus fluide, l'un des objectifs de prestation clientèle serait atteint, ce type de trafic est représenté dans la Figure I.4.

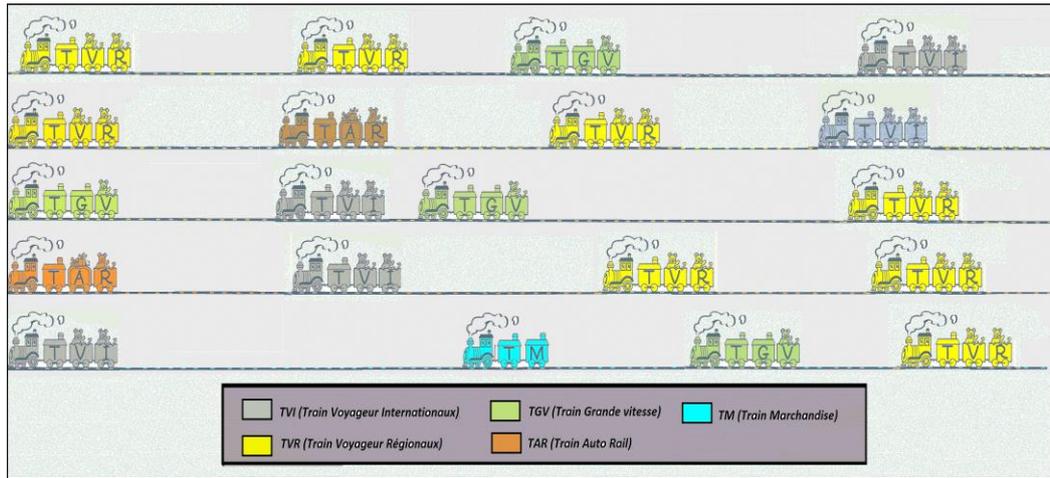


Figure I.4 : Allocation dynamique du réseau ferroviaire.

S’inspirant de ce genre d’esquisse pour la gestion du spectre, le problème du manque artificiel des fréquences pourrait être résolu, c’est dans cette perspective que les autorités mondiales commencent à s’intéresser de très-près à la gestion dynamique du spectre :

- En modélisant leur politique d’attribution des spectres.
- En changeant certains textes et lois pouvant être bloquants pour la suite.
- En faisant des études bien ciblées sur la gestion alternative du spectre.
- En reconsidérant certains facteurs délaissés auparavant (leur impact n’était pas assez probant), tel que la dimension temporelle et géographique du spectre.
- Etc.

I.7 Acteurs clés dans l’accès dynamique au spectre

Les deux acteurs clés ayant un rôle majeur dans l’accès dynamique au spectre sont au nombre de deux : les utilisateurs primaires et les utilisateurs secondaires.

a) Utilisateurs primaires

Surnommés aussi (utilisateurs licenciés), ils sont identifiés ainsi car ils sont éligibles grâce à une licence utilisateur qui leur permet d’opérer sur les bandes spectrales fournies. Ils ont la liberté de transférer des données à n’importe quel moment sur leurs bandes de fréquences.

b) Utilisateurs secondaires

Ne disposant d’aucune licence proprement dite, ils prennent le spectre de façon opportuniste, veillent à ne pas gêner le propriétaire du spectre (les utilisateurs

primaires), et ne jamais interférer avec eux, conditions sine-qua-non pour le bon fonctionnement du procédé.

I.8 Opportunités, flexibilité et contraintes d'accès au spectre

La notion d'accès dynamique est étroitement liée à celle du partage du spectre. A un laps de temps et dans un emplacement géographique bien spécifique, si un utilisateur primaire n'utilise pas sa bande de fréquence, des utilisateurs secondaires peuvent en faire usage par le biais de trous dans le spectre, ceci sans perturber les communications des utilisateurs primaires comme exposé dans la Figure I.5.

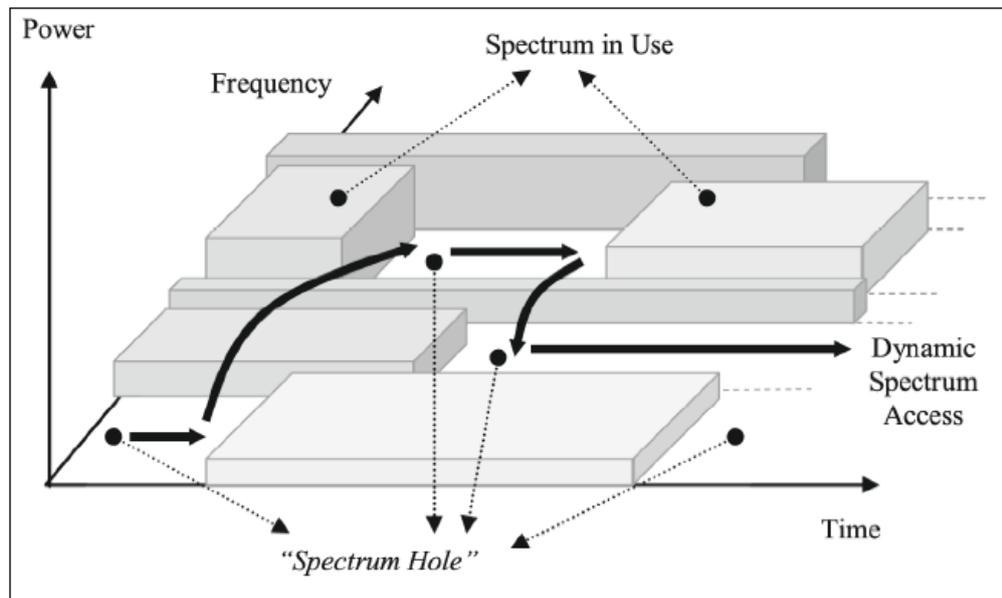


Figure I.5 : Concept des trous du spectre [6].

Les systèmes sans fil existants n'ont pas été conçus pour pouvoir profiter de cette flexibilité, à la base ils ont été pensés et créés pour travailler sur des fréquences dédiées.

Si un système a été créé pour fonctionner sur une bande de fréquence de 2,4GH, il ne pourra pas fonctionner sur d'autres. Il peut même arriver que le type de modulation et de puissance de signal soient différents.

De ce problème bloquant naquit le concept de radios multistandards [7]. La réflexion des chercheurs était de pouvoir disposer d'une radio ayant la capacité de se reconfigurer dynamiquement.

Cette radio dite radio "logiciel" ou "Software Defined Radio" (**SDR**) a été par la suite combinée à plusieurs autres fonctionnalités de manière à la rendre encore plus efficace ; le résultat a été l'émergence de la radio cognitive.

I.9 Radio "logiciel" restreinte

La radio "logiciel" restreinte (**SDR**) est un système d'émission/réception de communications radio ayant une capacité d'adaptation dans n'importe quelle bande de fréquence d'une part, et de recevoir n'importe quelle modulation en utilisant le même matériel [16] d'autre part.

Les multiples capacités de SDR permettent de parer aux problèmes et blocus de la gestion dynamique du spectre.

Les équipements et matériaux de SDR ont cette faculté de pouvoir fonctionner et travailler dans des réseaux sans fil hétérogènes, autrement-dit, le (**SDR**) parfait peut s'adapter automatiquement que ce soit en termes de modulation, de puissance du signal, ou encore aux nouvelles fréquences.

Une telle reconfiguration est réalisable grâce aux algorithmes dits algorithmes d'allocation flexible du spectre.

I.10 Radio cognitive

La radio cognitive représente le niveau le plus haut et le plus élaboré de la radio "logiciel", le terme de radio cognitive a été introduit et présenté par Joseph Mitola III en 1999 lors d'un séminaire tenu à "l'Institut royal of technologie", à (**KTH**) [9].

La radio cognitive a apporté de nouvelles perspectives avec elle, notamment par l'apparition d'un nouveau langage appelé "the Radio Knowledge Représentation Language" (**RKRL**). Il a la possibilité et la faculté de faire des communications intelligentes entre différents types de terminaux au sein d'un réseau sans fil, sur cette innovation Mitola a dit :

«Une radio cognitive peut connaître, percevoir et apprendre de son environnement, puis agir pour simplifier la vie de l'utilisateur».

La radio cognitive ou la radio opportuniste est une nouvelle méthode de communication sans fil où émetteurs et récepteurs sont fusionnés avec des capteurs.

Ainsi, la radio cognitive renferme en son sein une intelligence qui lui consacre une faculté d'adaptation de ses paramètres (en termes de fréquence, puissance, modulation, bande passante, etc.), en fonction de l'environnement où elle se trouve, c'est-à-dire de la position géographique et des besoins des utilisateurs :

Partant de là, la radio cognitive doit être mise en place autour de la radio "logiciel" tel qu'affiché dans la Figure I.6.

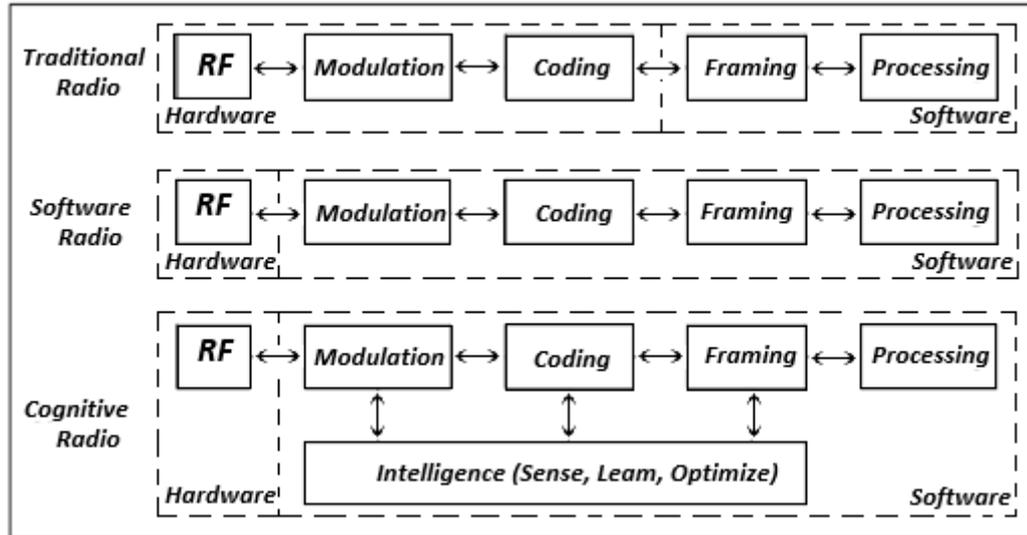


Figure I.6 : Lien entre les différents types de radio [10]

A l'instar du réseau actuel, la radio cognitive doit disposer en plus, d'un réseau particulier qui lui est de surcroît dédié. Ce réseau est dit réseau d'accès dynamique au spectre ou secondaire (ne travaillant pas sur des bandes de fréquences spécifiques), il est reproduit dans la Figure I.7.

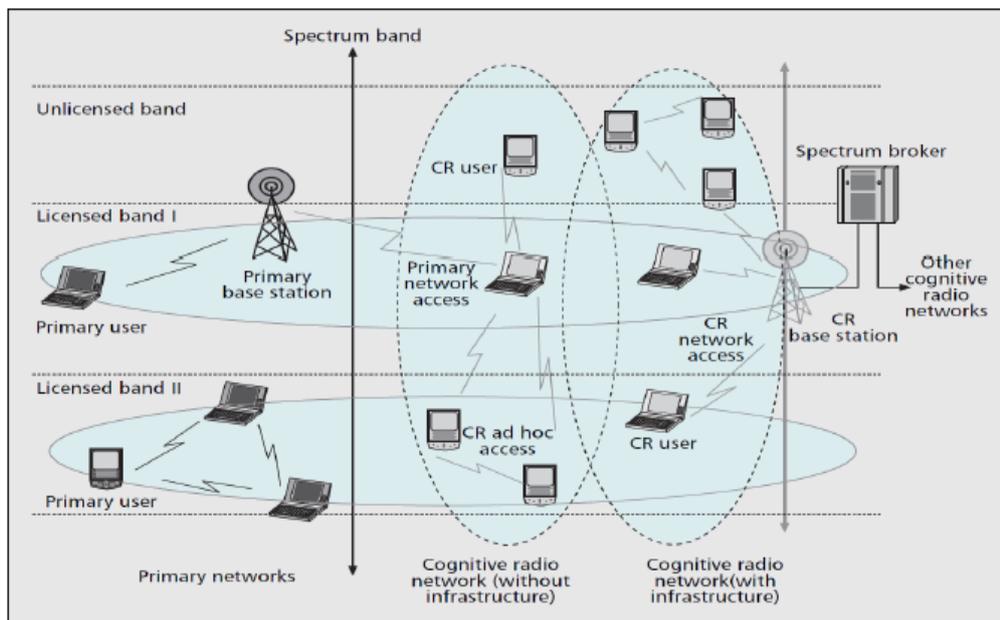


Figure I.7 : Réseau de future génération [11].

Au sein de ce réseau on remarque que plusieurs intervenants et composants le forment, parmi eux on peut nommer : les utilisateurs du réseau secondaire (CR user), la station de base du réseau secondaire (CR base station), le courtier spectral (Spectrum broker).

a) Utilisateurs du réseau secondaire

Tel que vu plus haut (ils n'ont pas de licence d'accès au spectre), leur capacité à détecter l'absence d'utilisateurs primaires leur permet néanmoins de surmonter éventuellement cette restriction. Dans le cas où ils arrivent à détecter un utilisateur primaire qui n'utilise pas sa bande de fréquence, les utilisateurs secondaires peuvent en disposer, mais seulement s'ils ne gênent pas l'utilisateur primaire.

Les utilisateurs secondaires ont la possibilité de communiquer entre eux de diverses manières, soit en recourant au mode ad-hoc, soit en utilisant le mode infrastructure par l'usage des stations de base du réseau secondaire.

b) Station de base du réseau secondaire

Cette station est une antenne relai qui a la faculté de travailler sur une large gamme de fréquences, afin de pouvoir reconnaître les différents signaux présents dans les réseaux et de s'y adapter en modifiant sa configuration.

c) Courtier spectral

Le courtier spectral est une entité qui est reliée à plusieurs réseaux secondaires, son rôle est déterminant dans la répartition des ressources spectrales entre les différents réseaux secondaires.

I.11 Capacité cognitive

L'une des spécificités majeures de la radio cognitive est celle qui lui permet d'interagir avec son proche environnement, c'est donc sa capacité cognitive. Elle lui permet notamment de se reconfigurer automatiquement et de pouvoir offrir à l'utilisateur une bonne qualité de service (**QOS**).

Partant du principe que l'utilisateur secondaire ne possède pas de licence, la radio cognitive doit en contrepartie lui garantir qu'aucune interférence d'aucune sorte ne se produise, surtout sur un point important, à savoir quel utilisateur a la priorité absolue d'accès au spectre en premier.

Grâce à ses multiples capacités, la RC remédie de facto au problème de l'engorgement du spectre, en accordant d'abord l'usage prioritaire aux utilisateurs primaires, ensuite en laissant les utilisateurs secondaires exploiter les parties inutilisées du spectre.

Entre toutes les fonctionnalités utilisées on peut citer quelques-unes :

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

Cet entrelacement entre ces fonctionnalités est montré dans la Figure I.8.

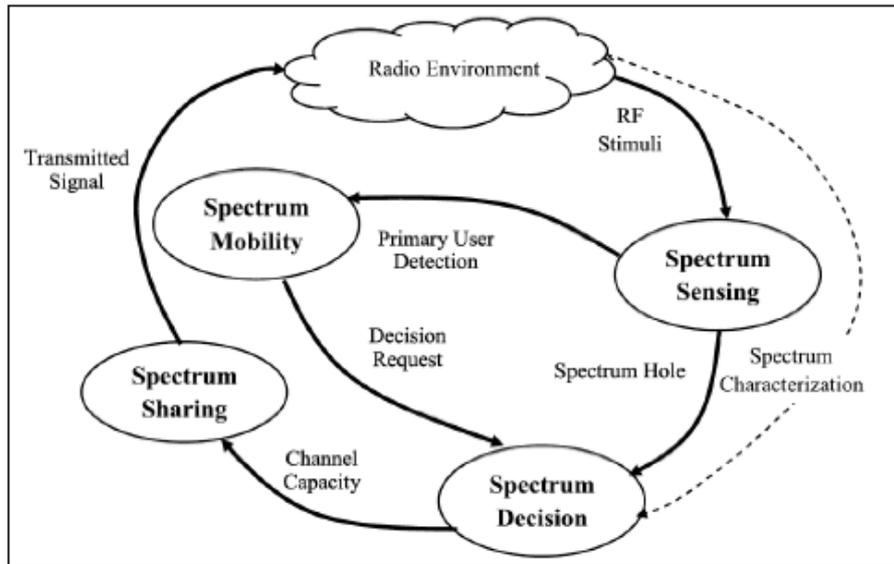


Figure I.8 : capacité cognitive [12].

a) Spectrum Sensing

Une des fonctions vitales sans laquelle rien ne pourrait être, c'est la détection et le partage des spectres non utilisés sans interférence, pour cela on dénombre trois techniques [11] :

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

i. Détection de l'émetteur primaire

Elle est basée essentiellement sur la détection des signaux faibles émis par les émetteurs primaires. En l'absence d'information sur l'émetteur primaire, il serait difficile de ne pas causer ou provoquer des interférences aux utilisateurs primaires, tels qu'exposés dans la Figure I.9.

