

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

**Université Abderahmane Mira de Béjaia**  
Faculté des Sciences et des Sciences de l'Ingénieur  
Département d'Informatique

Ecole Doctorale



**Mémoire de Magister en Informatique**

Option  
Réseaux et Systèmes Distribués

Thème

---

# Conception d'un Réseau WLAN par Algorithmes Génétiques Hiérarchisés

---

Présenté par :

Badreddine BENREGUIA

Devant le jury composé de :

Président :	KERKAR Moussa	Professeur	Université de Béjaia
Rapporteur :	BELMEHDI Ali	Professeur	Université de Béjaia
Examineurs :	BILAMI Azeddine	Maître de conférences	Université de Batna
	KHOLLADI Mohamed-Khireddine	Maître de conférences	Université de Constantine

Décembre, 2007

*A ma mère*

*A mon père*

*A mes frères*

*A mes sœurs*

*A ma grande famille*

*A tous mes collègues et amis*

## Remerciements

Je remercie vivement le Professeur Ali Belmehdi, mon directeur de mémoire, pour m'avoir dirigé pendant toute cette année. Les conseils, la confiance et la liberté, qu'il m'a accordés au cours de ce travail, m'ont permis d'entreprendre de nombreuses expériences qui ont grandement contribué à la réalisation de ce mémoire.

J'exprime ma sincère reconnaissance à tous les membres du jury, qui ont accepté de juger ce travail. Mes remerciements vont au Professeur Kerkar Moussa qui a accepté de présider le jury. Je tiens également à remercier le Docteur Bilami Azeddine, mon encadreur en Ingénierat et membre du jury de ce travail. Un merci bien destiné au Docteur Kholadi Med-Khireddine pour avoir accepté de consacrer une part de son temps à juger ce travail.

J'aimerais remercier Hamouma Moumen, dont j'ai pu bénéficier de son expérience et ses conseils. Je voudrais aussi remercier tous les collègues de l'école doctorale ReSyD.

Je réserve un remerciement chaleureux à mes chers amis : T. Moncif, T. Mohamed, N. Rafik, Y. Fateh, T. Khaled, Z. Amar, D. Bilal « *allah allah alikoum* » et tous les autres amis qui se reconnaîtront.

Je réserve une reconnaissance particulière à ma cousine Nadia et son mari Nouredine. Ce dernier n'a pas cessé de m'encourager durant les deux années que j'ai passé à Béjaia.

Mes derniers remerciements s'adressent à ma grande famille. Je remercie tout particulièrement mes deux sœurs, mes cinq frères, mes grands pères, mes grandes mères, mes parents qui m'ont toujours aidé, soutenu et encouragé au cours de mes études.

## Résumé

La conception d'un réseau local sans-fil (*WLAN*) constitue un problème d'optimisation difficile. Il s'agit de déterminer les positions des points d'accès (*PA*) à l'intérieur d'une construction urbaine de manière à augmenter le débit et réduire le nombre de *PA*. L'optimisation de ces deux objectifs contradictoires nécessite l'utilisation d'une approche multi-objectif.

Dans ce mémoire, on propose d'utiliser les algorithmes génétiques hiérarchisés (*AGH*) multi-objectif comme heuristique pour la résolution d'un tel problème.

Les résultats de simulation montrent que l'utilisation de l'approche proposée offre plus d'efficacité qu'un algorithme génétique standard. La vitesse de convergence vers les solutions Pareto optimales devient plus rapide. Ainsi la distribution des solutions optimales sur le front Pareto est plus uniforme. Cet algorithme est caractérisé notamment par sa capacité de s'élargir sur les extrémités du front Pareto optimal au cours du processus d'optimisation en couvrant une grande partie du front Pareto à la fin du processus.

**Mots clés :** *WLAN*, Optimisation multi-objectif, algorithme génétique hiérarchisé, front Pareto.

## Abstract

Designing Wireless Local Area Network (*WLAN*) is a difficult optimization problem. It has related to find the locations of accesses points (*AP*) inside an urban building in manner that we can increase throughput and reduce the number of *AP*. The optimization of these two contradictory objectives requires the use of a multi-objective approach.

In this memory, we suggest a multi-objective hierarchical genetic algorithm (*HGA*) as heuristic to solve such problem.

Simulation results show that the use of *HGA* gives more efficiency compared to standard genetic algorithm. The speed of convergence toward Pareto solutions becomes faster and also the distribution of optimal solutions is more uniform through Pareto front. And particularly in this algorithm, the Pareto-optimal front is able to grow since optimization processes in way that a large part of Pareto front is discovered.

**Key words:** *WLAN*, Optimization, multi-objective, hierarchical genetic algorithm, Pareto front.

# Table des matières

<b>Table des matières</b> .....	<b>i</b>
<b>Liste des figures</b> .....	<b>iv</b>
<b>Liste des tableaux</b> .....	<b>vi</b>
<b>Liste des schémas</b> .....	<b>vii</b>
<b>Liste des abréviations</b> .....	<b>viii</b>
<b>Glossaire</b> .....	<b>ix</b>
<b>Introduction</b> .....	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1</b>	
<b>Les réseaux locaux sans-fil WLAN</b> .....	<b>4</b>
1. Introduction .....	4
2. Description .....	5
3. Taxonomie des réseaux WLAN .....	6
4. IEEE 802.11 .....	7
4.1 Architecture générale .....	8
4.2 Couche physique .....	10
4.3 Sous-couche MAC .....	13
4.4 Les versions successeur de IEEE 802.11 .....	15
5. HiperLAN .....	16
5.1 Architecture générale .....	14
5.2 Couche physique .....	17
5.3 Couche DLC.....	18
5.4 Couche de convergence.....	18
6. MMAC-PC.....	18
7. Conclusion .....	19
<b>CHAPITRE 2</b>	
<b>Optimisation multi-objectif &amp; Algorithmes génétiques</b> .....	<b>20</b>
1. Introduction .....	20
2. Définitions.....	20
3. Choix de la méthode d'aide à la décision.....	21
4. Structure du front Pareto .....	22
5. Classification des méthodes d'optimisation .....	23
6. Petit état de l'art sur métaheuristiques en optimisation multi-objectif.....	25
7. Eléments de base des algorithmes génétiques .....	26
7.1. Codage .....	27
7.2. Fonction fitness (fonction de performance) .....	27
7.3. Production aléatoire de la population initiale.....	27

7.4. Opérateurs de sélection .....	28
7.5. Opérateurs de variation .....	28
7.6. Elitisme .....	30
7.7. Convergence des algorithmes génétiques .....	31
7.8. Caractéristiques intrinsèques des algorithmes génétiques.....	31
8. Un simple Algorithme génétiques .....	31
9. Optimisation multi objectif par AG .....	32
9.1. Algorithme VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm).....	33
9.2. Algorithme NPGA (Niche Pareto Genetic Algorithm) .....	33
9.3. Algorithme NSGA (Non dominated Sorting Genetic Algorithms).....	35
9.4. Algorithme NSGA-II .....	36
10. Algorithmes génétiques hiérarchisés.....	36
10.1. La forme hiérarchique des chromosomes.....	37
10.2. Exemple illustratif : Conception d'un réseau local sans fil.....	38
11. Conclusion .....	39

### CHAPITRE 3

#### Couverture radio & Conception des réseaux WLAN ----- 40

1. Introduction.....	40
2. Comportement des ondes électromagnétiques .....	40
La réflexion .....	41
La réfraction.....	41
La diffraction.....	42
La dispersion .....	42
L'atténuation .....	43
L'interférence.....	44
3. Prédiction de couverture radio indoor .....	44
3.1. Les modèles déterministes .....	45
3.2. Les modèles empiriques.....	45
3.2.1. Un modèle empirique pour notre simulations.....	46
4. Conception d'un réseau local sans-fil .....	47
4.1. Conception des WLAN dans la littérature .....	47
4.2. Formulation du problème.....	48
4.3. Implémentation .....	52
4.4. Résultats .....	52
5. Conclusion .....	55