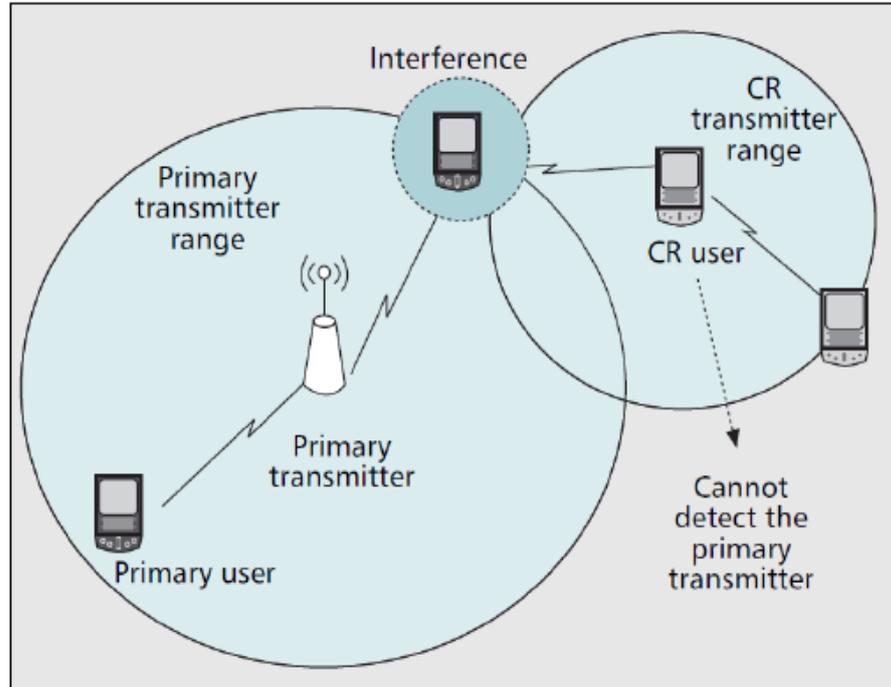


Figure I.9 : Problèmes détection d'émetteur [11].

Pour contourner ce risque de vulnérabilité, une nouvelle idée a émergé, c'est celle de la détection coopérative. Elle offre la possibilité à un utilisateur secondaire d'avoir accès aux informations des autres utilisateurs.

Ce concept lui ouvre logiquement la possibilité de détecter plus précisément l'émetteur primaire, même dans un environnement à fortes atténuations du signal. Hormis quelles règlent les problèmes précités, ces approches coopératives provoquent des effets inattendus pouvant être désastreux à cause du trafic exigé.

ii. Détection du récepteur primaire :

La meilleure méthode de détection des trous dans le spectre est celle qui consiste à localiser les utilisateurs primaires recevant des données dans la portée des utilisateurs secondaires. Dans ce cas, il serait envisageable d'utiliser les signaux en déroute, en provenance des utilisateurs primaires ; toutefois la mise en place d'un détecteur fiable n'est pas chose aisée.

iii. Gestion des interférences

Généralement, l'interférence peut être maîtrisée au niveau de l'émetteur par la puissance rayonnée et la localisation d'émetteurs individuels. Dans certains cas, il se peut que cette interférence ait lieu au niveau du récepteur (voir Figure I.9), c'est pourquoi un

nouveau modèle a été dernièrement introduit par la "Federal Communication Commission" (FCC).

Ce modèle mesure la « température d'interférence » en la délimitant au niveau du récepteur, grâce à une limite de température d'interférence.

Cette nouvelle variable représente la limite maximum qu'un récepteur pourrait accepter, par conséquent tant que l'utilisateur secondaire ne dépasse pas la limite fixée, il a la possibilité d'utiliser la bande de fréquence. Le véritable challenge de ce modèle est précisément la détermination de cette limite.

b) Spectrum Decision

Les utilisateurs secondaires souhaitant accéder au spectre, après avoir réussi l'étape de détection à cette phase, doivent être capables d'évaluer la qualité des spectres obtenus. Cette aptitude est estimée par rapport à plusieurs critères, dont notamment :

- Le niveau d'interférence.
- le taux d'erreur dans le canal.
- Le débit.
- Le type de travail de l'utilisateur primaire, si c'est le même domaine que celui visé par l'utilisateur secondaire cela pourrait donner d'excellents résultats.

Par contre il se peut que ces informations soient dans certains cas « brouillantes » ou même incomplètes. Pour savoir quelle bande spectrale choisir, il est nécessaire :

- D'abord de procéder à une classification de toutes les bandes spectrales accessibles.
- Ensuite d'appliquer des règles bien spécifiques qui facilitent la prise de décision suivant le besoin de l'utilisateur secondaire. A ce stade, il ne reste plus qu'à choisir entre les bandes spectrales qui répondent le mieux au besoin.

La prise de décision du spectre se prenant sur la base d'un objectif à atteindre, il se peut qu'il y en ait plusieurs [13] à prendre simultanément, maximisant ainsi la complexité du modèle de prise de décision (exemple : un utilisateur cherchant à maximiser son débit et à minimiser le taux de perturbation de l'utilisateur primaire, etc.). Plusieurs manières pour réaliser ces objectifs sont inventoriées, telles que présentées dans la Figure I.10.

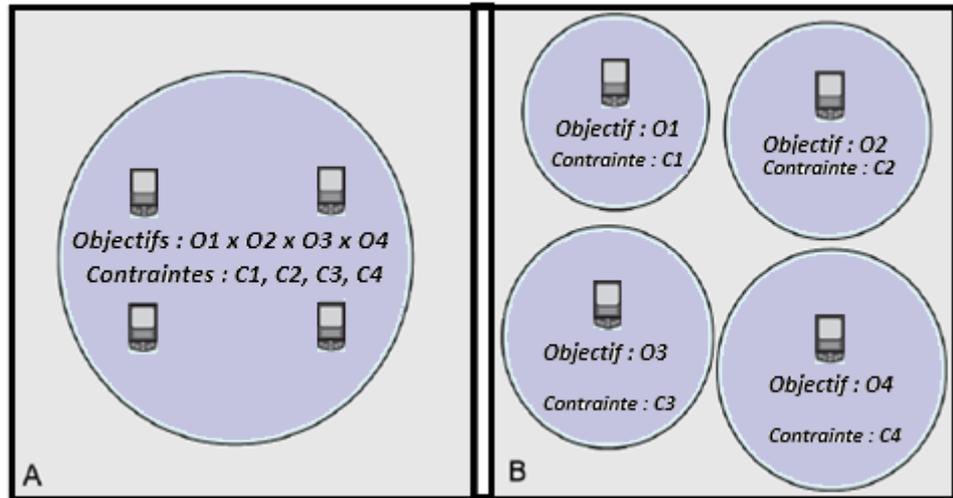


Figure I.10 : Accès au spectre coopératif et non-coopératif [13]

L'une de ces manières vise à coopérer avec d'autres utilisateurs, en recourant à un contrôleur central et ainsi maximiser une fonction "objectif", comme présenté dans la Figure I.10.A, tout en tenant compte de l'ensemble des contraintes rencontrées.

Dans un schéma de multi utilisateurs distribués, une autre méthode est utilisée, différente de la précédente : elle consiste à ce que chaque utilisateur soit indépendant donc non-coopératif comme présentée dans la Figure I.10.B.

Le recours à un algorithme distribué bien spécifique pour les utilisateurs secondaires permet somme toute de valider la décision la mieux adaptée, en se basant sur l'historique des actions réalisées par les autres utilisateurs.

c) Spectrum Sharing

Les particularités dont disposent la radio cognitive en l'occurrence, la coexistence des utilisateurs secondaires avec les utilisateurs primaires, la large gamme du spectre disponible, exigent une coordination des transmissions entre les utilisateurs secondaires.

En effet, on peut être confronté à un cas où plusieurs utilisateurs secondaires souhaitent accéder au même spectre, au même moment ; pour éviter des collisions lors des transmissions, il conviendrait au préalable de les coordonner.

Dans cette option, les paramètres [11] à prendre en considération sont :

- L'architecture (méthode centralisée vs distribuée).
- Le comportement d'attribution des fréquences (coopératif vs non-coopératif).
- La technique d'accès au spectre.

- La portée.

d) Spectrum Mobility

Comme il a été déjà souligné, une des conditions sine-qua-non est la non-interférence entre les propriétaires du spectre. Dans ces conditions, un utilisateur secondaire doit être en mesure de changer sa fréquence, cette notion est connue sous le nom de "spectrum handoff", pour cela :

- L'opération doit se dérouler le plus rapidement possible [13].
- L'utilisateur secondaire doit se loger et utiliser une autre bande de fréquence libre.

Et c'est de cette manière que toute interférence avec l'utilisateur primaire est évitée !

Cette manœuvre peut aussi être utilisée dans une situation de détérioration de la bande spectrale, elle évitera une dégradation des performances de l'utilisateur secondaire, en changeant la bande spectrale où il se trouve.

I.12 Conclusion

La Radio cognitive a apporté de nombreux avantages liés au développement du sans fil, dans cette optique des avancées/améliorations significatives méritent d'être citées :

- Sa capacité d'interaction et d'adaptation qui lui permettent d'élargir son champ d'opérabilité.
- Elle garantit à terme une bande passante plus large, grâce à ses techniques dynamiques et sa gestion du spectre.
- Son exploitation sans fil opère de façon opportuniste.
- Elle règle le problème des réseaux sans fil qui résulte de la limitation et de l'utilisation inefficace du spectre.
- Etc.

Tout cela fait de la radio cognitive une technologie révolutionnaire dans le monde de la télécommunication, technique considérée à juste titre comme le mode de transmission de l'avenir.

Chapitre II : Algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO)

II.1 Introduction

Pour travailler, correctement la RC doit utiliser une de ses principales facultés et des plus importantes, c'est en substance sa capacité d'adaptation et de reconfiguration, autrement dit d'être apte à amorcer la modification de ses paramètres, ceci au fur et à mesure du besoin. Pour réaliser un tel dessein, elle doit dès lors recourir à une couche intelligente à même de lui rendre ce service.

Dans ce mémoire nous avons opté d'utiliser l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (OEP) pour tenter de résoudre cette problématique.

Le présent chapitre va être consacré justement à la présentation dudit algorithme avec ses différentes améliorations, et les développements qui en découlent.

II.2 Notion fondamentale

D'après Louis Gacôgne [17], les méthodes de résolution de problèmes peuvent être subdivisées en quatre grandes classes. Tous les problèmes rencontrés ne sont pas forcément en rapport avec l'optimisation mais s'y rapportent pour la plupart, en ce sens qu'il est généralement possible de trouver une fonction à minimiser ou à maximiser. Fréquemment, la difficulté première liée à ce genre de problème est la formalisation (définition de la fonction, puis définition d'un codage de solutions).

Il est admis que les quatre procédures sont : les méthodes combinatoires, les méthodes constructives, les méthodes locales, enfin les méthodes évolutionnaires.

Etant donné que notre algorithme s'inscrit parmi les méthodes évolutionnaires, c'est sur elles que va être axé notre développement.

Avant tout, il est nécessaire de rappeler que les méthodes évolutionnaires sont des méthodes stochastiques et globales faisant intervenir une population de points en s'inspirant de l'évolution des espèces vivantes.

Parmi ces méthodes, nous pouvons distinguer celles utilisant des opérateurs explicites (mutation, croisement, etc.) telles que (la programmation évolutionnaire, les algorithmes génétiques, etc.), et celles ayant implicitement des règles de transitions telles que "the Space Partition Algorithm" (SPA), "l'algorithme macro évolutionnaire" (MGA), "l'optimisation par essaim de particules" (PSO), etc.

II.3 Présentation de l'algorithme PSO

L'Optimisation par Essaim de Particules (**OEP**), connu sous le nom anglophone de Particle Swarm Optimization (**PSO**), est un algorithme inscrit dans la famille des algorithmes évolutionnaires. Il a été proposé par Russel Eberhart (ingénieur en électricité) et James Kennedy (socio psychologue) en 1995 [18].

Cette méthode trouve sa source dans les observations faites lors des simulations informatiques de vols groupés d'oiseaux et de bancs de poissons de Reynold [20], Heppner & Grenander [19]. Autrement-dit, elle s'inspire fortement de l'observation des relations grégaires d'oiseaux migrateurs, qui pour parcourir de « longues distances » (migration, quête de nourriture, parades aériennes, etc.), doivent optimiser leurs déplacements en termes d'énergie dépensée, de temps, (etc.), comme par exemple la formation en forme de **V** présentée dans la Figure II.1.



Figure II.1 : Volée d'Anser en formation en V [21]

Le déplacement de ses animaux en essaim est complexe, sa dynamique obéit à des règles et des facteurs bien spécifiques qu'il s'agit de cerner :

- Chaque individu dispose d'une certaine intelligence « limitée » (qui lui permet de prendre une décision).
- Chaque individu doit connaître sa position locale et disposer d'information locale de chaque individu se trouvant dans son voisinage.
- Obéir à ces trois règles simples, « rester proche des autres individus », « aller dans une même direction » ou « voler à la même vitesse ».

Tous ses facteurs et règles sont indispensables pour le maintien de la cohésion dans l'essaim, ceci par l'adoption d'un comportement collectif complexe et adaptatif.

II.4 Mode de fonctionnement de l'algorithme PSO

La population dans l'algorithme PSO est nommée essaim, chaque individu du groupe est dit particule. Le déplacement de toute particule (comme indiqué ci-dessus) est régi par des règles et conditions bien spécifiques, influencé par le mouvement des autres particules du voisinage.

Dans un tel contexte ce déplacement à une signification et doit parallèlement répondre à une logique, fondement même du PSO. Il consiste à chercher un optimum dans un voisinage donné, ce déplacement est influé par les trois composantes suivantes :

- Une composante d'inertie : la particule s'efforce de suivre instinctivement son cap de déplacement.
- Une composante cognitive : la particule fait tout pour se diriger vers la meilleure position rencontrée jusqu'à présent.
- Une composante sociale : la particule s'inspire également de l'expérience, du parcours des autres particules, pour se diriger vers la meilleure position rencontrée par ses voisins.

Ce déplacement est illustré dans la Figure II.2.

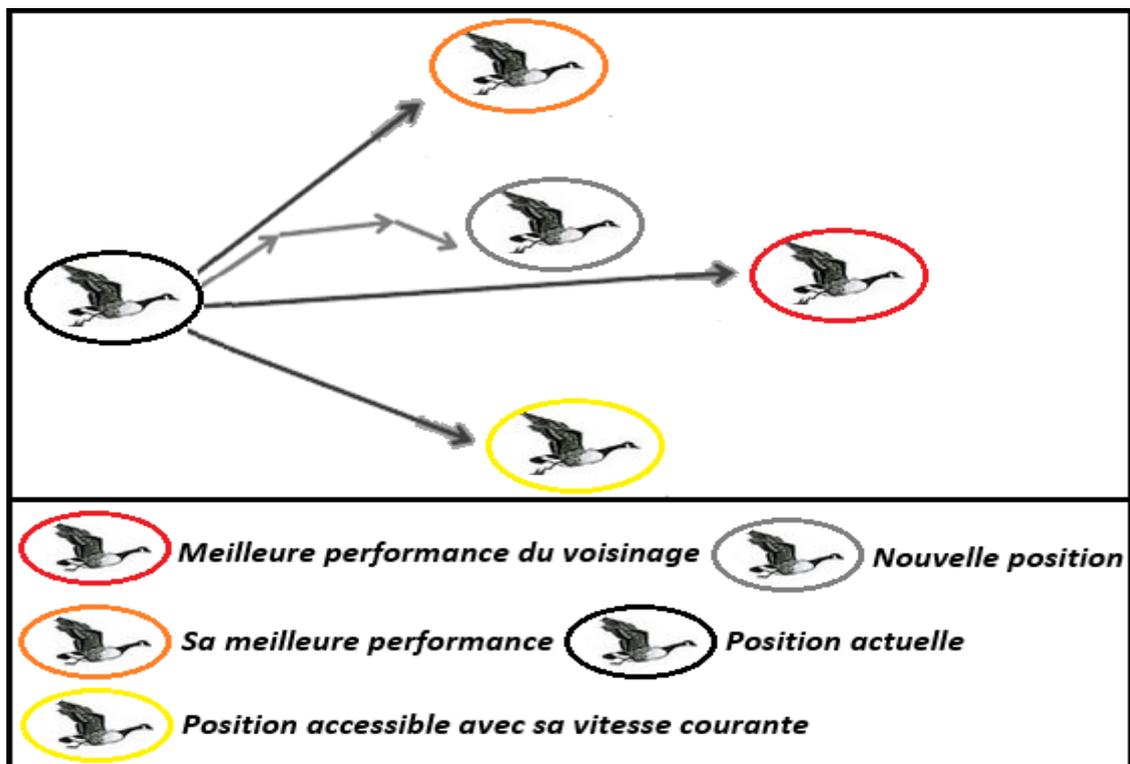


Figure II.2 : Déplacement d'une particule.

A terme, on se rend compte que toutes les particules, après un certain nombre d'itérations, convergent vers une même position, somme toute la meilleure rencontrée

par l'ensemble des particules. Cela ne signifie pas pour autant, dans l'absolu, que c'est la meilleure position du voisinage, juste que c'est la meilleure rencontrée !

a) Composantes de la PSO

Pour être en mesure d'utiliser le PSO, il est indispensable de définir un espace de recherche (composé de particules) et une fonction "objectif" à optimiser. La méthode de l'algorithme consiste alors à déplacer ces particules de telle sorte qu'elles trouvent l'optimum (comme explicité précédemment), elles doivent disposer :

- De données relatives à leurs positions, connaître leurs coordonnées avec comme condition qu'elles soient comprises dans l'espace de définition.
- De la meilleure position qu'elles ont rencontrées.
- De la meilleure position rencontrée par leur voisinage et le résultat de leur fonction «objectif».
- De leur vitesse qui leur permet de se déplacer et de changer de position au fil des itérations.
- D'un voisinage, c'est le sous-ensemble de particules qui interagit directement avec la particule (surtout celle possédant la meilleure position).