### CHAPITRE 4

#### Simulation et mesure de performances ----- 56

1. Introduction.....	56
2. Plan indoor .....	56
3. Simulations.....	57
3.1. Premier test.....	57
3.1.1. Description et Interprétation .....	57
3.2. Front Pareto est répartition des solutions sur le front.....	59
3.2.1. Description et Interprétation .....	59
3.3. Front Pareto avec des objectifs contradictoires.....	61
3.3.1. Description et Interprétation .....	61
3.4. Utilisation de 50 PA pour la visualisation du front Pareto.....	63
3.4.1. Description et Interprétation .....	63
3.5. Effet stochastique dans les Algorithmes génétiques .....	65
3.6. Effet d'élitisme dans les Algorithmes génétiques .....	65

3.7. Comparaison entre les AG hiérarchisés et les AG standards .....	66
3.7.1. Description et Interprétation .....	68
3.7.2. Formule de la Vitesse de fonction de performance .....	68
3.7.3. Formule de la Vitesse d'optimisation des objectifs .....	68
3.7.4. Vitesse de fonction de performance.....	69
3.7.5. Vitesse d'optimisation des objectifs .....	70
3.8. Utilisation d'opérations génétiques spécifiques .....	71
3.8.1. Description et Interprétation .....	71
3.8.2. Vitesse de fonction de performance.....	73
3.8.3. Vitesse d'optimisation des objectifs .....	73
3.9. Test d'arrêt par la fonction de performance .....	74
3.9.1. Description et Interprétation .....	75
3.9.2. Vitesse de fonction de performance.....	75
4. Conclusion .....	76

<b>Conclusion &amp; Perspectives -----</b>	<b>77</b>
--	-----------

<b>Bibliographie -----</b>	<b>79</b>
----------------------------	-----------

# Liste des figures

Figure 1.1 Position des réseaux WLAN dans les réseaux sans-fil .....	4
Figure 1.2 Architecture d'un WLAN .....	5
Figure 1.3 Réseau local sans-fil en mode infrastructure .....	6
Figure 1.4 Réseau sans-fil en mode Ad hoc .....	7
Figure 1.5 Position de IEEE 802.11 dans la pile OSI .....	8
Figure 1.6 Réseau local sans-fil WLAN (ESS) .....	9
Figure 1.7 Sous-couches physiques PMD /PLCP .....	10
Figure 1.8 Exemple d'un canal de transmission FHSS .....	11
Figure 1.9 Bandes de Fréquences des canaux DSSS aux Etats unies .....	11
Figure 1.10 Plan de fréquence des canaux OFDM dans le Standard IEEE 802.11a .....	12
Figure 1.11 Méthode de base d'accès au médium .....	14
Figure 1.12 Couches spécifiés au HiperLAN2 .....	17
Figure 2.1 Représentation des différents types de solutions en bi-objectif .....	22
Figure 2.2 Effet de croisement et de la mutation .....	29
Figure 2.3 Opérateur de croisement .....	29
Figure 2.4 Opérateur de mutation .....	30
Figure 2.5 Une version simple d'un algorithme génétique .....	32
Figure 2.6 Traitement d'un problème multi-objectif avec VEGA .....	33
Figure 2.7 Utilisation de rayon de nichage $\sigma_{share}$ par NPGA .....	34
Figure 2.8 Répartition des individus sur le front optimal avec NPGA (gauche) et déviation de VEGA vers des sous régions (adroite) .....	35
Figure 2.9 Chromosomes avec gènes de contrôle .....	37
Figure 2.10 Chromosome hiérarchique à deux niveaux .....	38
Figure 2.11 Structure hiérarchique d'un chromosome .....	39
Figure 3.1 Réflexion d'une onde .....	41
Figure 3.2 Réflexion et réfraction des ondes FR .....	42
Figure 3.3 Diffraction des ondes FR .....	42
Figure 3.4 Dispersion des ondes FR .....	43
Figure 3.5 Atténuation des ondes EM .....	43
Figure 3.6 Structure hiérarchique d'un chromosome modélisant une conception WLAN .....	49
Figure 3.7 Construction urbaine utilisée et distribution des terminaux à travers le plan .....	53
Figure 3.8 Présentation des locations des PA sur le plan .....	54
Figure 3.9 Répartition des solutions sur les objectifs après 100 itérations .....	54
Figure 3.10 Répartition des solutions sur les objectifs après 500 itérations .....	55
Figure 4.1 Plan utilisé dans la prise des tests .....	56
Figure 4.2 Représentation de solutions en fonction de nombre de PA et de l'atténuation de signal .....	58
Figure 4.3 Front Pareto en utilisant deux objectifs non contradictoires .....	60
Figure 4.4 Front Pareto en utilisant deux objectifs contradictoires .....	62
Figure 4.5 Un zoom sur le PA 4 de la figure 4.4.c .....	63
Figure 4.6 Front Pareto en utilisant 50 PA .....	64
Figure 4.7 Effet stochastique des AG .....	65
Figure 4.8 Effet d'élitisme dans les AG .....	66
Figure 4.9 Comparaison entre AG hiérarchisées et AG ordinaires .....	67
Figure 4.10 Croissance du premier front Pareto en fonction de nombre d'itérations .....	69

Figure 4.11 Vitesse d'optimisation des objectifs .....	71
Figure 4.12 Couverture du premier front après la mise à jour de la mutation et le croisement	72
Figure 4.13 Croissance du premier front Pareto après la mise à jour de la mutation et le croisement .....	73
Figure 4.14 Vitesse d'optimisation des objectifs après la mise à jour de.....	74
Figure 4.15 Couverture du Premier Front par la population .....	75
Figure 4.16 Utilisation de la fonction de performance comme test d'arrêt.....	76

## Liste des tableaux

Table 1.1 Spécifications originales de IEEE 802.11 .....	9
Table 1.2 Spécifications originales d'HiperLAN.....	18
Table 3.1 Les chromosomes des solutions de la figure 4.8 .....	53
Table 3.2 Valeurs objectif des solutions .....	53

## Liste des schémas

Schéma 1.1 Taxonomie des réseaux <i>WLAN</i> .....	6
Schéma 2.1 Une Classification des méthodes d'optimisations .....	23

## Liste des abréviations

**AG** : Algorithme Génétique  
**AGH** : Algorithme Génétique Hiérarchisé  
**CSMA/CA** : Carrier Sense Multiple Access / Collision Avoidance  
**DSSS** : Direct Sequence Spread Spectrum  
**EM** : Electromagnétique  
**FHSS** : Frequency Hopping Spread Spectrum  
**FR** : Fréquence Radio  
**HiperLAN** : High Performance Local Area Network  
**IEEE** : Institute of Electrical and Electronics Engineers  
**IR** : Infrared  
**MAC** : Medium Access Control  
**MMAC-PC** : Multimédia Mobile Access Communication System- Promotion Council  
**NPGA** : Niche Pareto Genetic Algorithm  
**NSGA** : Non dominated Sorting Genetic Algorithm  
**OFDM** : Orthogonal Frequency Division Multiplexing  
**PA** : Points d'Accès  
**PMO** : Problème Multi-Objectif  
**PO** : Pareto Optimal  
**STA** : Station  
**VEGA** : Vector Evaluated Genetic Algorithm

# Glossaire

**Allèle** : une instance d'un gène. Dans le codage binaire il peut être 0 ou 1.

**Chromosome, individu ou solution** : une chaîne de gènes instanciers, c'est une solution dans l'espace de recherche ou un individu parmi la population.

**Croisement ou recombinaison** : c'est l'opérateur qui recombine deux individus parents pour obtenir un ou deux individus fils.

**Fonction de performance (fitness)** : elle permet d'évaluer l'efficacité d'une solution.

**Génération** : c'est une itération de la boucle du processus d'évolution.

**Gène** : l'unité minimale de l'information dans un chromosome. Dans un codage binaire, un gène est un bit.

**Locus** : position d'un gène dans le chromosome.

**Mutation** : opérateur de conversation aléatoire d'un chromosome.

**Opérateur de remplacement** : il permet la construction d'une nouvelle population à partir d'une population précédente.

**Opérateurs de sélection** : il détermine les individus qui vont contribuer au processus de reproduction.

**Opérateurs de variation** : croisement et mutation.

**Population** : l'ensemble des individus qui évoluent simultanément.

**Processus de reproduction** : opération de construction de nouveaux individus à travers le croisement et la mutation.

## INTRODUCTION

Les réseaux locaux sans-fil *WLAN*<sup>1</sup> ont connu récemment un large déploiement dans les entreprises et les établissements comme les universités, les hôpitaux, les banques, les aéroports, les usines.... Ils sont devenus un outil de communication puissant qui permet l'accès souple aux données et aux ressources. Ils permettent également d'étendre le réseau filaire au-delà de ses limites traditionnelles et favorisent la mise à disposition aux usagers de certains services et applications tels que la mobilité et la possibilité de communiquer dans un environnement hostile comme une usine de produits chimiques. Ils sont aussi faciles à mettre en oeuvre dont ils sont différents aux réseaux filaires nécessitant le câblage.