D'après Maurice Clerc et Patrick Siarry [22], l'évolution d'une particule n'est finalement qu'une fusion de trois types de comportements :

- Egoïste (se déplacer suivant sa vitesse actuelle).
- Conservateur (revenir en arrière en prenant en compte sa meilleure performance).
- Panurgien (suivre aveuglement le meilleur de tous en considérant sa performance).

Finalement on remarque un compromis psycho-social entre d'une part la confiance en soi et d'autre part l'influence des relations sociales.

II.5 Notion de voisinage

Chaque particule dispose d'un sous-ensemble d'autres particules avec lequel elle est en interaction, c'est le voisinage de la particule. Cet entrelacement de rapports entre toutes les particules est assimilé à la sociométrie ou à la topologie de l'essaim. On dénombre deux types de voisinage :

- **Voisinage géographique** : c'est un voisinage dynamique où les voisins sont les particules les plus proches. A chaque itération, les nouveaux voisins ou groupes

doivent être réajustés en se référant à une distance prédéfinie dans l'espace de recherche. C'est donc bien un voisinage dynamique tel qu'illustré sur la Figure II.3.

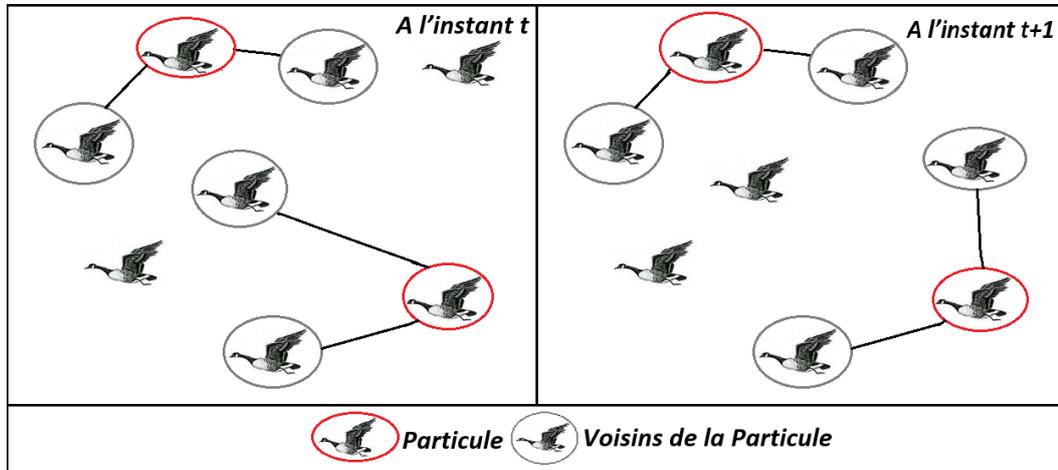


Figure II.3 : Voisinage géographique à l' instant t et t+1.

Dans cet exemple on va supposer que le voisinage d'une particule est un groupe formé des deux particules les plus proches. Dans la Figure II.3, la notion de voisinage dynamique est mise en évidence puisque pour un même essaim à l'instant « t » et à l'instant « t+1 » le voisinage n'est plus le même.

- **Voisinages sociaux :** ce type de voisinage est considéré comme statique, les voisins restent figés, autrement-dit, ils demeurent inchangés. C'est le voisinage auquel on a le plus souvent recours, en raison :
 - ✓ De sa simplicité de programmation.
 - ✓ Parce qu'il offre un meilleur rapport temps/coût, en termes de calcul.
 - ✓ Dans un scénario de convergence, un voisinage social s'oriente forcément vers un voisinage géographique.

Dans la figure qui va suivre, les particules sont d'abord semées de manière fictive en forme de cercle, ensuite pour la particule étudiée, on insère au fur et à mesure dans ses informatrices, dans un 1^{er} temps elle-même, dans un 2^{ème} temps celles qui lui sont adjacentes, puis de proche en proche jusqu'à atteindre la taille souhaitée, ainsi que définie dans la Figure II.4.

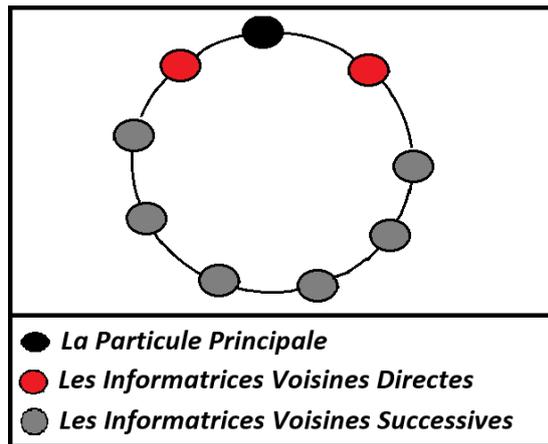


Figure II.4 : Voisinage en cercle (choix régulier des informatrices).

Dans cet exemple, la particule principale est placée en haut (en noir), ses informatrices correspondent aux deux particules directement à sa droite et à sa gauche (en rouge dans notre figure).

Dans l'ébauche ci-dessous par contre, les informatrices sont choisies de manière aléatoire, telle qu'exposée dans la Figure II.5.

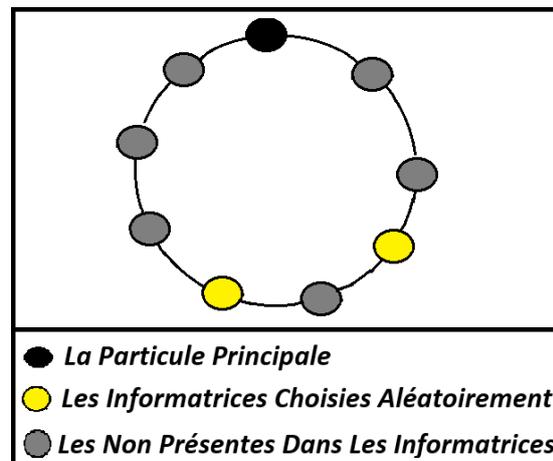


Figure II.5 : Voisinage en cercle (choix aléatoire des informatrices).

Ici, la particule principale est placée en haut (en noir) et ses informatrices sont choisies de façon aléatoire (en jaune par exemple dans notre figure).

II.6 Fonctionnement de l'algorithme PSO

En réalité, il existe deux types d'algorithmes de PSO : le PSO discret, et le PSO continu, nous allons nous intéresser uniquement au PSO continu tel qu'il est défini dans les travaux de Michel Gourgand et Sylverin Kemmoé Tchomté [23].

Dans l'espace de recherche de dimension \mathbf{D} , une particule i de l'essaim est représentée par son vecteur position et par son vecteur vitesse ; formulés ainsi :

$$\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$$

$$\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$$

L'appréciation de la qualité de sa position est arrêtée par la valeur de la fonction "objectif" en ce point. Il est indispensable que cette particule puisse mémoriser la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, formulée comme suit :

$$\vec{pbest}_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$$

La meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est formulée comme suit :

$$\vec{gbest} = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_D)$$

La notion de **Gbest** (global best), est calquée sur la version PSO Globale (PSOG) où toutes les particules de l'essaim sont issues de la particule i .

Au commencement de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de manière aléatoire/régulière dans l'espace de recherche. Par la suite, à chaque itération, les particules se déplacent, en fusionnant les trois composantes citées ci-dessus.

- wv_{ij}^t : représente la composante d'inertie du déplacement, où le paramètre w gère l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;
- $c_1 r_{1,i,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t]$: représente la composante cognitive du déplacement, où le paramètre C_1 gère le comportement cognitif de la particule ;
- $c_2 r_{2,i,j}^t [gbest_j^t - x_{i,j}^t]$: représente la composante sociale du déplacement où le paramètre C_2 gère l'aptitude sociale de la particule.

La fusion de ces trois composantes nous permet d'abord de dégager la vitesse qui elle-même nous offre la possibilité de calculer la position de la particule.

Ces deux variables sont obtenues par l'utilisation de l'équation (1.1) et de l'équation (1.2), successivement comme suit :

$$v_{i,j}^{t+1} = wv_{i,j}^t + c_1r_{1,i,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t] + c_2r_{2,i,j}^t [gbest^t - x_{i,j}^t], j \in \{1, 2, \dots, D\} \quad (1.1)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1}, j \in \{1, 2, \dots, D\} \quad (1.2)$$

- w est une constante, appelée coefficient/pourcentage d'inertie.
- c_1, c_2 sont deux constantes, appelées coefficients/pourcentage d'accélération.
- r_1, r_2 sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans $[0, 1]$, et ce à chaque itération t et pour chaque dimension j .

A la fin du déplacement des particules dans une itération donnée, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs $Pbest_i$ et $Gbest$ sont réindexés, conformément aux deux équations (1.3) dans le cas d'une minimisation d'une fonction objective puis (1.4) dans le PSOG.

$$\bar{P}best_i(t+1) = \begin{cases} \bar{P}best_i(t), & \text{si } f(\bar{x}_i(t+1)) \geq \bar{P}best_i(t) \\ \bar{x}_i(t+1), & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.3)$$

$$\bar{G}best(t+1) = \arg \min_{\bar{P}best_i} f(\bar{P}best_i(t+1)), \quad 1 \leq i \leq N. \quad (1.4)$$

Cette procédure est représentée dans l'Algorithme, où N représente le nombre de particules de l'essaim, voir la Figure II.6.

OEP	
1	Initialiser aléatoirement N particules : position et vitesse.
2	Evaluer les positions des particules
3	Pour chaque particule i , $\bar{P}best_i = \bar{x}_i$
4	Calculer $\bar{G}best$ selon (1.4)
5	tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait faire
6	Déplacer les particules selon (1.1) et (1.2)
7	Evaluer les positions des particules
8	Mettre à jour $\bar{P}best_i$ et $\bar{G}best$ selon (1.3) et (1.4)
9	fin

Figure II.6 : Algorithme d'optimisation par essaim particulaire [37].

Ledit algorithme, va servir comme référence pour l'implémentation de notre application.

Nous schématisons l'algorithme PSO à l'aide d'un organigramme se trouvant dans la Figure II.7.

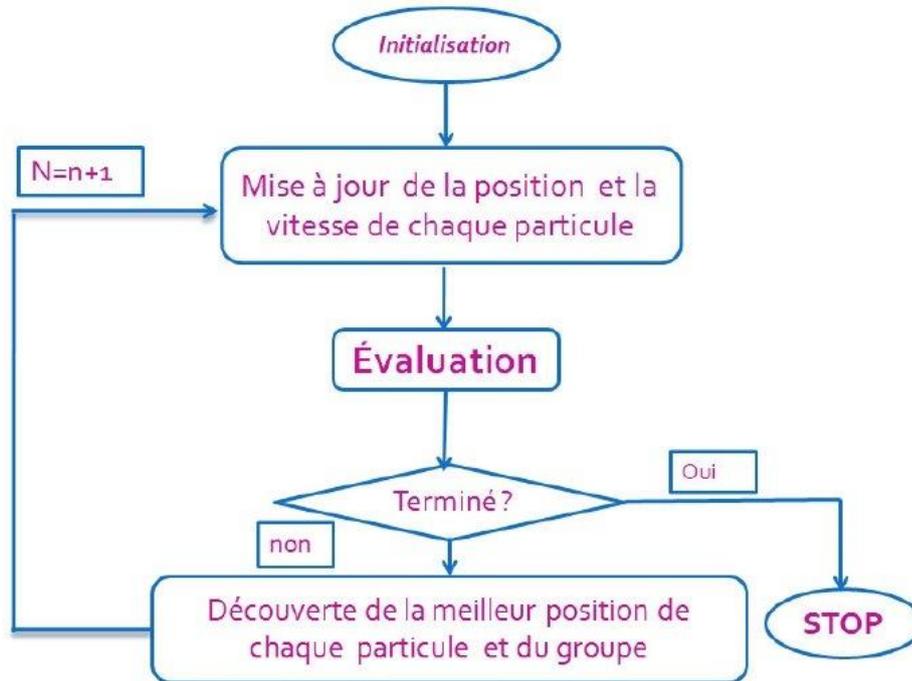


Figure II.7 : Organigramme « méthode des essais particulaires » [38]

II.7 Améliorations apportées au PSO

a) Cantonnement de particule

Dans l'hypothèse d'un déplacement très rapide de la particule, cela peut l'éjecter de l'espace de recherche, il serait judicieux d'introduire une nouvelle variable **Vmax**. Elle aura pour objet de limiter la vitesse sur chaque dimension et ainsi de parer à une éventuelle explosion du système [24].

Cela n'amoindrit nullement les valeurs de **xi** à l'intervalle [**Vimin**, **Vimax**], il borne seulement la distance maximale parcourue par une particule au cours d'une itération. Un tel procédé à l'avantage aussi de contrôler la divergence de l'algorithme et de réaliser un compromis efficace entre intensification et diversification.

Pareille amélioration peut être aussi enrichie par une stratégie de confinement/cantonnement des particules, afin d'éviter tout problème de leur sortie.

Parmi les stratégies proposées on peut trouver :

- Une 1^{ère} stratégie qui consiste à réintégrer une particule sortie de son espace de recherche.

- Une 2^{ème} stratégie qui consiste à ce que la particule soit laissée à l'extérieur de l'espace de recherche, sans prendre en compte sa fonction "objectif". Par conséquent elle ne risque pas d'attirer les autres particules (risque d'attraction).
- Dans une 3^{ème} stratégie, la particule est stoppée à la frontière et les composantes associées à sa vitesse sont annulées.
- Enfin dans une 4^{ème} stratégie, la particule rebondit sur la frontière et se trouve bloquée ; les composantes de la vitesse sont multipliées par un coefficient tiré aléatoirement dans l'intervalle [-1,0].

b) Taux de constriction

Comparativement à l'algorithme de base, plusieurs améliorations ont été apportées, surtout sur le contrôle de la divergence, plus précisément grâce à l'introduction du paramètre **Vmax** (comme vu auparavant). Il permet de limiter la divergence des particules d'une part, d'autre part de nombreuses études similaires sur la dynamique des particules tendent à analyser sous-quelles conditions une convergence de l'essaim se produit [25, 26, 27].

Pour obtenir un bon équilibre entre les phases de diversification et d'intensification du processus de recherche une bonne combinaison des paramètres **w**, **C₁** et **C₂** demeure déterminante [28] [29].

Selon Clerc et Kennedy pour avoir une bonne convergence, il est nécessaire de rendre interdépendants les paramètres **w**, **C₁**, **C₂**.

L'utilisation d'un taux/coefficient de constriction χ (ou facteur de constriction) permet de surcroit de mieux gérer la divergence de l'essaim et de se libérer de la définition de **Vmax** [29]. Cette variante de PSO est connue sous le nom de canonical PSO.

En utilisant le coefficient de constriction, l'équation (1.1) devient alors :

$$v_{ij}(t+1) = \chi (v_{ij}(t) + \phi_1 r_1 (pbest_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + \phi_2 r_2 (gbest_j(t) - x_{i,j}(t))) \quad (1.5)$$

Avec :

$$\chi = \frac{2}{\phi - 2 + \sqrt{\phi^2 - 4\phi}} \quad (1.6)$$

où : $\phi = \phi_1 + \phi_2$, $\phi > 4$.

Les valeurs optimales de ϕ_1 , ϕ_2 sont déterminées dans [29], ceci après de nombreux tests. En général, on utilise $\phi = 4,1$ et $\phi_1 = \phi_2$, ce qui donne un coefficient $\chi = 0,7298844$. Dans [30], les auteurs qui se sont penchés sur la question ont indiqué que

l'utilisation d'un coefficient de constriction offre un meilleur taux de convergence, sans avoir à fixer de vitesse Métaheuristique d'optimisation appelée état de l'art maximal **Vmax**.

Dans certains cas, le coefficient de constriction à lui seul ne permet pas la convergence vers la solution optimale pour un nombre d'itérations donné.

Pour remédier à cet handicap, il serait intéressant de fixer : **Vmax = (xmax - xmin)/2** en plus du coefficient de constriction, ce qui, selon les études de Shi et Eberhart, permet d'améliorer les performances globales de l'algorithme. Il est nécessaire de noter que PSO, utilisant un coefficient de constriction, n'est pas la seule version (PSO) qui garantisse la convergence vers un état d'équilibre. D'autres exemples sont disponibles dans [27, 31, 32, 33], elles permettent aussi de provoquer la convergence de l'algorithme.

c) Topologie du voisinage

Comme repris plus haut le choix de la topologie (réseau de communication entre particules) a une influence notable sur la performance du PSO, plus précisément sur le déplacement des particules. Dans la version PSO (voir Figure II.6), les auteurs ont défini une topologie entièrement connectée (chaque particule est reliée aux autres). D'où l'appellation PSO version globale (**Gbest**), chaque particule dispose d'informations sur toutes les particules de l'essaim. Ces données effectivement utilisées sont représentées par le terme **Gbest**. Cependant cette version a l'inconvénient de ne pas pousser l'exploration suffisamment loin ; cela débouche sur une stagnation dans un optimum local et donc à une convergence prématurée.

Pour dénouer ce nœud, plusieurs variantes de PSO "originales", dénommées version locale (**Lbest**) ont été mises en place. On peut citer celle proposée dans [24], laquelle recourt à un graphe d'information statique sous forme d'anneau (cette version est connue comme étant la version locale classique). Dans PSOL, le terme **Gbest** est remplacé par **Lbest**. A chaque particule i est défini un voisinage **i.e**, l'information partagée doit être la meilleure solution trouvée dans le voisinage de chaque particule **Pbest_i**.

d) Taux d'inertie

Introduit par Shi et Eberhart [34], le coefficient d'inertie **w** contrôle les effets de la direction de la particule sur le déplacement futur. L'ajout de ce paramètre vise un équilibre entre la recherche locale (exploitation) et la recherche globale (exploration).

L'intensité de l'exploration de l'espace de recherche dépend de la valeur du poids d'inertie, si une grande valeur de w facilite une exploration globale, une petite valeur de w facilite quant à elle l'exploration locale.

Du fait de son influence sur les performances de l'algorithme PSO, le poids d'inertie a suscité un grand intérêt de la part de la communauté de chercheurs. Y. Shi and E.R.C, dans [34], proposent pour leur part un taux d'inertie dynamique, variable dans le temps. Il débute par une valeur proche de 0,9 et décroît linéairement pour arriver à 0,4. Cette stratégie a beaucoup amélioré les performances de PSO en résolvant bon nombre de problèmes d'optimisation. Le coefficient d'inertie w varie linéairement dans le temps, selon la formule suivante :

$$w = w_{min} + (w_{max} - w_{min}) \cdot \left(\frac{iter}{max_{iter}} \right) \quad (1.7)$$

Où $iter$ est l'itération courante et max_{iter} est le nombre maximal d'itérations. w_{max} et w_{min} désignent respectivement les valeurs maximums et minimums du coefficient w (généralement, $w_{min}, w_{max} \in [0, 1]$).

Dans [35], Chatterjee et Siarry ont utilisé une autre stratégie non-linéaire pour définir un coefficient d'inertie dynamique. Et, Eberhart et Shi [36] ont proposé pour leur part une autre variante, dans laquelle le coefficient d'inertie est choisi au hasard, selon une distribution uniforme, dans l'intervalle $[0,5, 1]$. Cet intervalle est inspiré du facteur de constriction proposé par Clerc et Kennedy (la valeur attendue du coefficient d'inertie, dans ce cas, est égale à $0,75 \approx 0,729$) [37].

II.8 Conclusion

Dans ce chapitre a été présenté l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO) inspiré du monde des animaux (espèces d'oiseaux). Depuis sa création, cette méthode a rencontré un franc succès, en raison de sa simplicité et de son efficacité sur une vaste gamme de problèmes, sans toutefois que l'utilisateur ait à modifier la structure de base de l'algorithme.

Le PSO bien qu'il se soit heurté à des problèmes majeurs (comme la convergence prématurée, qui peut conduire les algorithmes de ce type à stagner dans un optimum local par exemple) a pu (grâce à son caractère, capacité/évolutionnaire) être amélioré de façon permanente et significative. Cette maniabilité lui confère sans-contredit de nombreuses perceptives et solutions non anodines.

Chapitre III : Implémentation de l'application et évaluation des résultats obtenus

III.1 Introduction

Le domaine de la radio cognitive a connu une évolution et un élargissement/distension sans précédent dans tous ses aspects, l'une de ses configurations est l'optimisation de la qualité de service où plusieurs algorithmes sont mis en place.

Dans ce prolongement, un utilisateur secondaire a la capacité de réarranger dynamiquement sa configuration. Cette faculté fusionnée à l'algorithme adéquat lui permet de modifier ses paramètres de transmission tels que : le type de modulation ou la puissance du signal, ceci en corrélation avec le niveau d'exigence de l'utilisateur et de la qualité du canal.

L'algorithme PSO a déjà démontré son efficacité à balayer une large gamme de solutions et à choisir la meilleure. Notre présent essai consiste à implémenter l'algorithme PSO dans le but de trouver le meilleur canal parmi ceux parcourus, pour ce faire, deux types d'algorithmes PSO sont implémentés, le 1^{er} PSO version Globale (PSOG), et le 2^{ème} PSO version Locale (PSOL). Et sont améliorés d'un "confinement de particule", stratégie qui consiste à bloquer la particule à la frontière.

Ensuite nous aborderons l'étude comparative des résultats recueillis par ces deux implémentations en termes de temps de calcul et de solutions dégagées.

III.2 Fonction "objectif "

Tel qu'affiché dans le chapitre précédant, le déplacement des particules dans l'algorithme PSO se concrétise sur la base de l'influence de plusieurs facteurs, l'un d'entre eux est la solution de la position de la particule, son calcul s'opère grâce à une fonction dite fonction "objectif" (fitness).

Au vu de la solution retournée on peut apprécier l'évaluation de la solution obtenue. Dans l'hypothèse d'une recherche du meilleur canal pour la meilleure qualité de service suivant notre besoin, notre fonction "objectif" devra traiter de la configuration du problème de la qualité de service dans les réseaux de radio cognitive.

La radio cognitive permet à un utilisateur secondaire de s'auto-reconfigurer, intégrant des paramètres relatifs à son environnement ; en conséquence, la qualité de service reste étroitement liée à l'utilisateur secondaire. Pour transmettre, il lui est impératif de connaître :

- L'état interne de son système (économie d'énergie, performance élevée, etc.).
- L'état externe de son système (les autres utilisateurs, atténuation du signal, etc.).
- D'être apte à s'harmoniser en réarrangeant ses paramètres (puissance de transmission, type de modulation, etc.), en fonction du besoin et de son propre environnement.

Dans le domaine de la télécommunication trois règles fondamentales et intangibles doivent être observées, à savoir : la minimisation du taux d'erreur, la maximisation du débit et la minimisation de la consommation énergétique.

Ainsi la fonction "objectif" doit déterminer ces trois facteurs, selon l'étude [39], les équations mathématiques qui permettent leurs calculs sont fixées dans le Tableau III.1.

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

Tableau III.1 : Représentation mathématique des trois critères [39].

a) Taux d'erreur

Le calcul du taux d'erreur peut être appréhendé de trois manières distinctes (P_{be}) où chacune est bien spécifique au type de modulation utilisée, ces trois fonctions sont représentées dans le Tableau III.2.

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'erreur sur les différents types de modulation [39].

b) Fonction d'erreur de Gauss

On remarque que les trois fonctions utilisent $Q(x)$, qui se trouve être précisément la fonction d'erreur de Gauss, l'estimation de cette fonction figure dans [40]:

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

c) Définition des variables

Les paramètres de ces fonctions sont définis dans le Tableau III.3.

<i>Variable</i>	<i>Définition</i>
P_i	Correspond à la puissance du signal sur la sous-porteuse i
n	Représente le nombre de porteuses
P_{Max}	C'est la puissance maximale qu'on peut transmettre sur une seule sous-porteuse
M	Équivaut à l'index de modulation
M_{Max}	Désigne l'index de modulation maximal
N	Affiche le taux d'atténuation
$\overline{P_{be}}$	Signifie le taux d'erreur moyen sur N canaux

Tableau III.3 : Définition des paramètres.

d) Impact et conflit entre paramètre et fonction

A l'appui des formules des (Tableau III.1 et Tableau III.2), on constate que les différents paramètres interagissent de manière conflictuelle, comme présenté dans le Tableau III.4.

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

Tableau III.4 : Influence des paramètres.

Le Tableau III.4 montre la relation entre chaque fonction et les paramètres qui l'influent. Les signes \nearrow et \searrow , expriment le fait que la fonction est respectivement, proportionnelle, inversement proportionnelle aux paramètres en question.

On observe que la minimisation du taux d'erreur doit passer par la maximisation de la puissance. Si cette action est bénéfique pour la minimisation du taux d'erreur, elle est par contre négative en termes de consommation d'énergie. De même la maximisation du débit est liée à l'augmentation du nombre de bits par symbole, ce qui par la même occasion va augmenter le taux d'erreur.

Pour pallier aux différents problèmes de la qualité de service dans les réseaux de la RC, la fonction "objectif" doit prendre en considération ces trois facteurs. L'un des procédés consiste également à fusionner les trois fonctions en une seule comme arrêtée dans l'étude [39]. La fonction résultante sera la somme pondérée des fonctions sources. Chacune est associée à un poids qui fixe le degré attribué à chaque objectif, la somme de tous ces poids devant être indubitablement égale à 1.

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

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

III.3 Modes de transmission

La qualité de service visant à optimiser l'utilisation suivant la demande de l'utilisateur, sa finalité n'est pas de tout optimiser, action impossible au vu de la conflictualité de fonctions.

L'utilisateur à trois degrés d'exigence en termes de qualité de service :

- Suivant son besoin, par exemple économiser la batterie (mode batterie faible).
- Ou bien par une utilisation intense de la bande passante, dans le cas d'une utilisation purement multimédia (mode multimédia).
- Ou encore privilégier la transmission sans erreur, dans le cas d'une application critique (mode urgence).

On en déduit que le mode de transmission n'est en fait qu'une association de poids aux différents objectifs de la radio, favorisant la fonction prioritaire en lui conférant un poids élevé. La fonction en contradiction avec la fonction prioritaire recevra de facto un point faible, par contre celle cohérente avec la fonction prioritaire aura un poids intermédiaire, comme défini dans le Tableau III.5.

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

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

La fonction de chaque mode est fixée à partir des poids multipliés par des valeurs attribuées.

a) Mode multimédia

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

b) Mode batterie faible

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

c) Mode urgence

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

III.4 Moteur cognitif

Le contrôle de la reconfiguration de la radio cognitive est dynamique, à l'aide du moteur cognitif qui utilise les systèmes de communications pour réaliser cette opération. De la sorte, selon le contexte opérationnel, les systèmes de communications offrent telle ou telle information en accord avec celui-ci, par exemple :

- Quel est le niveau batterie restant ?
- Quelle est la politique diffusée ?
- Pouvoir recourir à des sondages et calculs sur son environnement radio : pour évaluer le taux d'atténuation, l'occupation spectrale, (etc.).
- Etc.

Riche de cette base d'informations, l'analyse des exigences de l'utilisateur ou de l'opérateur, les régimes de régulation et le lien physique se font par le biais du moteur cognitif, lequel détermine les différentes contraintes, représentées dans la Figure III.1.

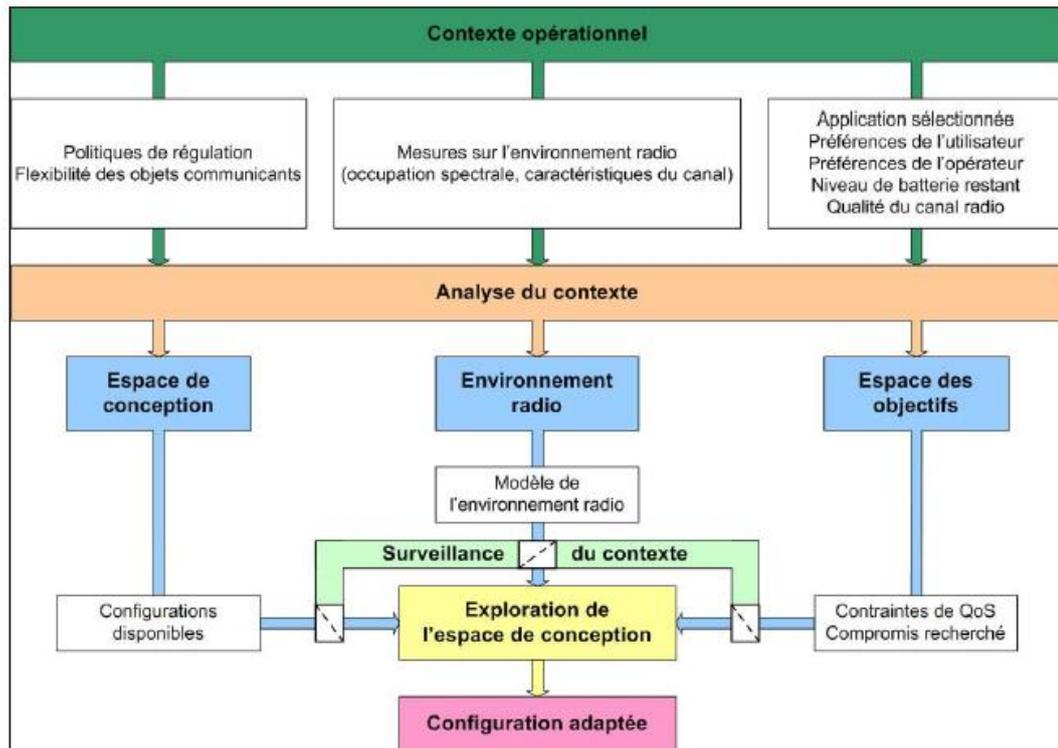


Figure III.1 : Synoptique d'un moteur cognitif [41].

En fait, toutes ces incommodités aident à réduire l'espace de conception :

- Exemple dans le cadre de la régulation, on peut être confronté à des contraintes liées à la puissance d'émission, où sur les portions du spectre accessible.
- Il se peut aussi que la radio ait besoin de communiquer avec un équipement non flexible (ne pouvant pas supporter des formes d'ondes spécifiques), ici le moteur cognitif doit régler ce handicap en supprimant purement et simplement ces ondes de son espace de conception.

L'espace de conception est imbriqué de la globalité des paramètres (fonctions, limites, règles, etc.) qui est prise en compte par l'algorithme PSO. Autrement-dit, le mode de transmission est retenu sur la base du besoin et à la lumière de tous les facteurs déterminants.

III.5 Représentation d'un canal

L'implémentation de l'algorithme PSO pour une recherche d'un optimum parmi les canaux dans la radio cognitive, doit impérativement nécessiter, au préalable la définition d'une structure de ces canaux et de leur composition. Chaque canal est composé de trois paramètres, se sont : la puissance du signal, le type de modulation (choisi aléatoirement) et de la qualité de service ; autrement-dit le résultat qu'a retourné la fonction "objectif" sélectionnée.

L'algorithme PSO après avoir semé les particules et déroulé l'exécution, retourne le meilleur individu parmi ceux visités c'est-à-dire un canal.

Pour accéder à un canal, l'utilisateur secondaire aura à détecter un ou plusieurs trous dans le spectre pour s'y s'infiltrer. Il serait intéressant de savoir par quel trou l'infiltration serait la plus pertinente, dans ce cas au lieu de ne retourner que le meilleur canal, on peut retourner en même temps le meilleur canal et le meilleur trou pour y accéder.

Il n'est pas fortuit de signaler que le nombre de trous doit être identique pour tous les canaux, pour ce faire, ce nombre doit être fixé (une donnée) avant le lancement de l'algorithme.

Dans ce cas, un canal est composé d'un nombre bien défini qui comporte une puissance différente, une modulation différent ; cette structure formée de Puissance Modulation (PM), est considérée comme un trou permettant l'accès au canal, ainsi la structure d'un canal est définie dans la Figure III.2.

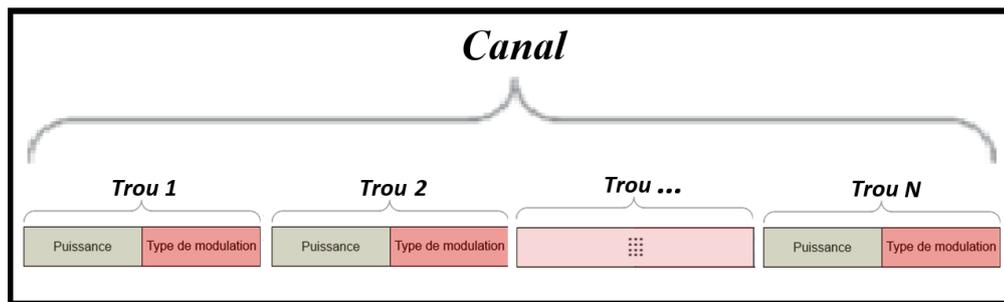


Figure III.2 : Structure d'un canal.

On constate alors que trois composantes principales forment le canal : la puissance **P**, Modulation **M** et enfin l'atténuation **N**.

III.6 Définition et représentation des composantes d'un canal

a) Puissance

Pour le choix de l'intervalle de puissance utilisée dans notre étude, on s'est inspiré de l'étude de Newman [39], laquelle possède 94 valeurs, sa fourchette est comprise entre 0.1 et 2.4808 mW avec un incrément de 0.0256 mW.

La valeur de 2.4808 mW a été retenue à cause du niveau de puissance maximum (exemple pour une largeur de bande de 1 MHz elle est de 2.5 mW dans la bande **U-NII LOW** "Unlicensed National Information Infrastructure" : [5.15 – 5.25 GHz]).

La représentation de la puissance dans l'application est un chiffre réel égal à l'un des 94 (déjà indiqué), voir Tableau III.6.

Puissance	0.1	0.356	0.2024	2.4808	1.38	1.124	2.276	0.4584
------------------	-----	-------	--------	--------	------	-------	-------	--------

Tableau III.6 : Exemples de puissance.

b) Modulation

Deux types de modulation sont utilisés : "Phase Shift Keying" (**PSK**), et "Quadrature Amplitude Modulation" (**QAM**). Chaque type ayant plusieurs index de modulation (nombre de bits par symbole) qui correspondent à l'intervalle : 2^i comprise entre 2 et 1024.

La représentation dans l'application est une chaîne de trois caractères, soit (**QAM**) soit (**PSK**), suivi d'un nombre égal à la puissance 2, tel qu'illustré dans la Tableau III.7.

Modulation	4PSK	8PSK	16PSK	4QAM	8QAM	16QAM
-------------------	------	------	-------	------	------	-------

Tableau III.7 : Exemples de modulation.

c) Atténuation

Dans le cas d'un environnement multicanaux, la valeur d'atténuation est comprise entre $[0, 1\text{dB}]$. La représentation de l'atténuation dans notre application est un chiffre réel entre 0 et 1. L'organisation du canal est définie dans la Figure III.3.