### Classification des WLAN

Un réseau sans-fil est un système de communication permettant la transmission des informations entre les terminaux à travers les ondes électromagnétiques ou Radio. On distingue deux modes de *WLAN*, les réseaux avec infrastructure et ceux sans infrastructure ou Ad hoc. La transmission des données entre les terminaux dans les réseaux avec infrastructure n'est possible qu'à travers les points d'accès (PA). La fonction de ces derniers est similaire à celle des stations de base dans les réseaux GSM, GPRS et UMTS où ils servent comme des passerelles pour la communication entre les terminaux. Cependant, la présence des PA dans les réseaux ad hoc n'est pas obligatoire et la communication entre deux terminaux peut être établie directement ou à travers un autre terminal.

Dans ce travail, on s'intéresse aux réseaux *WLAN* avec infrastructure où on vise à concevoir un réseau sans-fil à l'intérieur d'une construction urbaine en maximisant les performances du réseau.

### Problème de conception des WLAN

Le problème de conception des réseaux sans-fil a été largement étudié dans la littérature. Il s'agit de l'identification des positions des points d'accès à l'intérieur d'une construction urbaine de manière à : assurer des connexions fiables entre les terminaux, augmenter le débit du réseau et minimiser le coût en diminuant le nombre de PA. Ce problème est lié fortement au comportement des ondes électromagnétiques qui sont affectées par les obstacles (murs, portes, fenêtres, personnes...) et d'autres phénomènes comme l'interférence.

### Historique de la conception des WLAN

Dans les premiers travaux, la conception des *WLAN* s'est fondée sur les études sur terrain (site Survey) où le concepteur doit descendre sur terrain et faire une étude sur l'environnement pour identifier les meilleures positions des PA dans l'espace dédié. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle est une tâche compliquée nécessitant l'expérience du concepteur, comme elle peut prendre des jours pour la réaliser. La conception proposée par le planificateur peut ne pas répondre aux besoins lors de la mise en oeuvre.

---

<sup>1</sup> Wireless Local Area Network

Le développement d'un outil software est devenu donc indispensable. C'est ainsi que *WISE* [37] a vu le jour dans les laboratoires Bell AT&T aux Etats Unis en 1995. Il est doté d'une interface permettant la saisie du plan de l'entreprise et d'autres paramètres comme les contraintes imposées. Cet outil est composé également d'un module simulant le comportement des ondes Radio et un module d'optimisation. Sa tâche consiste en la proposition de solutions qui ne violent pas les contraintes imposées et qui offrent le maximum de débit.

### **Classification des méthodes d'optimisation**

Le problème de conception des réseaux *WLAN* est un problème d'optimisation difficile ou  $\mathcal{NP}$  complet. Ils se composent en deux catégories : les problèmes continus et combinatoires. Dans notre cas, il est possible de traiter ce problème de manière continue lorsqu'on cherche sur les coordonnées des PA sur le plan, comme on peut le traiter de manière combinatoire si le plan est divisé en forme d'une grille sur un espace euclidien 2D où chaque carré de la grille représente un emplacement possible pour les PA. Vu la difficulté du problème, sa formulation en forme combinatoire vise à accélérer les calculs.

Les problèmes d'optimisation qu'ils soient continus ou combinatoires sont résolus par des méthodes exactes ou des méthodes heuristiques. Les méthodes exactes ont la capacité de déterminer les solutions optimales de manière valide. Ces méthodes ne sont pas efficaces si on sait que les délais de calcul ne sont pas raisonnables. Pour pallier à ce problème, les métaheuristiques présentent un autre outil pour la découverte des solutions optimales. Dans ce cas, les solutions obtenues ne sont pas optimales. Malgré ceci, les métaheuristiques restent plus efficaces que les méthodes exactes.

Parmi ces heuristiques les plus répandues dans l'optimisation difficile, on distingue les algorithmes génétiques (*AG*) qui représentent l'outil d'optimisation utilisé dans notre travail. Un algorithme génétique repose, tout d'abord, sur la génération d'une population initiale de solutions. Cette population obéit à une opération de sélection de meilleures solutions grâce à une fonction d'évaluation (fitness). Les solutions sélectionnées font l'objet, par la suite, d'une opération de croisement puis d'une opération de mutation. Le passage par ces trois opérations engendre une nouvelle population connue souvent par la population Fils. Cette dernière devient une population Parents qui obéit aux mêmes opérations précédentes (sélection, croisement et mutation) dans la nouvelle génération. Le nombre de générations ou d'itérations est déterminé par le programmeur. La population finale contient des solutions optimales par rapport aux autres solutions des générations précédentes. Les *AG* ont prouvé leur efficacité dans la résolution des problèmes d'optimisation d'ingénierie. Le choix des *AG* dans notre travail n'est pas aléatoire comme on va le motiver par la suite.

### **Historique de l'optimisation multi-objectif**

Dans les premiers travaux, le problème de conception des *WLAN* a été posé comme un problème uni-objectif pour qu'il devienne après multi-objectif. En réalité, la majorité des problèmes d'ingénierie sont multi-objectif et visent généralement à minimiser le coût et augmenter la performance. Dans ce contexte, l'optimisation multi-objectif est devenue tout un domaine de recherche. Les premières approches d'optimisation ont tenté de transformer les problèmes multi-objectifs en forme de problèmes uni-objectif. Cette méthode de résolution n'a pas réussi à cause de la nature des solutions extrêmes qui ne satisfont pas les besoins du problème.

Avec l'apparition de la notion de *solutions Pareto optimales* proposée par Goldberg [32], l'optimisation multi-objectif a connu un autre chemin de recherche. Les solutions

Pareto optimales constituent un ensemble de solutions non dominées par d'autres solutions ce qui veut dire que ces solutions ne peuvent pas être comparables entre elles. L'avantage de l'ensemble de solutions Pareto est qu'il donne une possibilité de choisir une solution parmi celles de l'ensemble Pareto qui réponde aux besoins du décideur.

Les solutions de l'ensemble Pareto doivent être réparties sur le front Pareto. Le défi actuel dans l'optimisation multi-objectif est de concevoir un algorithme multi-objectif capable de construire un ensemble de solutions optimales réparties uniformément sur le front Pareto. Le meilleur algorithme est celui qui offre une distribution équitable sur le front optimal.

L'utilisation des AG dans l'optimisation multi-objectif n'est pas aléatoire par le fait que les AG utilisent une population de solutions qui conforme à la notion de la recherche d'un ensemble de solutions Pareto. Un aperçu dans la littérature concernant l'optimisation multi-objectif montre que tous les algorithmes proposés sont des AG dont les plus répandus sont VEGA, NPGA, NSGA-I et NSGA-II.

### **Notre proposition**

En contribuant dans l'optimisation multi-objectif, nous avons proposé d'utiliser un AG multi-objectif NSGA-II [33] en intégrant des chromosomes hiérarchiques appliqués au problème de conception des réseaux *WLAN*. Un chromosome ordinaire modélise une conception d'un réseau *WLAN* en déterminant le nombre de PA nécessaire ainsi que les positions de chaque PA dans le plan. Cependant, un chromosome hiérarchique permet de bien structurer le problème où, en plus de la représentation ordinaire, il active et désactive les PA durant le processus d'optimisation. La modélisation par les chromosomes hiérarchiques est valable pour les problèmes modulaires [28]. A la fin, l'AG doit offrir un ensemble de solutions Pareto à partir de la population initiale. Dans notre contribution, on montre que l'utilisation d'un AG hiérarchique est plus performante qu'un AG ordinaire.

Le présent mémoire est organisé comme suit :

Le premier chapitre est lié aux réseaux locaux sans-fil *WLAN*. On présente une taxonomie des différents *WLAN* qui existent et les protocoles associés à ce type de réseaux.

Le deuxième chapitre relève de l'optimisation multi-objectif. Il s'agit des différentes méthodes utilisées pour ce type d'optimisation en concentrant en plus sur les algorithmes génétiques. On discute également les fondements de l'optimisation multi-objectif et l'utilisation des AG dans ce type d'optimisation.

Le troisième chapitre est constitué de deux parties. Dans la première, on passe en revue la prédiction Radio qui permette de comprendre le comportement des ondes Radio à l'intérieur d'une construction urbaine. Cette première partie est intéressante pour la seconde qui consiste à formuler le problème de conception des réseaux *WLAN* et de l'implémenter, après, par les AG.

Dans le dernier chapitre, la simulation des AG sur le problème de conception des réseaux *WLAN* est illustrée en faisant en parallèle l'évaluation de performances de notre approche proposée.

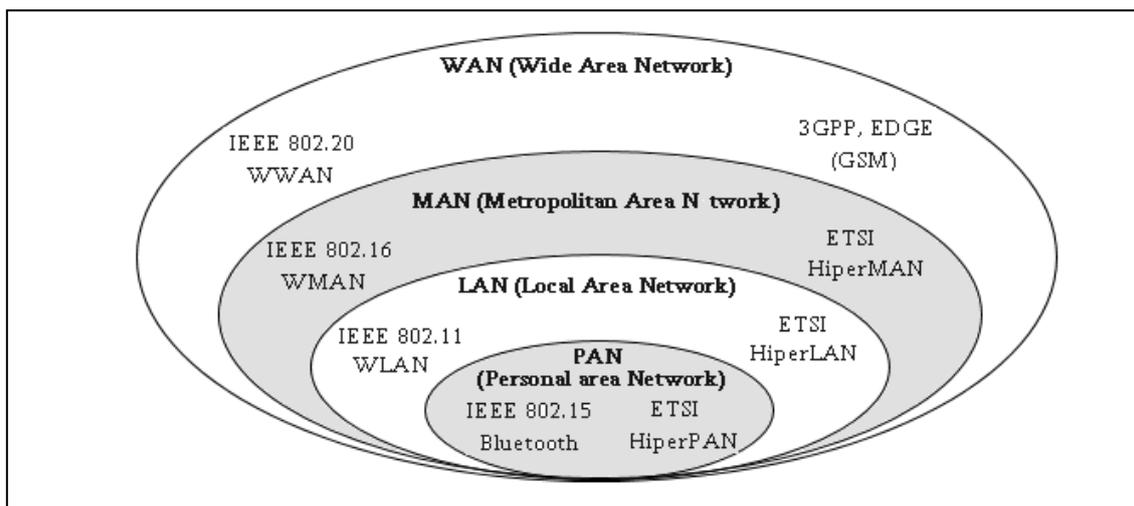
## CHAPITRE 1

### LES RESAUX LOCAUX SANS-FIL (WLAN)

#### 1. Introduction

Les réseaux locaux sans-fil (*WLAN /Wireless Local Area Network*) permettent de transmettre les données par l'intermédiaire des ondes électromagnétiques à l'intérieur d'une zone géographique limitée qui s'étend sur une échelle d'un bâtiment ou d'un ensemble de bâtiments. La figure 1.1 montre la position des réseaux locaux sans-fil *WLAN*, si on prend l'échelle géographique comme un critère de classification de réseaux sans-fil.

Dans ce premier chapitre, on décrit les réseaux *WLAN* qui constituent le cadre applicatif de notre travail. La description consiste à classifier les réseaux *WLAN* selon la configuration du réseau ou le standard *WLAN*. Pour le premier concernant le mode de configuration du réseau, on distingue les réseaux sans-fil avec infrastructure et les réseaux sans infrastructure connus par les réseaux ad hoc.



**Figure 1.1** Position des réseaux WLAN dans les réseaux sans-fil

Une deuxième classification est possible lorsqu'on prend en considération le standard *WLAN*. Dans ce contexte, les deux standards 802.11 et HiperLAN sont les plus étendus et qui correspondent aux standards américain et européen respectivement. Chacun, de ces deux, a ses spécifications qui lui dédient bien qu'ils partagent des points en commun.

## 2. Description

Les réseaux locaux sans-fil *WLAN* sont des systèmes de communication où l'utilisateur connecte au réseau utilisant la technologie des fréquences Radio. Les *WLAN* ont été conçus comme un alternatif aux réseaux locaux filaires à fin de minimiser le besoin de la connexion filaire. Ils combinent la connectivité des données avec la mobilité de l'usager [1].

Les fonctions d'un *WLAN* sont similaires à celles d'un système cellulaire. Comme le montre la figure 1.2 chaque point d'accès est une station de base qui transmet les données entre le réseau sans-fil et le réseau filaire. Un point d'accès supporte un groupe limite d'utilisateurs et couvre une surface d'un diamètre spécifique. Les points d'accès sont connectés au réseau filaire par un Hub ou un Switch. Les utilisateurs accèdent au réseau sans-fil par des adaptateurs qui sont soit des ordinateurs portables ou des cartes PC pour les ordinateurs personnels. L'utilisateur *WLAN* peut parcourir les points d'accès sans coupure ou dégradation de connexion.

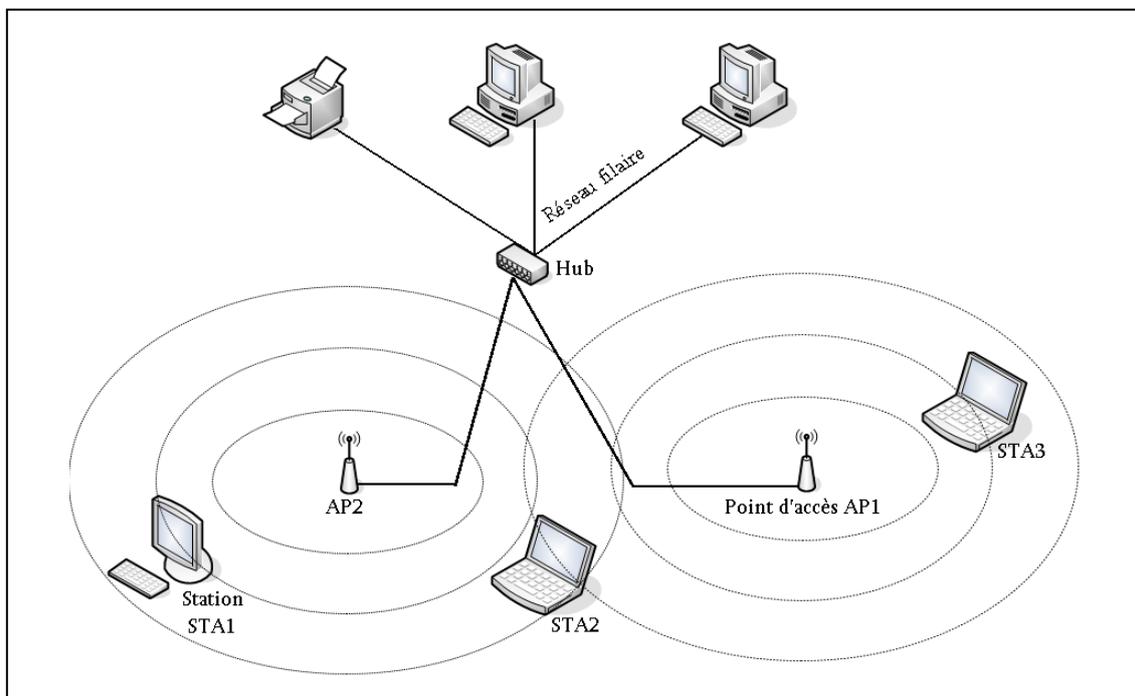


Figure 1.2 Architecture d'un WLAN

Les équipements qui spécifient généralement les réseaux locaux sans-fil sont ces deux :

- *Station* : l'objet de communication, souvent c'est une station mobile. la majorité de références l'indiquent par l'abréviation STA ou WT (Wireless Terminal).
- *Point d'accès* : il assure la communication entre les stations (STA) du même groupe comme un coordinateur. Il interconnecte aussi le réseau sans-fil et le réseau filaire. Ce composant effectue les mêmes fonctions que les stations de bases dans les systèmes cellulaires. L'abréviation AP (Access Point) est utilisée pour indiquer les points d'accès.