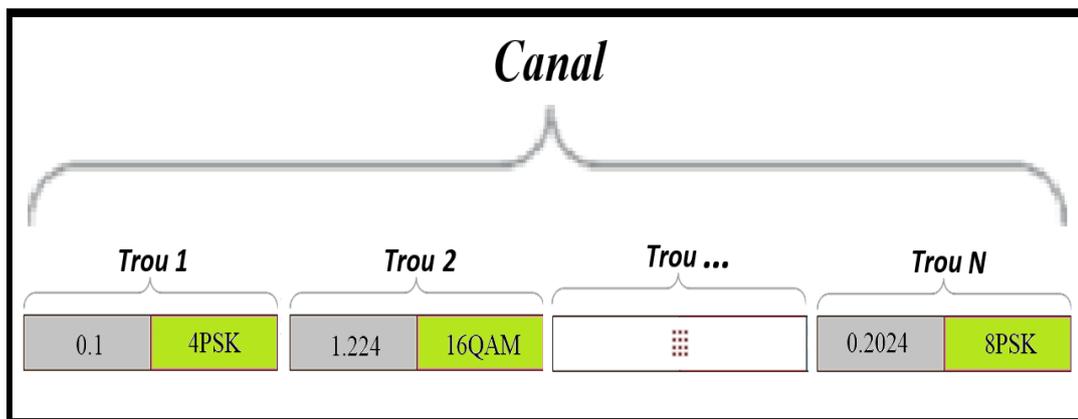


Figure III.3 : Exemples de codage d'un canal.

III.7 Utilisation de PSO pour l'allocation du spectre dans la RC

Comme vu plus haut, l'algorithme PSO a besoin de certains facteurs pour pouvoir être utilisé :

- Le 1^{er} est l'espace de recherche qui contient la gamme des solutions possibles (ensemble des canaux avec leurs trous).
- Le 2^{ème} est celui d'une population ou ensemble particules indispensables au bon fonctionnement de l'algorithme PSO (leur étape d'initialisation est très importante).

- Le 3^{ème} est le choix de la version à implémenter et avec qu'elle amélioration choisie parmi toutes celles existantes, avec le voisinage de chacune.
- Enfin la 4^{ème} est la condition d'arrêt de l'algorithme.

a) Espace de recherche

Définir l'espace de recherche revient à créer un ensemble de canaux avec les différents facteurs qui l'influent (puissance, atténuation, type de modulation, résultat de la fonction objectif dans chaque canal). Il s'agit de veiller de surcroît à la stabilité d'un espace de recherche lors de son investigation, (ne change ni accidentellement ni intentionnellement), idem pour les différentes valeurs de chaque canal de l'espace de recherche.

Sachant que pour notre application on va implémenter deux versions de l'algorithme (PSOG et PSOL), le domaine de recherche des deux simulations se fait dans le même espace de recherche, ceci aux fins de peser leurs pertinences, cette structure de l'espace de recherche est définie dans la Figure III.4.

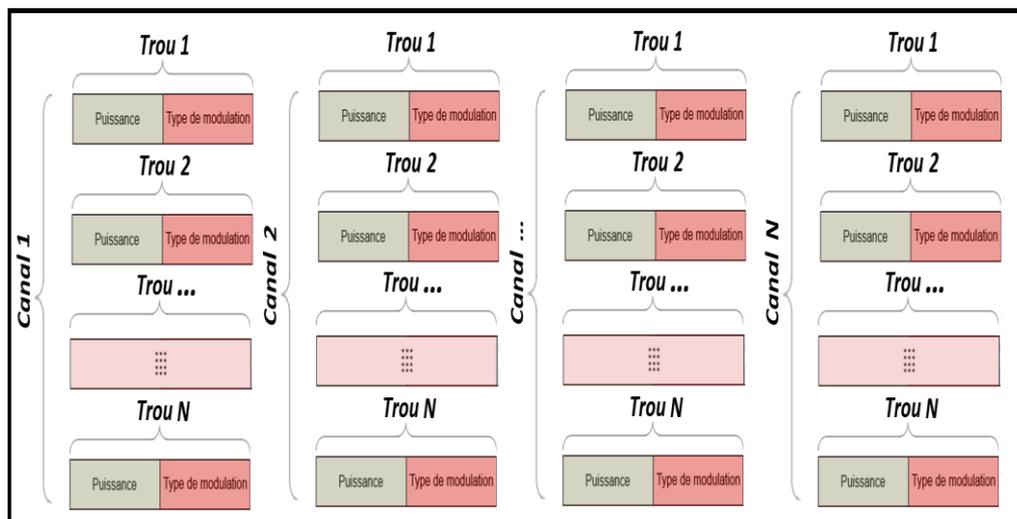


Figure III.4 : Structure de l'espace de recherche.

b) Population

La population est une notion très importante dans l'algorithme PSO, c'est la condition de faisabilité de la recherche. Elle est composée d'un groupe de particules prospectant les canaux à la recherche du meilleur trou (qui répond au mieux au besoin et au meilleur trou pour l'infiltration). L'initialisation de cette population suit le principe de l'algorithme PSO : choisir aléatoirement les positions des particules sur l'espace de recherche, cette initialisation de la population est visualisée dans la Figure III.5.

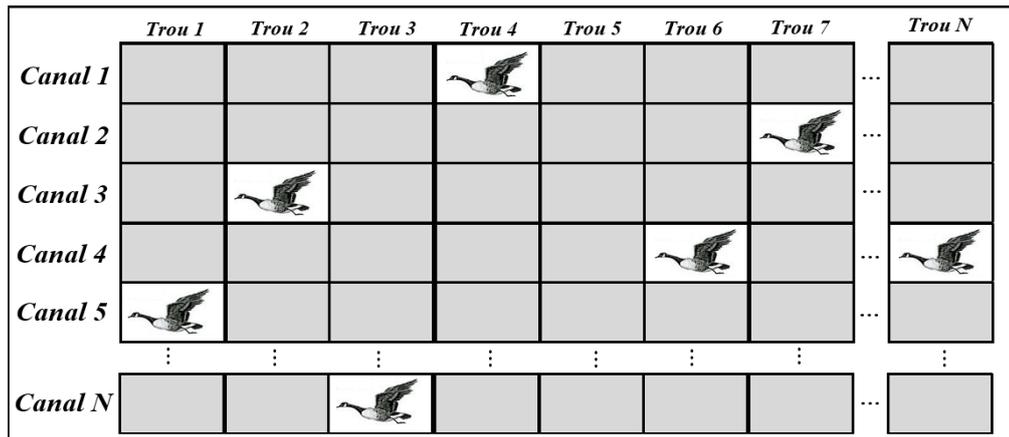


Figure III.5 : Initialisation aléatoire des particules.

c) **Choix des versions et améliorations retenues**

Dans l'application on a implémenté deux versions (PSOG et PSOL) avec améliorations pour chacune d'entre-elle, confinement (avec arrêt de particule à la frontière), puis annulation des composants liés à sa vitesse. Pour le choix du voisinage de chaque implémentation on a :

- Pour le PSOG : voisinage = tout l'espace de recherche, tel qu'il est schématisé dans la Figure III.6.

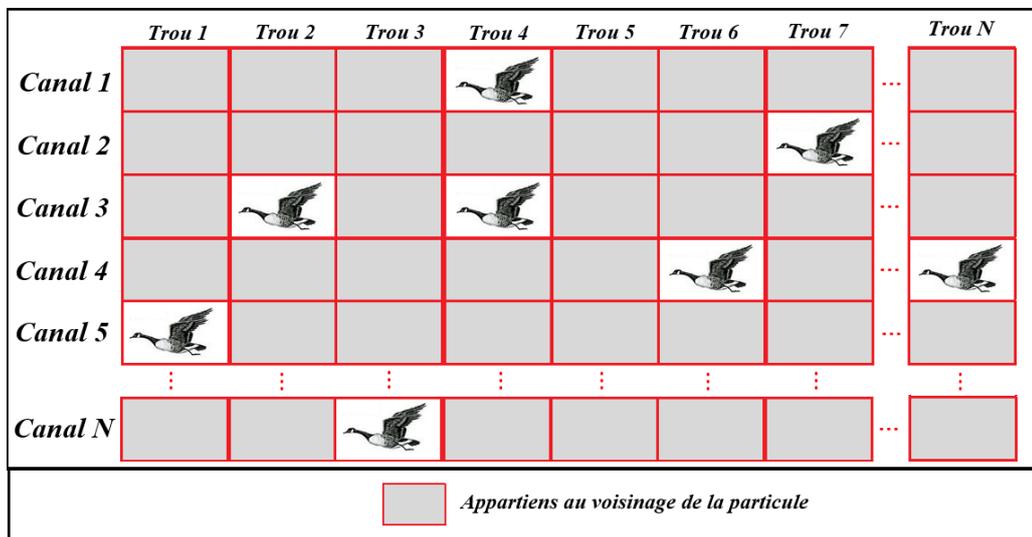


Figure III.6 : Voisinage dans l'algorithme PSOG.

- Pour le PSOL : voisinage = évolutif à travers les itérations (pour qu'à la fin ce voisinage soit égal à l'espace de recherche), voir Figure III.7.

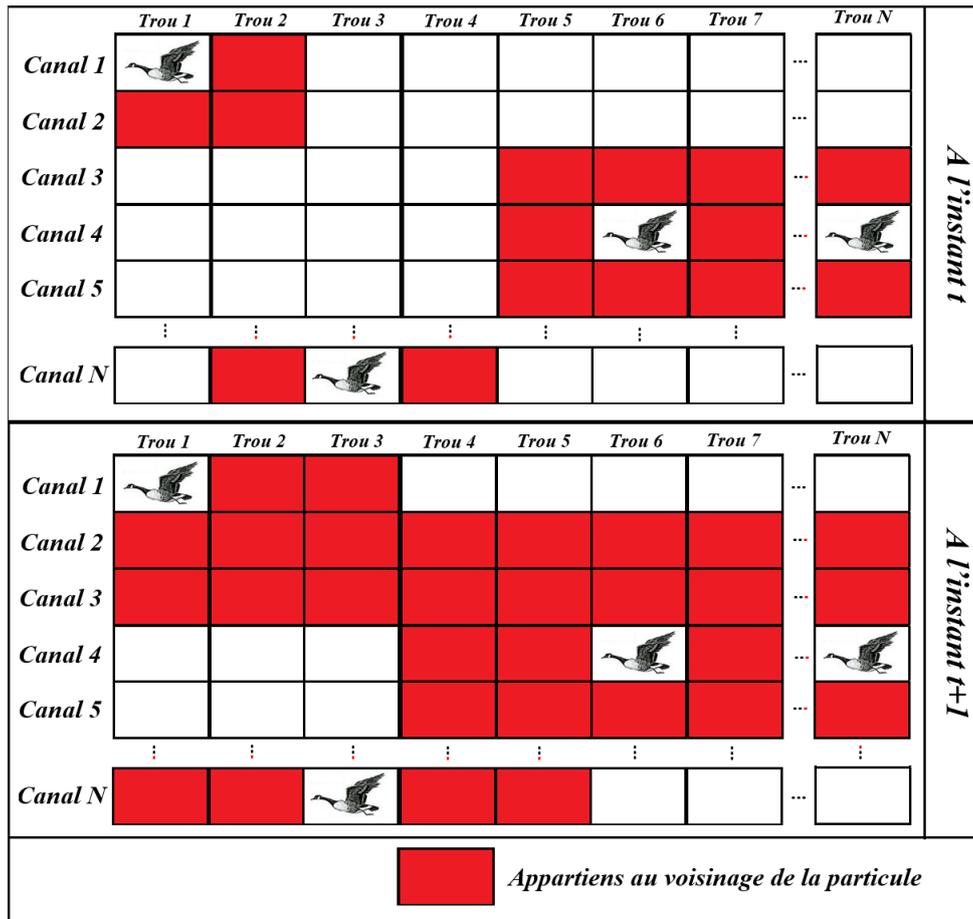


Figure III.7 : Voisinage évolutif dans l'algorithme PSOL.

d) Condition d'arrêt

La condition d'arrêt s'active dans deux cas : le 1^{er} lorsque le nombre maximal d'itérations est atteint, le 2^{ème} au moment où l'algorithme PSO converge. Dans notre application, elle se déclenche dès l'atteinte du nombre maximal d'itérations, ceci pour l'étude comparative.

III.8 Critères de déplacement des particules du PSO dans les canaux

Le déplacement des particules dans l'algorithme PSO se fait sur la base de certaines fonctions (vues et détaillées plus haut), et sur des facteurs notamment la position actuelle de la particule, la meilleure solution rencontrée par la particule (**PBest**), enfin la meilleure position rencontrée par le voisinage (**GBest** ou **LBest**).

Considérant l'implémentation sur deux dimensions de l'algorithme, avec l'ajout de la notion du meilleur trou ou point d'entrée au canal, le calcul de ces facteurs se fait ainsi :

- La représentation d'une particule est de type (x, y) où x est son emplacement sur le plan **Ox** et y et son emplacement sur un plan **Oy**.

- La position de la particule est calculée à partir de sa vitesse, s'agissant d'un plan à deux dimensions, la vitesse est aussi composée d'un vecteur V_x et V_y (V_x , V_y).
- Le calcul de **Pbest** se fait sur la base d'une double comparaison : la 1^{ère}, entre les canaux ou plus exactement la solution "objectif" des canaux, la 2^{ème}, les solutions "objectif" entre les trous d'un même canal. La 1^{ère} condition étant priorisée, avec comme critères : le choix d'abord sur la comparaison des canaux, ensuite celle des trous dans les canaux, comme dans l'exemple défini dans le Tableau III.8.

Canal\Sol Trous	Trous 1	Trous 2	Trous 3
Canal 1= 0.834	0.789	0.812	0.902
Canal 2= 0.870	0.832	0.888	0.890
Canal 3= 0.853	0.960	0.790	0.810
Canal 4= 0.895*	0.900**	0.890	0.895

Tableau III.8 : Choix meilleur canal et trou rencontré.

On observe que dans un problème de maximisation : le canal 4 a été choisi^(*) parce qu'il offre la solution la plus grande^(**), le trou 1 a été choisi car dans les trous du canal 4, il donne la meilleure solution.

On remarque que le trou 1 (canal 3) est meilleur que celui du trou 1 (canal 4), ceci en respect de notre domaine de définition (la priorité se fait d'abord à la lumière des solutions des canaux ensuite des trous qui les composent).

En définitive :

- Pour le calcul de **Gbest** ou **Lbest**, tout dépend où l'on se trouve : dans la version Globale on aura **Gbest**, dans la version Locale on aura **Lbest**.
- Pour le choix du meilleur canal et du meilleur trou détectés par toutes les particules, la démarche comparative est similaire à celle utilisée pour la meilleure solution rencontrée par le canal. La priorité est d'abord attribuée à la solution du canal ensuite à celle des trous dans le canal, voir l'exemple du Tableau III.9.

<i>(Solution canal, Solution trou dans le canal)</i>			
<i>(0.822, 0.777)</i>	<i>(0.856, 0.860)</i>	<i>(0.800, 0.888)</i>	<i>(0.780, 0.899)</i>
<i>(0.780, 0.920)</i>	<i>(0.912, 0.780)</i>	<i>(0.912, 0.850)</i>	<i>(0.920, 0.920)</i>
<i>(0.800, 0.941)</i>	<i>(0.950, 0.870)</i>	<i>(0.930, 0.980)</i>	<i>(0.930, 0.890)</i>
<i>(0.780, 0.860)</i>	<i>(0.950, 0.960)*</i>	<i>(0.945, 0.980)</i>	<i>(0.822, 0.945)</i>

Tableau III.9 : Choix meilleur canal et trou de tout le voisinage.

Dans un problème de maximisation on constate que la meilleure solution choisie est déterminée sur la base de la solution du canal, ensuite de ses trous. Dans le même canal on choisit le trou dont la solution est la plus élevée^(*).

III.9 Notion d'individu

L'individu représente ici : les positions par lesquelles chemine une particule, ou bien celles où les trous visités par la particule contiennent toutes ses informations (puissance, type modulation, sol du canal, sol du trou, etc.), ce cheminement est illustré dans la Tableau III.10.

(Nom canal, Nom trou, puissance, type modulation, sol canal, sol trou)		
(C3, T1, P, M, SC3, ST1)	(C9, T2, P, M, SC9, ST2)	(C1, T1, P, M, SC1, ST1)
(C9, T1, P, M, SC9, ST1)	(C2, T2, P, M, SC2, ST2)	(C6, T4, P, M, SC6, ST4)
(C1, T9, P, M, SC1, ST9)	(C5, T4, P, M, SC5, ST4)	(C6, T8, P, M, SC6, ST8)
(C4, T6, P, M, SC4, ST6)	(C4, T7, P, M, SC4, ST7)	(C3, T3, P, M, SC3, ST3)

Tableau III.10 : Liste des individus d'une particule.

III.10 Présentation de l'application

La figure III-8 représente l'interface de notre application. Cette dernière est multiplateforme car codée en langage Java.



Figure III.8 : Interface de l'application.

III.11 Structure de l'application

Notre application est subdivisée en quatre parties, chacune joue un rôle bien précis suivant le déroulement logique de l'exécution du programme.

a) Créer et afficher les canaux

Cette phase permet à l'utilisateur de choisir le nombre de canaux et le nombre de trous dans chaque canal. Deux boutons "Créer" et "Afficher" permettent respectivement de créer et d'afficher ces canaux. Au départ, la touche "Afficher" est désactivée par défaut, elle s'affiche une fois les canaux créés (Figure III.9).

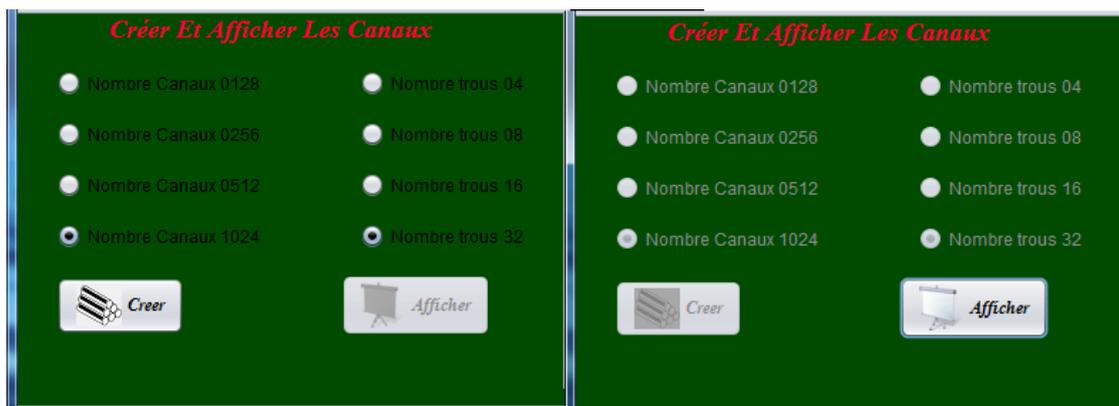


Figure III.9 : Créer et afficher les canaux.