### 3. Taxonomie des réseaux WLAN

En générale, les réseaux *WLAN* sont classifiés selon les critères : la configuration ou l'organisation de standardisation [2], [1], [3]. Le schéma suivant illustre les classes *WLAN* selon ces deux critères.

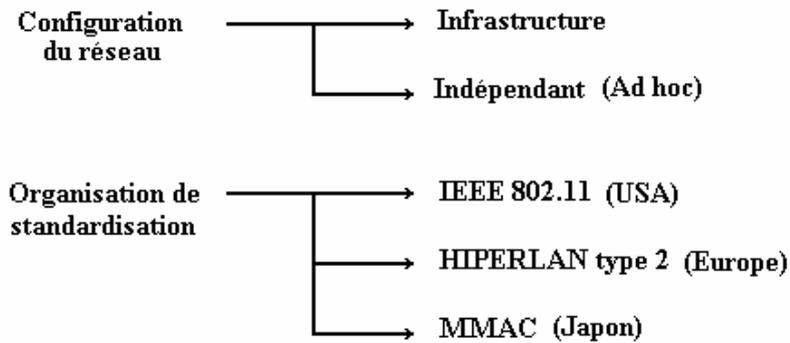


Schéma1.1 Taxonomie des réseaux *WLAN*

Les caractéristiques des réseaux IEEE 802.11, HiperLAN et MMAC sont détaillées dans les paragraphes qui suivent. Ces trois types de réseaux sans-fil sont définis par les organisations correspondant aux Etats Unies, l'Europe et le Japon respectivement. Par contre dans le cas de la configuration, les réseaux *avec infrastructure* et les réseaux *Ad hoc* constituent les deux types des réseaux sans-fil.

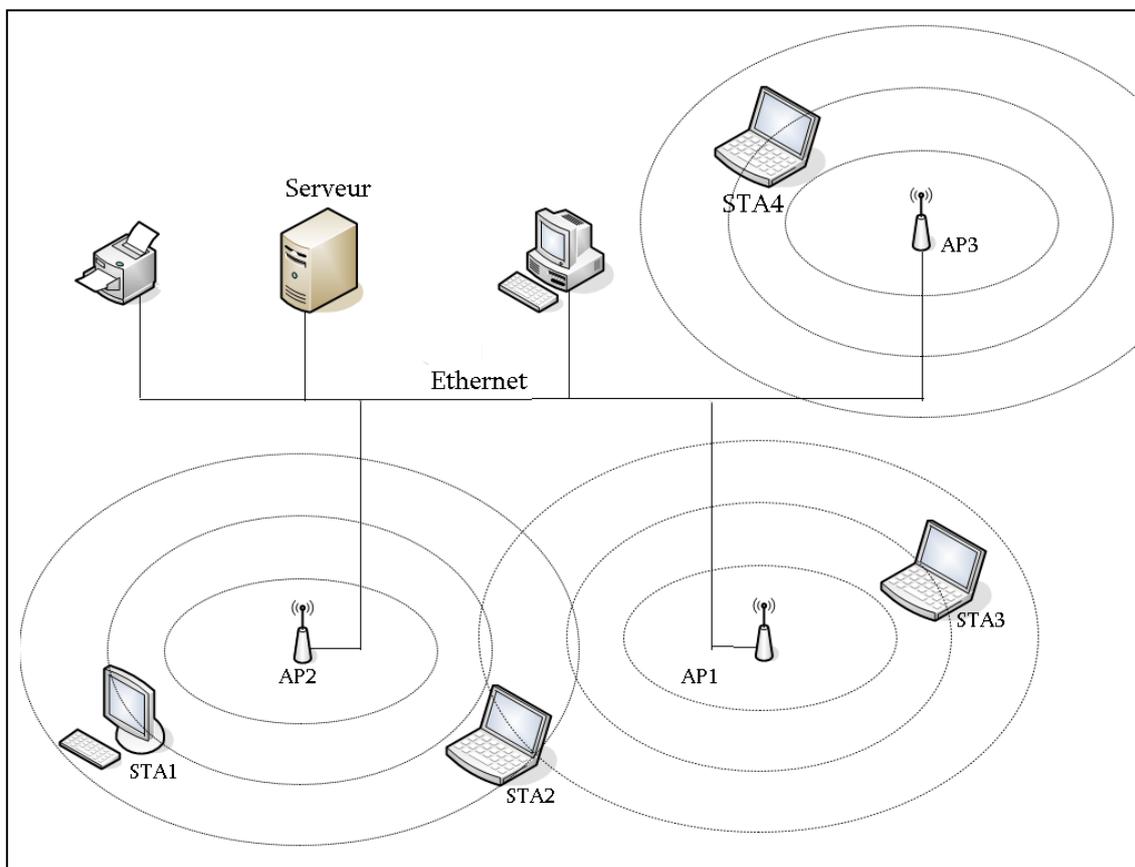


Figure 1.3 Réseau local sans-fil en mode infrastructure

Dans le mode Infrastructure comme le montre la figure 1.3, les stations communiquent avec le réseau filaire via les points d'accès. Un point d'accès et les stations sans-fil appartenant au champ de fréquences de ce point d'accès constituent un ensemble de services de base (BSS /Basic Service Set). Un ensemble de services étendu (ESS /Extended Service Set) est constitué de deux ou plus de BSS du même sous réseau. Les points d'accès n'offrent pas seulement les liens de communications entre les réseaux sans-fil et les réseaux filaires, mais ils gèrent aussi le trafic des données. L'utilisation de plusieurs points d'accès permet de couvrir de larges surfaces pour des immeubles ou des complexes. Les réseaux avec infrastructure permettent aux utilisateurs de partager les ressources réseau de manière efficace.

Le mode Ad hoc connu aussi par le mode peer to peer (figure 1.4) constitue la configuration la plus simple des réseaux *WLAN*. Dans ce mode, les stations peuvent se communiquer directement sans passer par les points d'accès (IBSS /Independent BSS). Dans ce type de réseaux, aucune administration ou préconfiguration n'est nécessaire. Les points d'accès servent à augmenter le rang du réseau Ad hoc en jouant le rôle d'un répéteur pour augmenter la distance entre les stations.

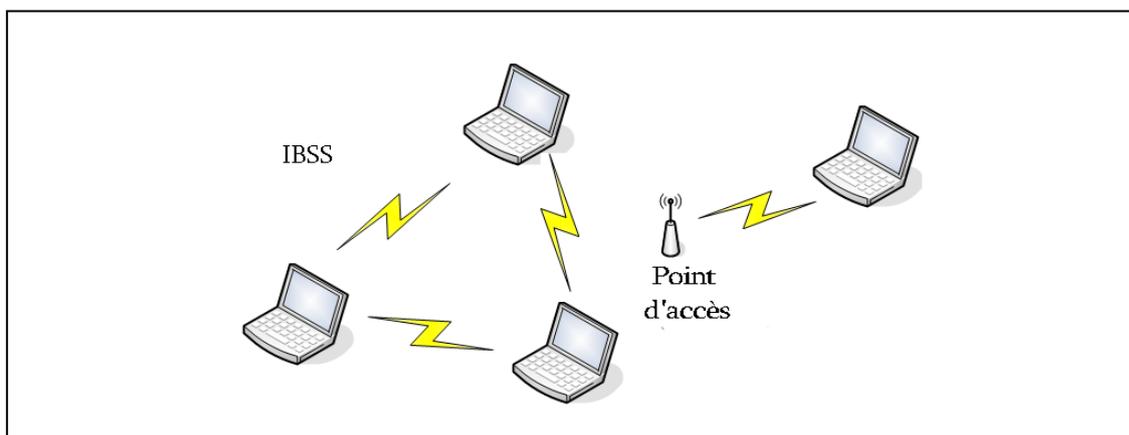


Figure 1.4 Réseau sans-fil en mode Ad hoc

## 4. IEEE 802.11

En 1990, le groupe de travail 802.11 a été formé par l'organisation IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) pour développer un standard décrivant les réseaux locaux sans-fil *WLAN* opérant avec un débit de 1 à 2 Mbps. A cause de raisons diverses, mais la plus importante celle de l'existence déjà dans le marché des réseaux sans-fil des produits de fabricants spécifiques, le premier standard n'a vu la lumière qu'après sept ans. C'est juste en 1997 que IEEE a annoncé la ratification du standard 802.11 des réseaux locaux sans-fil d'un débit de 1 à 2 Mbps. En 1999, le standard est évolué en 802.11b qui a pu dépasser la barrière de 10 Mbps. En parallèle, un deuxième groupe a travaillé pour réaliser le standard 802.11a sur une bande de fréquences de 5 GHz qui est différente entièrement par rapport aux premières versions dont la bande est de 2.1 GHz. A cause de bandes de fréquences différentes, le 802.11a n'est plus compatible aux versions précédentes. Le 802.11g est venu extensible au réseau 802.11b d'un taux de transmission de 20 Mbps en gardant la compatibilité. Les standards suivants ont été développés pour traiter certains problèmes comme la qualité de service QoS avec le 802.11e et la sécurité dans le 802.11i [3], [2].

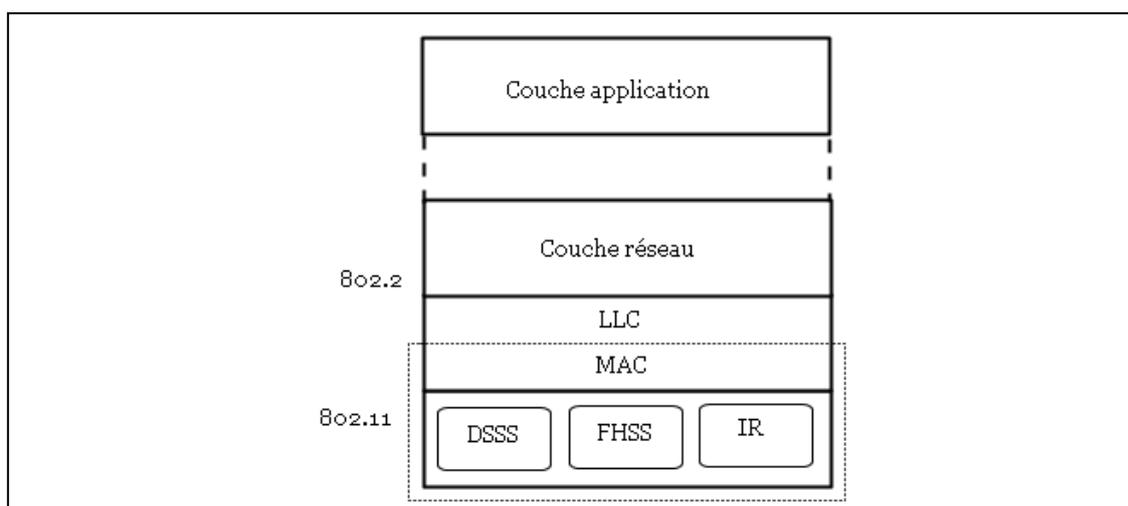
## 4.1 Architecture générale

Dans les travaux de standardisation, le groupe 802.11 a tenté de spécifier une couche physique et une couche MAC<sup>1</sup> dédiés aux réseaux sans-fil.

Le besoin d'une couche physique spécifique aux réseaux sans-fil est indispensable pour la modulation et la démodulation des ondes Radio qui n'est pas le cas du courant d'électricité ou de la lumière dans les réseaux filaires.

La couche MAC est différente aussi, à cause de la nature du médium de transmission et le comportement des ondes dans l'aire.

Les autres couches restent les mêmes que celles d'OSI dont les protocoles de communication fonctionnent dans les réseaux sans-fil de même façon qu'avec les réseaux filaires [4].



**Figure 1.5 Position de IEEE 802.11 dans la pile OSI**

Trois techniques sont possibles à implémenter dans la couche physique:

FHSS (Frequency hopping spread spectrum)

DSSS (Direct sequence spread spectrum)

IR (Infrared)

Pour la couche MAC, le protocole CSMA/CA est défini comme méthode fondamentale d'accès au médium.

En effet, dans la couche MAC, toutes les versions 802.11 utilisent la même technique d'accès au médium CSMA/CA. Cependant, au niveau couche physique, la branche 802.11a utilise la technique OFDM sur une bande de fréquences différente (U-NII / 5.1 GHz).

### 4.1.1. Architecture du système

Un groupe de stations et éventuellement un point d'accès constituent un BSS (*Basic Service Set*), qui est l'unité de base d'un réseau sans-fil IEEE 802.11. Le BSS peut être soit un réseau Ad hoc *Indépendant* (IBSS) ou un réseau avec infrastructure (BSS). Dans les réseaux Ad hoc, deux stations (STA) du même IBSS peuvent communiquer directement, c'est le cas le plus simple. Par contre dans les réseaux avec infrastructure, les stations ne peuvent pas

<sup>1</sup> MAC est une sous-couche de la couche liaison de données, or la majorité des références l'appelle par couche MAC, nous utilisons aussi la même appellation.

communiquer qu'à travers les points d'accès (AP) ou un réseau d'interconnexion (*système de distribution DS*). L'ensemble de tout le réseau sans-fil est appelé ESS (*Extended Service System*). La figure 1.6 montre ces composants et l'association entre eux [2], [4].

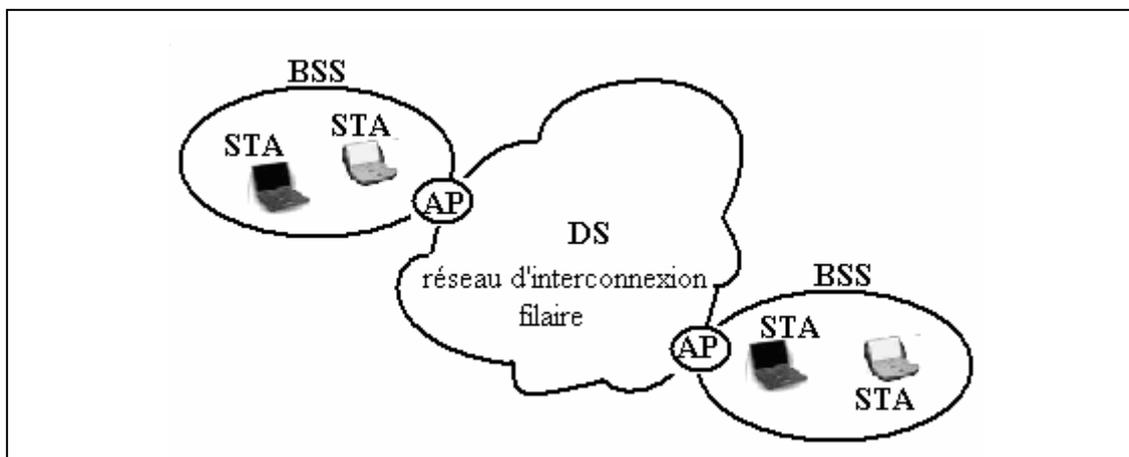


Figure 1.6 Réseau local sans-fil WLAN (ESS)

#### 4.1.2. Spécifications du système

Quelques caractéristiques principales qui spécifient le standard d'origine IEEE 802.11 sont présentées dans la table 1.

Spectre	2.4 GHz
Débit maximum (niveau physique)	2 Mbps
MAC	CSMA/CA
Réseau fixe supporté	LANs IEEE 802 filaire et autres

Table 1.1 Spécifications originales de IEEE 802.11

IEEE 802.11 a spécifié un ensemble de services qui sont associés aux différentes parties du réseau comme les services associés aux stations, appelés SS (*Station Service*), et ceux associés au système de distribution (DS), appelés DSS (*Distribution System Set*). Les deux catégories de services sont utilisées par la sous couche MAC IEEE 802.11 [2], [3], [4].

#### Services d'identification/ dis-authentification de stations

Le service d'**identification** permet de définir l'identité d'une station. Si cette identité n'est plus distinguée, la station n'a pas le droit d'accéder au réseau. L'intérêt de ce service est de créer une liste d'adresses MAC (identité) qui sont en connexion avec les points d'accès. La liste peut être disponible au niveau d'un point d'accès, comme elle peut être une base de données à quelque part sur le réseau filaire. Une station peut identifier elle-même aux plusieurs points d'accès. Cette pre-authentification permet à la station de préparer les autres points d'accès à son entrée dans leurs espaces.