L'affichage des canaux (après un clic sur le bouton) se fait dans une nouvelle JFrame plus précisément dans un « text Area » où sont affichés les canaux, voir Figure III.10.

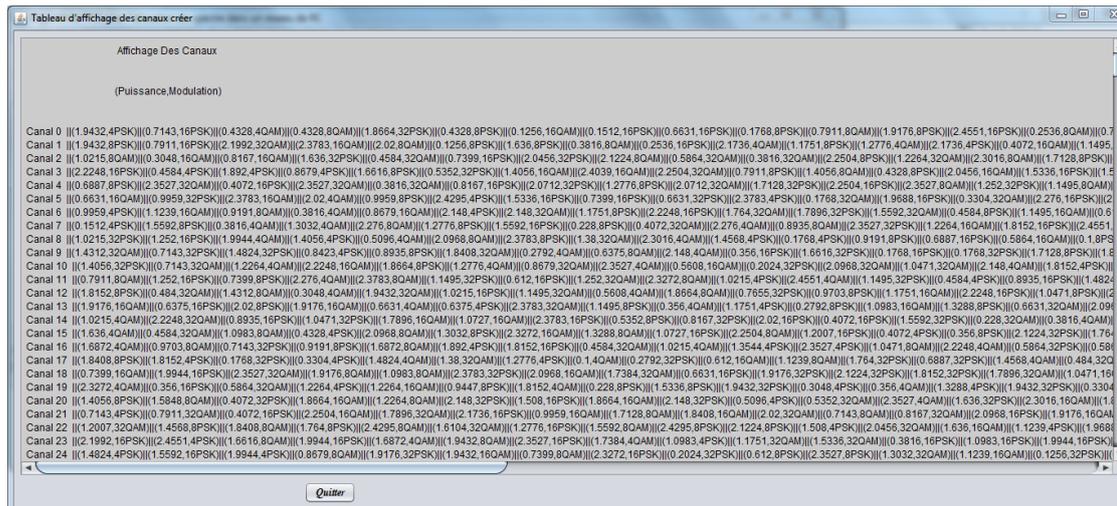


Figure III.10 : Affichage des canaux.

b) Lancement de L'algorithme PSO (Globale, Locale)

Elle abrite les actions de lancement de l'application, l'utilisateur choisit le nombre de particules, d'itérations et le type de fonction à optimiser (Figure III.11).



Figure III.11 : Lancement de l'algorithme PSO (Globale, Locale)

Un clic sur chacun des deux boutons lance l'algorithme choisi, une Jframe est invoquée, elle contient la position de déplacement de chaque particule avec le résultat de sa fonction "objectif", ceci tout au long des itérations (Figure III-12).

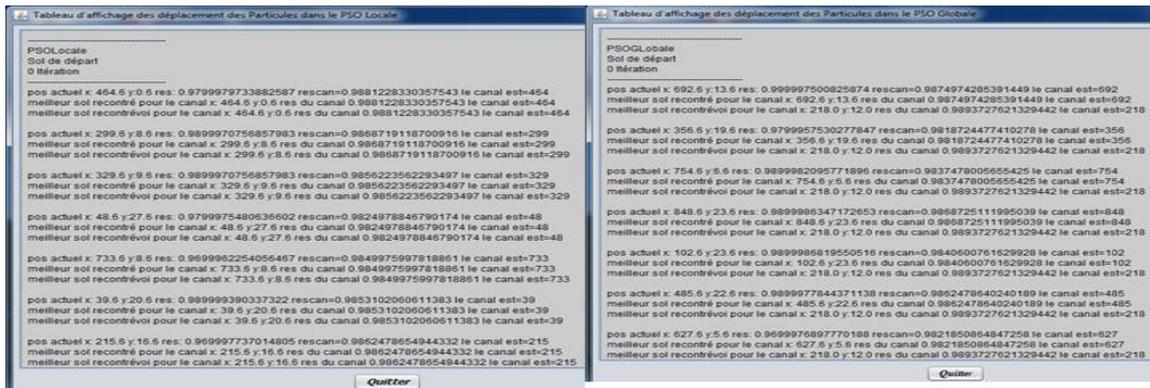


Figure III.12 : Affichage de déplacements de particules (PSOG PSOL).

c) Représentation graphique des résultats

Cette partie nous permet de visualiser les graphes des différents résultats (algorithmes PSOG PSOL ou simultanément), à chaque clic sur le bouton on peut visualiser/comparer les diverses formes de graphes (courbe, diagramme, histogramme), ceci en fonction de l'interprétation escomptée (Figure III-13).



Figure III.13 : Représentation graphique des résultats.

d) Partie fermeture ou réinitialisation

Comme son nom l'indique, cette partie permet soit la fermeture grâce au (bouton "fermer") soit la réinitialisation grâce au (bouton "réinitialiser") de l'application comme exposé dans la Figure III.14.



Figure III.14 : Fermeture et Réinitialisation.

III.12 Menu de l'application

Le menu est composé de trois éléments : Fichier, Information et ?, voir Figure III-15.

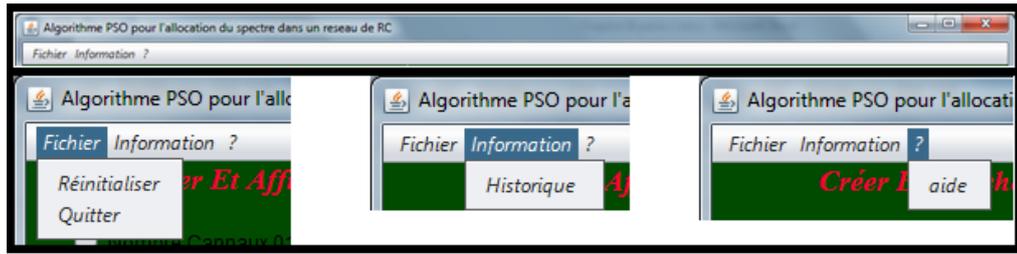


Figure III.15 : Présentation du menu de l'application.

Fichier → Réinitialisation : réinitialise toute l'application.

Fichier → Quitter : Quitte l'application.

Information → Historique : afficher l'historique des opérations (Figure III-16).

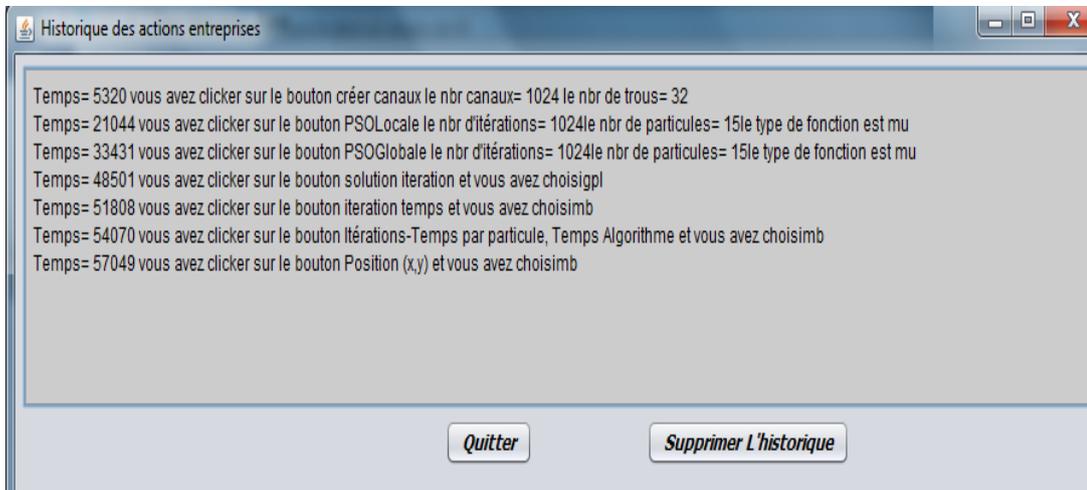


Figure III.16 : Historique des actions de l'utilisateur.

? → Aide : affiche un dossier Txt (aide l'utilisateur, contient trois grands volets : présentation de l'application, son fonctionnement et conditions d'utilisation).

III.13 Illustration graphique et étude comparative

Le volet représentation graphique des résultats représente les résultats obtenus lors de l'exécution des deux algorithmes. Pour l'étude comparative, six représentations graphiques peuvent être générées, chacune permet de visualiser les résultats retournés par le PSOG, PSOL, ou les deux ensemble.

Les graphes peuvent ne pas être les mêmes. A chaque simulation le choix de la disposition des particules est aléatoire, un facteur matériel capital (l'état de la machine lors de l'exécution du programme) influe les représentations. Certaines notions ne changent pas, elles vont dans le sens du principe des algorithmes implémentés.

Nos simulations et paramètres sont définis comme suit :

- Pour la simulation de chaque étude on a retenu : nb d'itérations = 1024, nb de particules = 15, fonction en mode urgence à optimiser.
- Cependant pour les paramètres de l'étude comparative (c : durée de l'algorithme) qui sont différents, ils sont indiqués dans les légendes des figures, la fonction à optimiser est toujours en mode urgence.

a) Déplacement des particules

Le déplacement dans l'algorithme PSO est essentiel, c'est le fondement même du PSO, ce mouvement général donne la possibilité aux particules de trouver le trou du canal le plus performant. Etudier leur déplacement s'avère très intéressant :

- Si dans le PSOG, les particules se dirigent directement vers la meilleure position rencontrée, le voisinage représente tout l'espace de recherche,
- Au contraire dans le PSOL, elles se déplacent le long des itérations jusqu'à ce que le voisinage devienne tout l'espace de recherche.
- Malgré la réunion des particules dans une même position, elles continuent malgré tout à se déplacer un peu en groupe, jusqu'à ce que l'algorithme converge. Leur but est atteint par cette convergence (elles ne bougent plus et restent figées dans la même position), (figures : III-17, III-18).

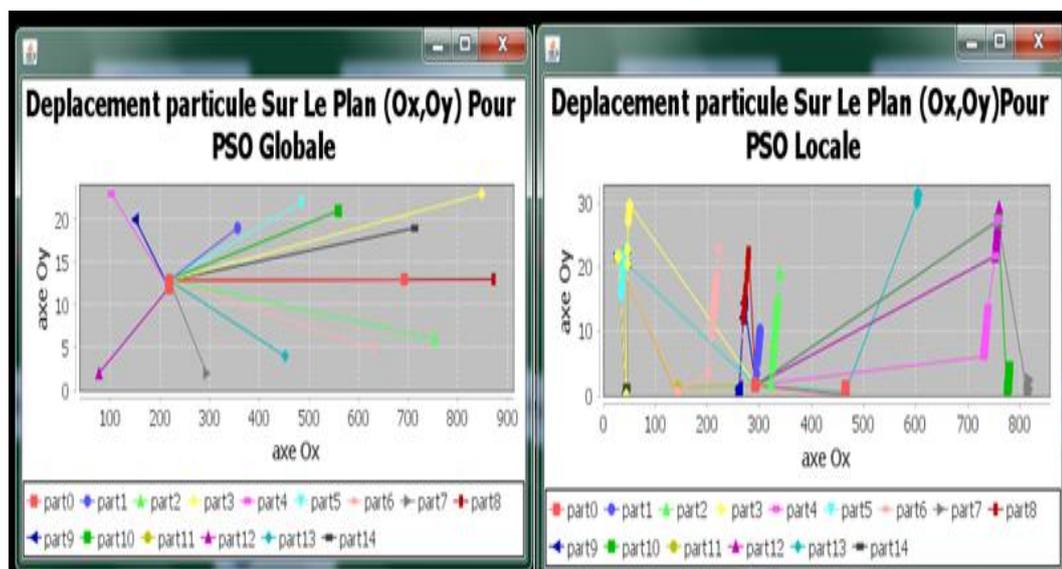


Figure III.17 : Déplacement des particules pour PSOG et PSOL.

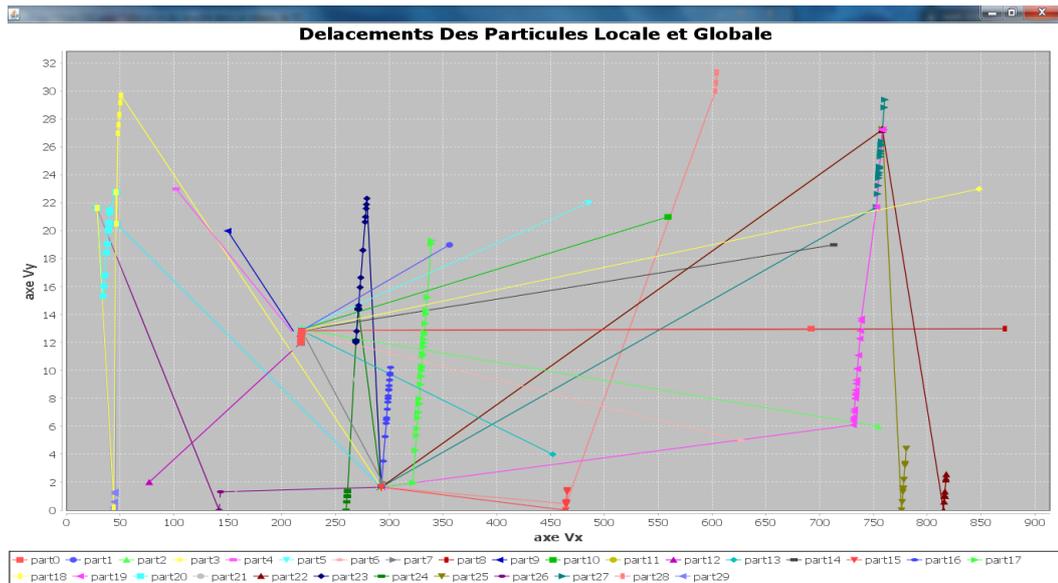


Figure III.18 : Comparaison du déplacement des particules entre PSOG et PSOL.

On constate que si le PSOG converge rapidement et va vers la meilleure solution, POSL pour sa part est beaucoup plus lent mais explore d'avantage le voisinage, dans une autre simulation, l'exploration peut offrir une solution encore meilleure.

b) Temps d'itérations d'une particule

Le facteur temps est très important pour n'importe quel algorithme, car l'évaluation d'un bon algorithme s'apprécie sur ce critère pour fonctionner. Les histogrammes suivants affichent le temps pris par chaque itération d'une particule dans les deux versions de PSO comme cela apparait dans la Figure III.19 et la Figure III.20.

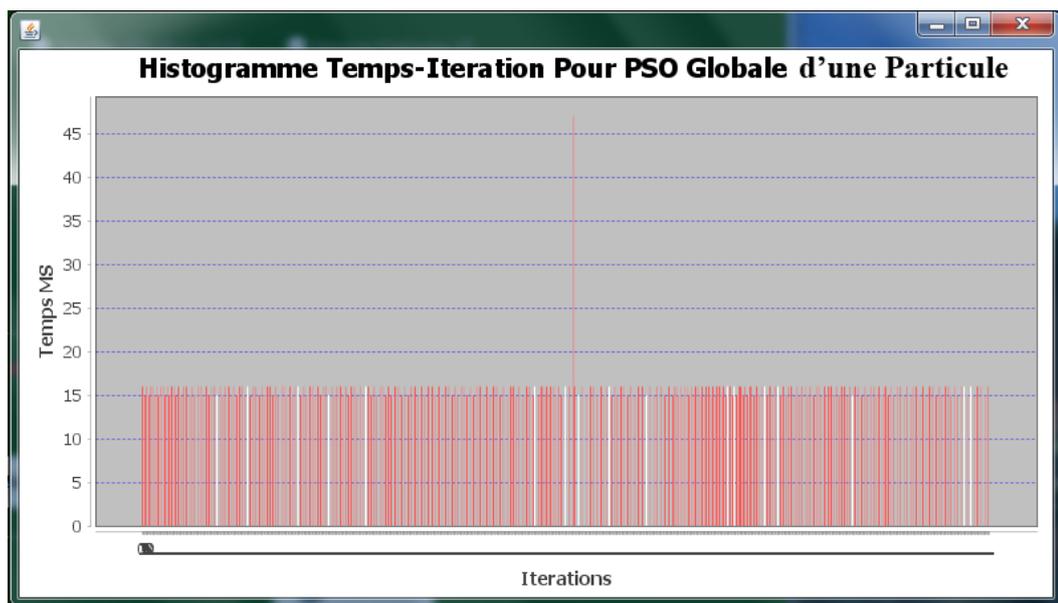


Figure III.19 : Temps des itérations d'une particule PSOG.

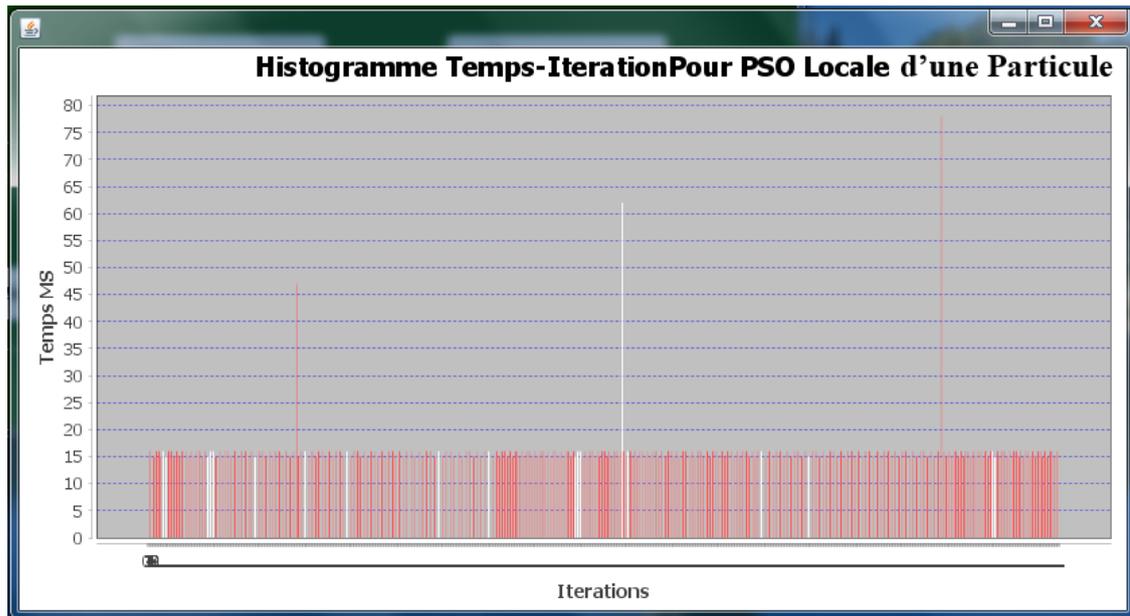


Figure III.20 : Temps des itérations d'une particule PSOL.

L'observation des deux figures montre une quasi-similitude du facteur temps imparti, néanmoins quelques itérations divergent :

- Dans PSOG une seule itération est différente, elle dure plus longtemps, c'est précisément l'itération où la particule a convergé définitivement, elle a changé de position pour aller vers sa position finale,
- Dans PSOL trois itérations sont différentes, le nombre de déplacement de la particule se fait sur une grande distance (le calcul est forcément plus long). Conclusion, à chaque long déplacement, le temps de calcul de l'itération pour la nouvelle position est long.

c) Temps de traitement global

Le facteur temps reste déterminant, la comparaison entre les temps d'exécutions dans la version PSOL et PSOG est représentée dans la Figure III.21.

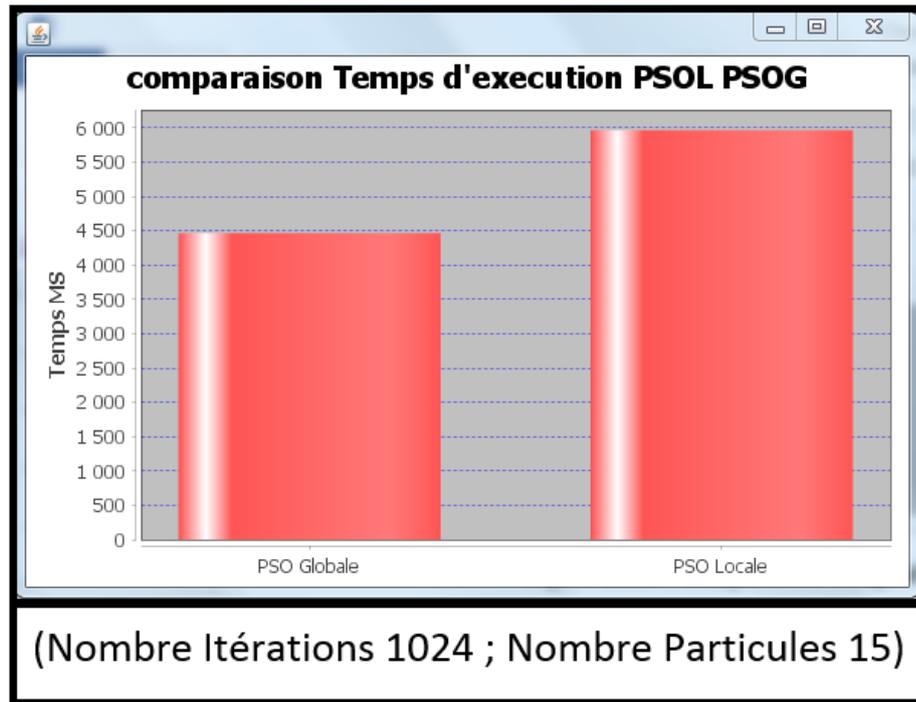


Figure III.21 : Comparaison en termes de temps d'exécution, PSOL vs PSOG.

Les constats sont les suivants :

- Le temps d'exécution de la version PSOL est plus grand que celui de la version PSOG, ce résultat s'explique par le fait que dans la 1^{ère} version les particules se déplacent davantage, cela nécessite un temps de calcul plus long, par conséquent le temps de l'algorithme en entier est plus lent.
- Si la variation du temps d'exécution de l'algorithme est influencée par le type de la version exécutée, les paramètres choisis au lancement de l'algorithme ne sont pas sans reste dans cette durée de temps tels que décrits dans la Figure III.21 et la Figure III.22.

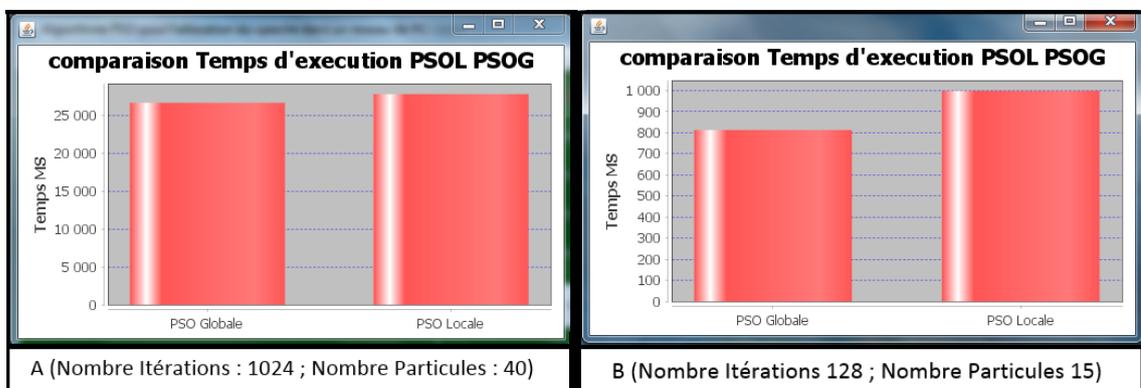


Figure III.22 : Comparaison du temps d'exécution entre différentes simulations.

Les Figure III.21 et Figure III.22 montrent sans équivoque que le temps d'exécution augmente en fonction du nombre d'itérations, comme défini dans les Figure III.21 et Figure III.22.B où le nombre de particules est le même mais le nombre d'itérations est différent. Aussi plus les particules sont nombreuses, plus le temps d'exécution l'est aussi comme le montre les Figure III.21 et Figure III.22.B où le nombre d'itérations est le même mais celui des particules est différent.

Ainsi tous ces paramètres (nombre de particules, nombre d'itérations, version PSO utilisée) ont une influence directe sur le temps d'exécution de l'algorithme PSO.

d) Durée de chaque itération de l'algorithme

L'espace-temps pris par chaque tranche de 32 itérations (où 1 tranche = $\sum_{i=1}^{32} Temps_i$) du temps global de l'algorithme, est représenté (sous forme de diagramme : par version séparée puis ensemble) dans les Figure III.23 et Figure III.24.

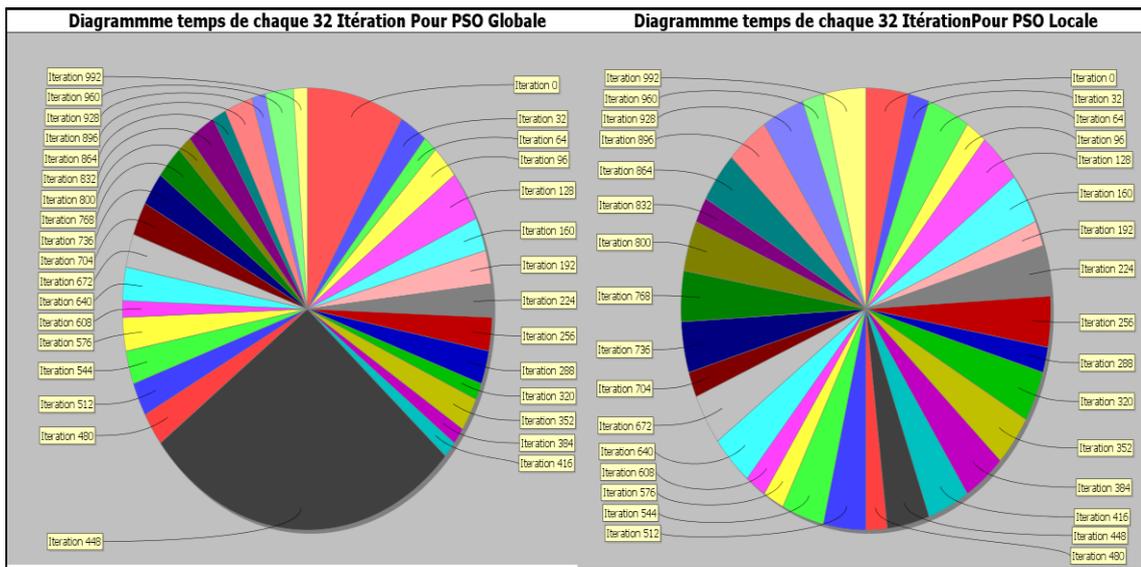


Figure III.23 : Temps par tranche d'itérations PSOG et PSOL.

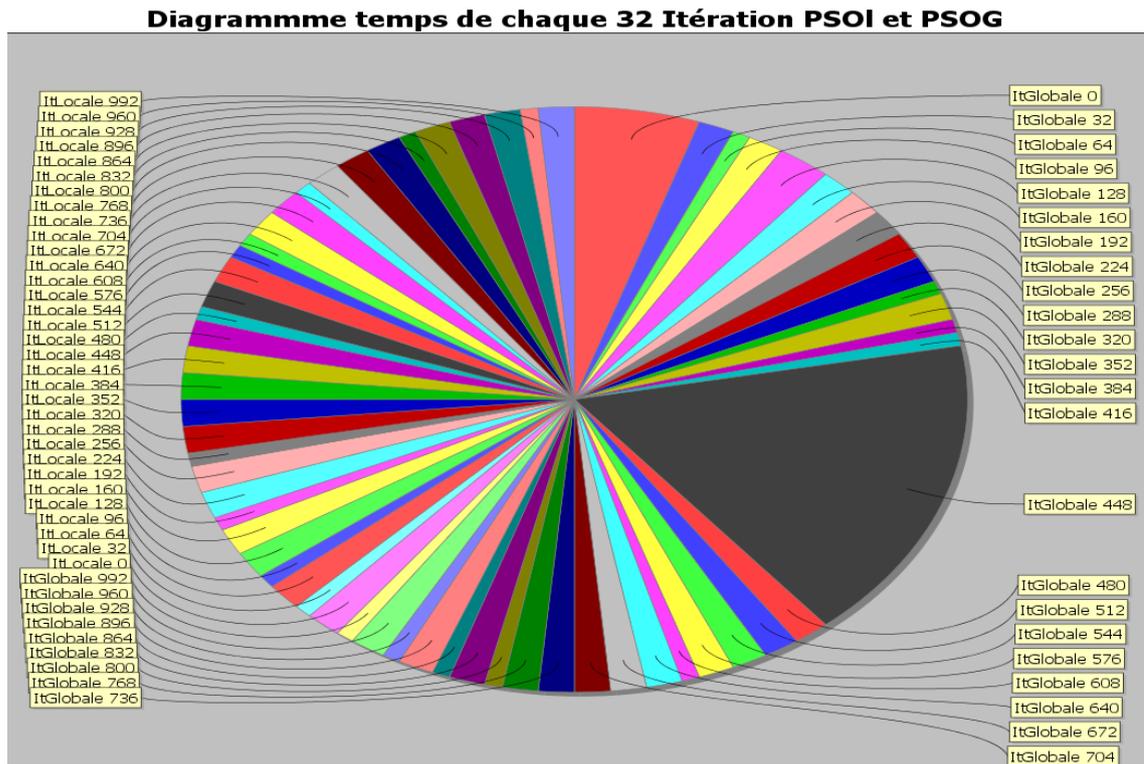


Figure III.24 : Comparaison temps par tranche d'itérations PSOG et PSOL.

Le temps de toutes les tranches est pratiquement le même dans les deux versions, sauf pour une seule tranche qui est plus importante dans le PSOG :

- Dans la version PSOG, toutes les particules changent de position en même temps dans la même itération. Le calcul de la position de chacune requiert un délai plus important pour atteindre sa nouvelle position. Le temps global de cette tranche est en fin de compte plus lent par rapport aux autres, même comparativement à celle du PSOL.
- Dans la version PSOL, bien que le changement de position des particules soit plus élevé en nombre, mais chacune d'entre-elle se déroule dans une itération différente, c'est pour cela que le temps total de ces tranches est plus court que celui de PSOG.

e) Fonction "objectif"

Un des autres facteurs majeur pour la comparaison et le déplacement est sans nul doute la fonction fitness qui est en fait la solution de la fonction "objectif". Examiner les divers résultats par lesquels est passée une des particules, dans les deux versions, permettra de mieux les décortiquer et parfaire l'étude comparative.

Approche représentée dans les Figure III.25 et Figure III.26.

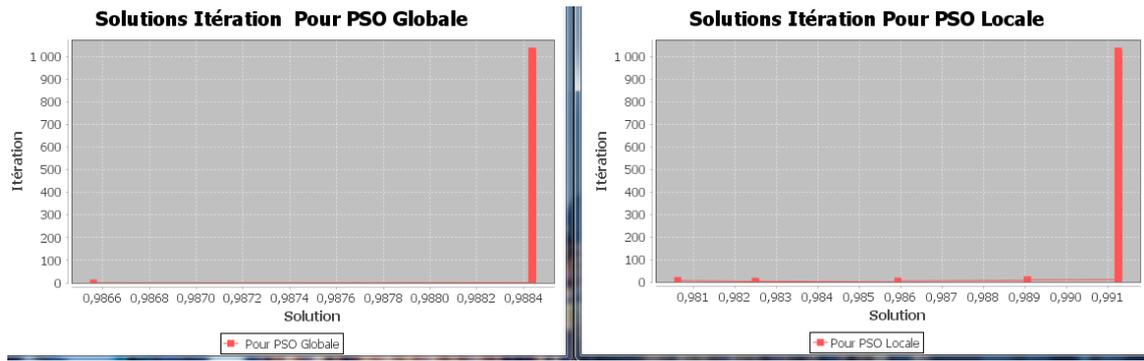


Figure III.25 : Solutions d'une particule à chaque itération PSOG et PSOL.

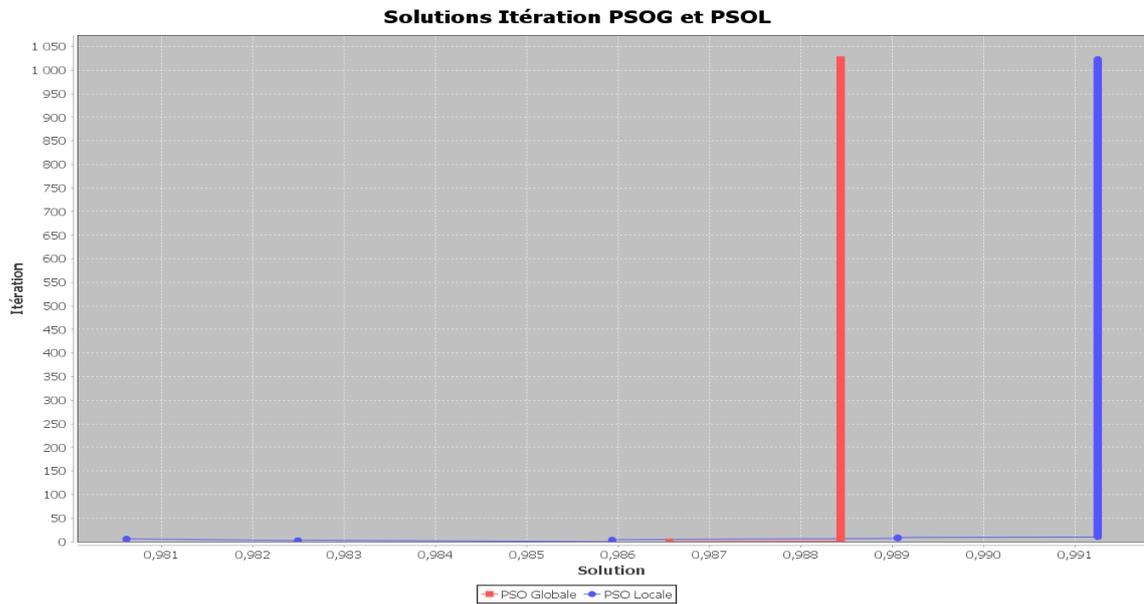


Figure III.26 : Comparaison solutions - itération d'une particule PSOG et PSOL.

Dans la version Globale, la solution de la fonction "objectif" change directement, il s'agit de la 1^{ère} itération, la particule se dirige directement vers la meilleure solution trouvée.

Dans la version Locale, elle passe d'abord par plusieurs solutions avant d'atteindre la meilleure suivant le principe de déplacement dans la version locale.

La comparaison des meilleures solutions dans les deux versions est inintéressante, le choix des positions étant aléatoire, c'est au plus chanceux lors du tirage.

f) Vecteur vitesse

Un autre facteur sur lequel est basé l'algorithme PSO c'est la vitesse. Pour calculer la position il est impératif de connaître la vitesse. Son évaluation étaye d'avantage notre

analyse comparative. Dans la représentation de la position ci-après, si une vitesse se trouve dans un plan à deux dimensions elle aussi aura deux vecteurs vitesse (un dans chaque plan), voir Figure III.27.