Le service de **dis-authentification** est utilisé pour détruire les identités des stations authentifiées précédemment. Lorsque la dis-authentification est amorcée, la station ne peut plus accéder au réseau sans-fil. Ce service est invoqué lorsque la station est mise en éteinte

ou devient hors zone de couverture du point d'accès. Cette procédure permet de libérer des ressources dans un point d'accès pour d'autres stations.

## 4.2. Couche physique

La couche physique dans les réseaux sans-fil est divisée en deux sous couches. La première PMD (Physical Medium Dependent) est chargée de la modulation et l'encodage. La deuxième PLCP (Physical Layer Convergence Protocol) est conçue dans le but de permettre à la couche MAC d'opérer au minimum dépendance avec la sous-couche PMD. D'autre terme, PLCP est une sous couche de convergence. Cette fonction de convergence permet de simplifier les services de la couche physique pour le compte de la couche MAC.

Cette architecture de la pile protocolaire au niveau physique est implémentée par une des méthodes suivantes : FHSS, DSSS, IR (802.11, 802.11b) ou OFDM (802.11a, 802.11g). Chaque technique est décrite par ses caractéristiques qui les spécifient tel que l'affectation des canaux, la modulation et l'encodage des signaux. En général, l'objectif de chaque technique est d'augmenter le débit au maximum et minimiser l'interférence entre les fréquences Radio. La figure 1.7 illustre les deux sous-couches physiques en intégrant une technique parmi celles qui ont été décrites.

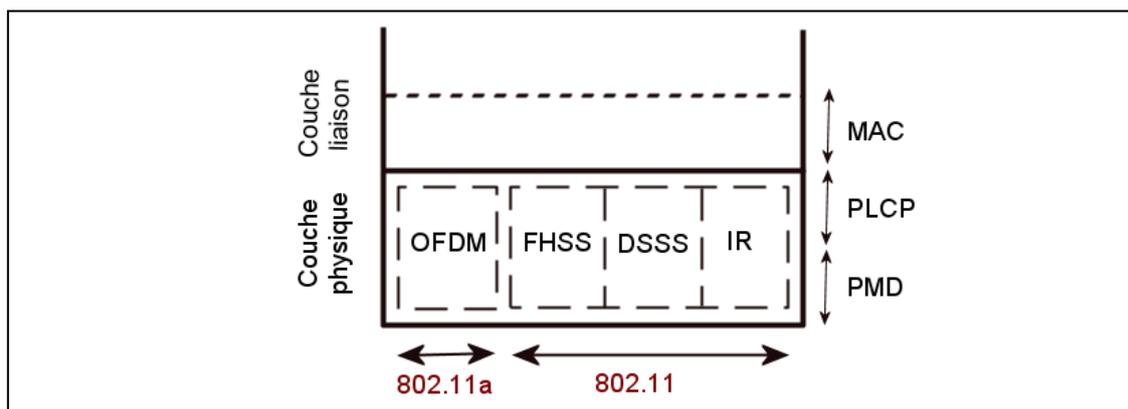


Figure 1.7 Sous-couches physiques PMD /PLCP

### FHSS

La technique **FHSS** (*Frequency Hopping Spread Spectrum*, en français étalement de spectre par saut de fréquence) consiste à découper la large bande de fréquences en 75 canaux (*hops* ou *sauts* d'une largeur de 1MHz), sur une bande de fréquences de 2.4-2.485 GHz. Le canal change la fréquence de transmission en suivant une séquence pseudo aléatoire. Cette séquence pseudo aléatoire est une liste de différentes fréquences dont le canal utilise chaque fréquence pendant une durée bien déterminée (*dwell time*, 100-200 ms) puis faire un saut vers la prochaine fréquence. Le saut se fait pendant une durée de temps connue par le Hop time (200-300 microsecondes négligeable par rapport *dwell time*). Lorsque la liste des fréquences est parcourue, l'émetteur relance du nouveau le parcours de la liste.

Cette technologie est implémentée sur 802.11, Bluetooth et HomeRF.

Le débit atteint 1 Mbps avec la modulation 2GFSK (Gaussian frequency shift key de niveau 2). Cependant, si la modulation est 4GFSK (de 4 niveaux), le débit va s'augmenter à 2 Mbps.

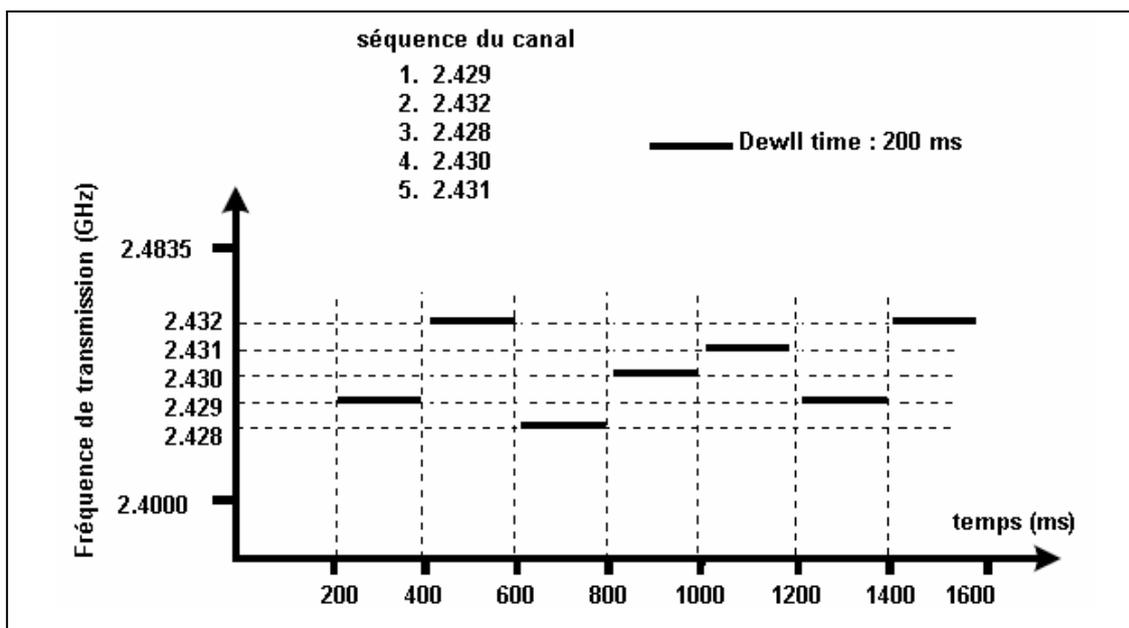


Figure 1.8 Exemple d'un canal de transmission FHSS

La gestion de canaux, la modulation et l'encodage des signaux sont assurés par la sous-couche PMD pendant que la sous-couche PLCP se comporte comme une passerelle entre la couche MAC et la sous-couche PMD afin de permettre un passage souple de données entre les deux couches.

### DSSS

Contrairement à la technique FHSS qui utilise une séquence de sauts de fréquences pour définir le canal, DSSS (*Direct Sequence Spread Spectrum* en français étalement de spectre à séquence directe) utilise une définition plus statique du canal. Chaque canal est constitué d'une bande de fréquence de largeur de 22 MHz. Par exemple, le premier canal opère sur la bande de 2.401 GHz-2.423 GHz. la figure ci-dessous montre la bande de fréquences pour chaque canal dont le nombre de canaux est 11<sup>1</sup>.