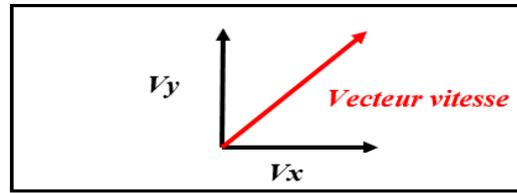


Figure III.27 : Détermination vecteur vitesse.

On se propose ici d'analyser les vecteurs vitesse et leurs déplacements dans un espace à deux dimensions pour toutes les particules dans les deux versions séparées puis regroupées, voir Figure III.28, Figure III.29 et Figure III.30.

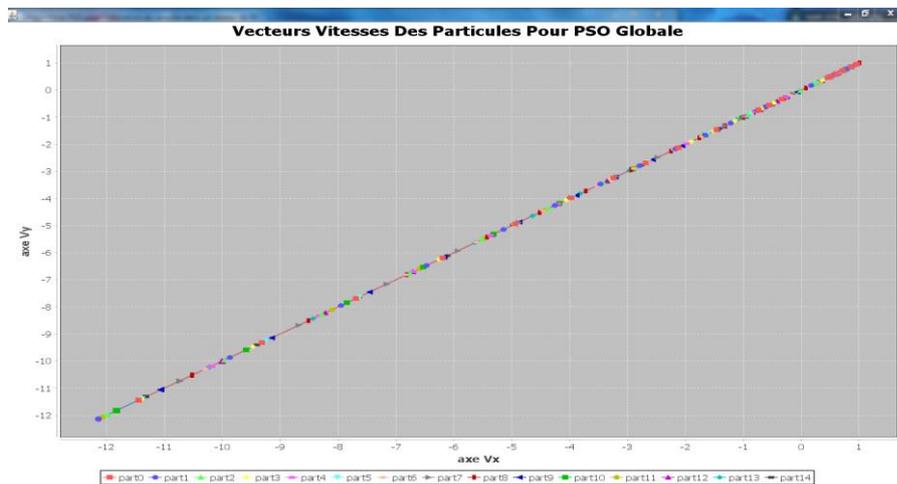


Figure III.28 : Vecteurs vitesse des particules PSOG.

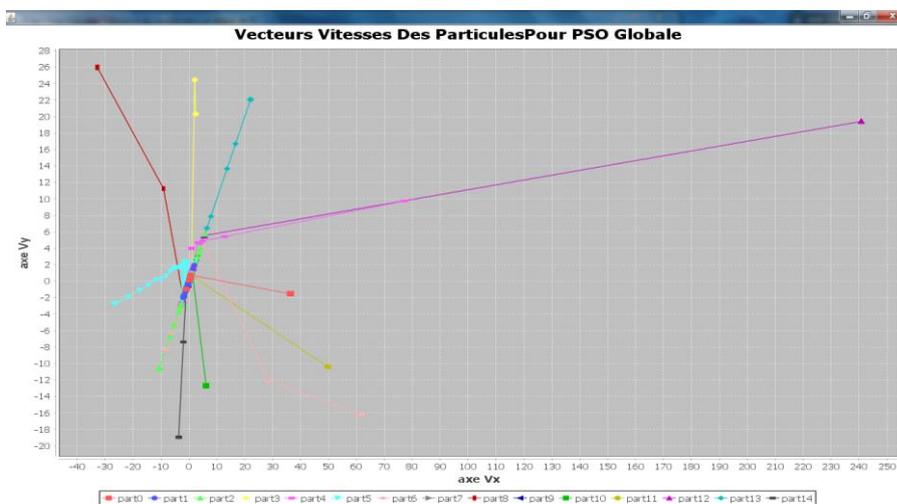


Figure III.29 : Vecteurs vitesse des particules PSOL.

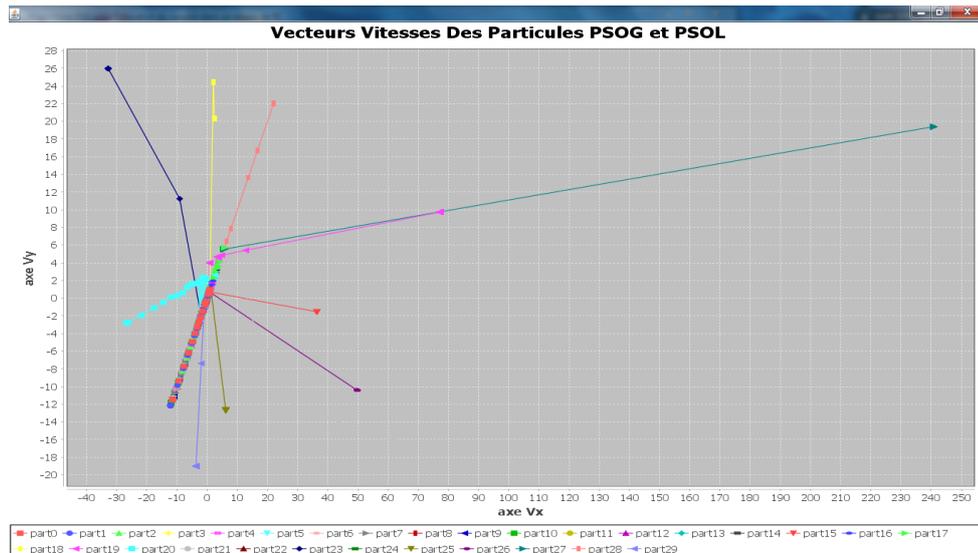


Figure III.30 : Comparaison vecteurs vitesse des particules PSOG et PSOL.

Dans la version PSOG, les vecteurs s'intercalent, tous vont dans la même direction mais à des vecteurs vitesse différents jusqu'à ce qu'ils deviennent nuls, les particules ne bougent plus, l'algorithme converge.

Dans la version PSOL, le vecteur change de direction, les particules se déplacent plus souvent et vont dans des positions différentes ; ce qui explique le changement de direction de ses vecteurs.

III.14 Bilan de l'étude comparative

La comparaison entre les deux versions a mis en lumière tant des points positifs que des points négatifs. Si PSOG est plus rapide en termes de temps d'exécution, le déplacement est moins important que celui du PSOL, il explore chaque sous-voisinage plus longtemps. Bien que chaque étude soit différente, on retrouve néanmoins des similitudes entre-elles.

Le choix initial des paramètres d'un algorithme impacte tant sur le temps d'exécution que sur le déroulement de l'algorithme lui-même.

III.15 Conclusion

Le PSO est sans nul doute un algorithme évolutionnaire et révolutionnaire, par ses idées, avancées, et améliorations apportées par toutes ses versions (citées et non citées). Il est en mesure de répondre au besoin de la RC qui consiste à trouver l'un des meilleurs canaux dans un délai raisonnable. Grâce à cet algorithme l'utilisateur secondaire a la capacité maintenant d'opérer dans de meilleures conditions.

Si l'algorithme PSOG a l'avantage d'être plus rapide en termes de temps d'exécution, il a un inconvénient c'est sa convergence rapide qui freine l'exploration des canaux. Le POSL est une solution à ce problème, mais toute chose a un prix (c'est l'augmentation du temps de calcul).

On ne peut pas confirmer que le PSOL est meilleur que le PSOG ni l'inverse, il y a toujours un facteur chance qui intervient précisément à deux moments lors de leur exécution : c'est l'initialisation des particules et les différentes positions qui leurs sont affectées, ainsi que les positions visitées lors de l'exploration.

Par contre en termes de temps d'exécution et de solutions retournées, les deux versions sont très correctes et bien adaptées à la RC et à ses différents besoins.

Conclusion générale

L'une des facultés ayant valeur à la radio cognitive l'appellation de radio intelligente est justement sa capacité cognitive, elle lui permet d'interférer avec son environnement, dont la finalité est d'offrir à l'utilisateur une qualité de service aussi optimale que possible et dans les meilleures conditions.

Dans cette logique, l'introduction d'une couche intelligente est somme toute primordiale voire déterminante, elle aura comme tâche de superviser la reconfiguration dans des contextes spécifiques, face aux situations dynamiques, en permanence réajustées et réindexées au programme.

Dans une telle problématique, l'algorithme PSO grâce à ses multiples atouts parmi eux, sa simplicité d'utilisation, ses performances évolutives, sa robustesse, (etc.), réagit de manière prompte aux questionnements. Cette réaction, son efficacité à répondre bien aux besoins, sa rapidité de recherche de solutions dans de très grands espaces, l'optimisation de sa qualité de service, font que la modélisation de l'algorithme PSO convient tout à fait, et peut assumer sa mission en tant que couche intelligente.

A maintes reprises notre élaboration, a souligné que la prise de décision de la RC n'est en fait qu'une question d'optimisation de multi-objectifs. Trois grands axes en sont les principaux acteurs et sont en substance : la Minimisation du taux d'erreur, la Maximisation du débit, et enfin la Minimisation de la consommation énergétique. Le tout suivant un mode de transmission et de besoin (s) de l'utilisateur : des fonctions peuvent être priorisés à d'autres, ce choix ne devant être ni fortuit encore moins anodin (échelle de critères de choix).

La démarche de montage de notre mémoire a consisté :

D'abord, à s'attacher au cadre théorique de la radio cognitive au sens large,

Ensuite à présenter la méthodologie de fonctionnement de l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (PSO) pour l'optimisation de la qualité de service dans un réseau RC, objet de notre travail. Les notions de l'algorithme PSO ont été regroupées, l'accent mis : sur la vitesse, la position des particules, le temps nécessaire de calcul,

Enfin pour l'analyse des résultats, on s'est attelé à l'étude comparative proprement dite.

Reposant sur l'optimisation de la qualité de service dans les réseaux de la RC, le recours à l'algorithme, plus singulièrement sous deux versions (PSOG, PSOL) et dans ses différents aspects/améliorations a été retenu, par nous, comme concept d'approche comparatif des résultats. Le tout étayé par diverses illustrations visuelles (graphiques...) congrues voire probantes. Cette démarche a permis l'évaluation des résultats des fonctions objectifs retournées par chaque algorithme à travers des itérations.

Le constat unanime des résultats nous interpelle en fin de compte comme suit : si l'évaluation de la meilleure version utilisée ne peut être garantie à 100% (en raison du facteur chance dans le PSO, subjectivité), la pertinence de comparaison avec pour critère le temps de recherche de chaque version reste significative. A défaut de temps de recherche plus important, une meilleure exploration serait offerte PSOL et l'inverse PSOG, l'influence du choix des paramètres initiaux impacte également les résultats. En fait, la préférence de l'utilisation de telle ou telle version et paramètres, repose de prime abord sur les critères préalablement ciblés.

Pour conclure, l'utilisation du PSO pour une optimisation de la qualité de service dans la RC est très intéressante dans de nombreux aspects, et bien d'autres en perspectives. Une diversification des modes de transmission avec l'injection de nouvelles fonctions à maximiser ou à minimiser ainsi que de nouvelles pondérations des fonctions objectifs fourniraient probablement de meilleurs résultats et pourraient répondre à des besoins futurs ou latents. L'utilisation d'autres versions et améliorations de cet algorithme viendraient enrichir d'avantage l'expérience et donneraient de meilleures solutions dans certains cas de figure.

Le champ d'application de la RC devrait connaître grâce à ses développements présents et futurs une plus grande vulgarisation et utilisation dans les nombreux secteurs économiques, dans le domaine de la recherche, dans les nouvelles données liées aux exigences des autoroutes de la télécommunication (etc.), ceci de concert avec les compétences humaines et les moyens logistiques/technologiques de haut niveau.

Bibliographie

- [1] E. Hossain, D. Niyato, and Z. Han, "Dynamic Spectrum Access and Management in Cognitive Radio Networks", Cambridge University Press, 2009.
- [2] A. Foster, M. Foster & Co, « Gestion du spectre radioélectrique », rapport, Juin 2009.
- [3] National Telecommunications and Information Administration, «United states frequency allocations»,
http://www.ntia.doc.gov/files/ntia/publications/spectrum_wall_chart_aug2011.pdf, 2011, consulté en avril 2014.
- [4] J.C Dunat, « Allocation opportuniste de spectre pour les radios cognitives », Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunication, Paris, Avril 2006.
- [5] J. H. Snider and N. Holmes, "The Cartoon Guide to Federal Spectrum Policy", New America Foundation, Washington D.C, avril 2004.
- [6] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, and K. R. Chowdhury, "CRAHNs: cognitive radio ad hoc networks", Ad Hoc Networks, vol. 7, no. 5, pp. 810–836, 2009.
- [7] J Mitola, "The Software Radio," IEEE National Telesystems Conference, May 1992.
- [8] Federal Communications Commission, First Report and Order in ET Docket No. 00-47, rapport, 2001.
- [9] J. Mitola and G. Maguire, "Cognitive radio: Making software radios more personal", IEEE Personal Communications, vol. 6, no 4, p. 13-18. 1999.
- [10] T. Clancy, "Dynamic Spectrum Access in Cognitive Radio Networks", Ph.D. Dissertation, University of Maryland, April 2006.
- [11] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, M. C. Vuran, and S. Mohanty, "A Survey on Spectrum Management in Cognitive Radio Networks", IEEE Communications Magazine, pp.40-48, April 2008.
- [12] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, and K. R. Chowdhury, "CRAHNs: cognitive radio ad hoc networks", Ad Hoc Networks, vol. 7, no. 5, pp. 810–836, 2009. 59
- [13] 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, August 2013, pp: 68-79. ISSN: 2076-0930 (Print), ISSN: 2073-607X (Online).
- [14] A. Ben Dhaou, "Allocation dynamique des bandes spectrales dans les réseaux sans-fil à radio cognitive", thèse de Maitrise en Informatique, Université du Québec à Montréal, Septembre 2011.
- [15] 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.

- [16] J. Palicot, "De la radio logicielle à la radio intelligente", 2010, Hermes/lavoisier.
- [17] L. Gacôgne. "Comparaison entre PSO et autres heuristiques d'optimisation avec opérateurs implicites." Séminaire Optimisation par Essaim Particulaire, Paris, France 2003.
- [18] J. Kennedy and R. C. Eberhart. "Particle Swarm Optimization". In : Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks IV, pp. 1942–1948, Perth, Australia, November 1995.
- [19] F. Heppner and U. Grenander. A stochastic nonlinear odel for coordinated bird flocks. AAAS Publication, Washington, DC, 1990.
- [20] Craig W. Reynolds. "Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model. Computer Graphics", 21(4): 25–34, 1987.
- [21] <http://www.journal.forces.gc.ca/vol13/no2/page26-fra.asp>, consulté le 19/04/2015.
- [22] CLERC et SIARRY, Une nouvelle métaheuristique pour l'optimisation difficile : la méthode des essaims particuliers, 2003
- [23] GOURGAND et KEMMOE, Particle Swarm Optimization: A study of particle displacement for solving continuous and combinatorial optimization problems, 2009.
- [24] R. Eberhart, P. Simpson, and R. Dobbins, Computational Intelligence PC Tools. AP Professional, 1996.
- [25] J. Kennedy. "The behavior of particles". In: Proceedings of the 7th Conference on Evolutionary Computation, pp. 581–589, LNCS, Springer, 1998.
- [26] E. Ozcan and C. Mohan. "Particle Swarm Optimization: surfing the waves". In : Proceeding of the 1999 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 1939–1944, IEEE Press, Washington, DC, USA, 1999.
- [27] F. Van Den Bergh. "An Analysis of Particle Swarm Optimizers. PhD thesis, Faculty of Natural and Agricultural Sciences", University of Pretoria, South Africa, 2001.
- [28] J. Kennedy, R. Eberhart, and Y. Shi. Swarm Intelligence. Morgan Kaufmann Academic Press, 2001.
- [29] M. Clerc and J. Kennedy. "The particle swarm: explosion, stability, and convergence in multi-dimensional complex space". IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol. 6, pp. 58–73, 2002.
- [30] R. Eberhart and Y. Shi. "Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization". In: Proceedings of the 6th IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 84–88, IEEE Press, 2000.
- [31] I. C. Trelea. "The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection". Information Processing Letters, Vol. 85, No. 6, pp. 317–325, 2003.
- [32] E. S. Peer, A. P. Engelbrecht, and F. Van Den Bergh. "Using neighborhoods with the guaranteed convergence PSO". In: Proceedings of the IEEE Swarm Intelligence Symposium 2003 (SIS'03), pp. 235–242, IEEE Press, Indianapolis, Indiana, USA, 2003.

- [33] Y. Zheng, L. Ma, L. Zhang, and J. Qian. "On the convergence analysis and parameter selection in particle swarm optimization". In: Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics 2003, pp. 1802–1807, 2003.
- [34] Y. Shi and E. R. C. "Empirical study of particle swarm optimization". Vol. 3, pp. 1945–1950, 1999.
- [35] A. Chatterjee and P. Siarry. "Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization". Computers and Operations Research, Vol. 33, pp. 859–871, 2006.
- [36] R. C. Eberhart and Y. Shi. "Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms". In : Proceedings of the 2001 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 94–100, IEEE Press, Piscataway, NJ, 2001.
- [37] Abbas EL DOR, Perfectionnement des algorithmes d'Optimisation par Essaim Particulaire. Applications en segmentation d'images et en électronique, Thèse de doctorat, Université Paris-Est. 5 décembre 2012.
- [38] BOUZID Allal El Moubarek, Optimisation par la méthode des essais particuliers d'une fonction trigonométrique, <http://www.scribd.com/doc/33669521/essaim-particulaire-PSO>, 2008-2009, consulté le 22/04/2015.
- [39] 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.
- [40] N. Kingsbury, "Approximation Formulae for the Gaussian Error Integral, $Q(x)$ ", "<http://cnx.org/content/m11067/latest/>", consulté en mai 2014.
- [41] N. Colson, "Mécanismes d'adaptation autonome pour la radio cognitive", Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud 11, Mai 2009.