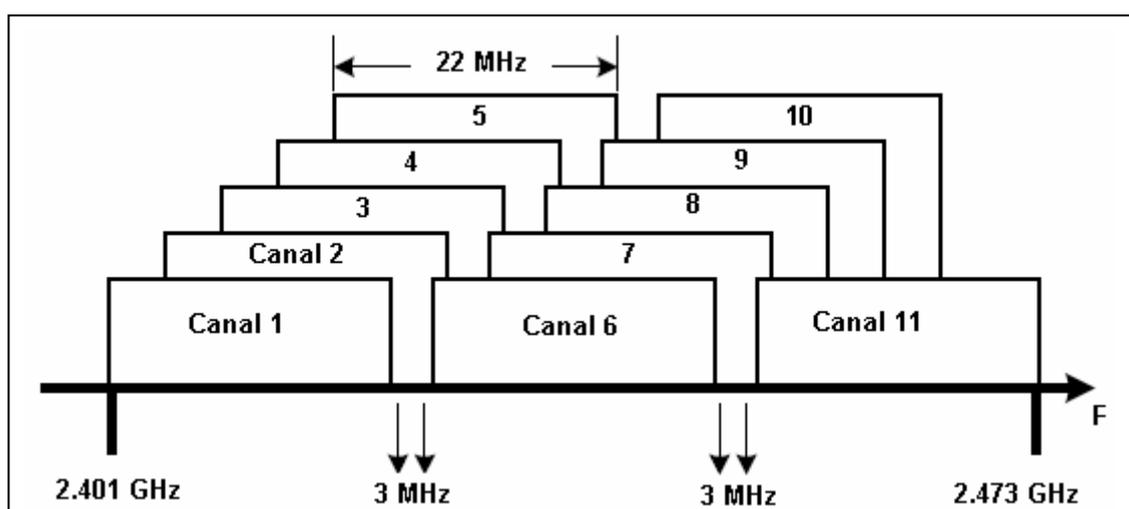


Figure 1.9 Bandes de Fréquences des canaux DSSS aux Etats unies

<sup>1</sup> C'est le nombre de canaux qui est spécifié aux Etats unies. En Europe c'est 13 canaux qui sont définis à l'utilisation et on trouve aussi un 14<sup>ième</sup> qui est adopté au Japon.

Cette technique est implémentée notamment sous le standard 802.11b où le débit peut atteindre 11 Mbps. En effet, le débit dépend au type de modulation et de l'encodage de signaux utilisé, si la modulation est DQPSK et l'encodage est CCK, le débit peut aboutir 11 Mbps, si la modulation est DBPSK avec le code Braker, on aura un débit d'un Mbps.

### IR (InfraRed)

Les deux approches précédentes utilisent les fréquences Radio pour la transmission des données, cependant, les systèmes IR utilisent la lumière Infrarouge, qui est proche de la visibilité dont la longueur d'une onde est varié entre 850 nm et 950 nm. Il est possible grâce à la technologie infrarouge d'obtenir des débits allant de 1 à 2 Mbps en utilisant la modulation PPM (pulse position modulation). La propriété de non passage des ondes infrarouges à travers les murs, rend les systèmes IR plus adaptables aux environnements fermés (indoor) en plaçant un point d'accès au niveau de chaque classe dans un bloc d'enseignement par exemple, sans avoir d'interférence entre les cellules de radiation des points d'accès [5], [6].

### OFDM

L'OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) est une technique de modulation prometteuse pour la transmission sans-fil dont elle est implémentée sur 802.11a, 802.11g et le standard Européen HiperLAN. La technique consiste à diviser un canal en sous canaux et transmettre en parallèle les données sur ces sous canaux en obtenant donc un débit plus élevé.

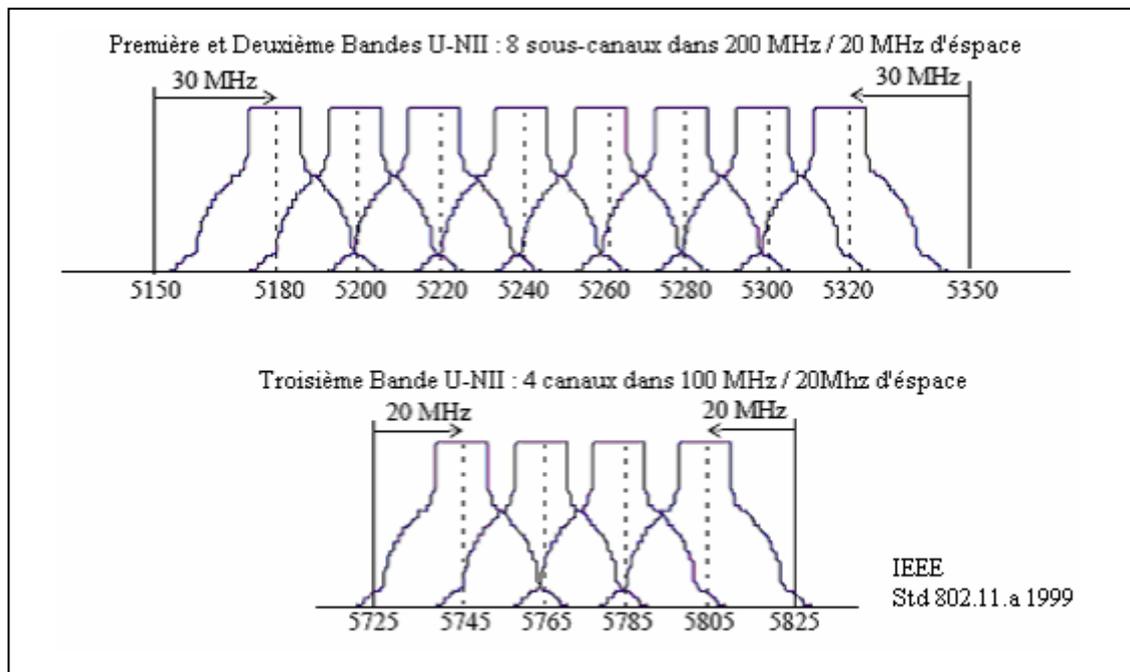


Figure 1.10 Plan de fréquence des canaux OFDM dans le Standard IEEE 802.11a

Afin d'implémenter OFDM sur le 802.11a, la FCC<sup>1</sup> (Federal Communications Commission) a divisé les 300 MHz de la bande U-NII (5 GHz) en trois domaines distingués de 100 MHz sur

<sup>1</sup> C'est une commission aux Etats Unies chargé de contrôler le spectre utilisé par les réseaux sans-fil.

les bandes de fréquences suivantes 5.15 GHz - 5.25 GHz, 5.25 GHz - 5.35 GHz et 5.725 GHz - 5.825 GHz. Chaque domaine est constitué de 4 canaux indépendants dont la largeur de chacun est 20 MHz. Chaque canal est divisé, lui aussi, en 52 sous canaux où un sous canal occupe 300 kHz de largeur. Les bits de données sont encodés et modulés dans chaque sous canal, puis les 52 sous canaux transmettent les signaux modulés en parallèle [6], [7].

Le débit de transmission maximum est 54 Mbps qui est une amélioration significative par rapport au 11 Mbps de la technologie DSSS. Les types de modulation possibles avec OFDM sont BPSK, QPSK, 16-QAM et 64-QAM.

### 4.3. Sous couche MAC

À un moment donnée, une seule station qui peut transmettre les données sur un canal de transmission. Dans le cas contraire, on aura une collision des données et par conséquent l'information transférée sera détruite. Ce problème est traité par la sous couche MAC (Médium Access Contrôle) qui signifie le contrôle d'accès au médium. Les recherches d'accès au médium sur les réseaux sans-fil ont été commencées pour la première fois en 1970 avec le protocole Aloha. L'idée est simple : une station envoie ses données sur le canal associé, s'il y a une collision, la station retransmet les données après une durée aléatoire. Les performances de ce premier ont été faibles en terme de débit et la forte probabilité de collision. L'algorithme CSMA, qui a venu après, a proposé d'écouter le canal avant d'initier une transmission. Cet algorithme a montré une amélioration par rapport au Aloha et prend donc son chemin dans les réseaux filaire avec la version amélioré CSMA/CD (Collision Détection ou, en français, détection de collision) et dans les réseaux sans-fil avec la version CSMA/CA [5], [1], [2], [3], [4].

#### 4.3.1 Les types des protocoles MAC

Les protocoles MAC peuvent être classifiés en deux grandes catégories : les protocoles distribués et les protocoles centralisés. Les premiers peuvent être utilisés dans n'importe quelle architecture, tandis que les deuxièmes ne s'appliquent qu'aux architectures centralisées.

##### a. Les protocoles distribués (Distributed coordination function)

L'algorithme le plus connu dans ce type est CSMA/CA. On cite aussi : DFWMAC (Distributed foundation wireless medium access control) et EY-NPMA (Elimination yield - Non-preemptive priority multiple access) [4]. Le terme distribué signifie que les stations sont en concurrence pour accéder au canal en se basant sur des techniques aléatoires.

##### CSMA/CA

Les méthodes d'accès DCF (Distributed Coordination Function) sont basées sur le principal algorithme CSMA/CA (Carrier Sense Medium Access / Collision Avoidance). Une station qui désire d'envoyer des données sur un canal, doit d'abord écouter si ce canal (médium) est libre ou occupé et attendre pendant une période appelée DIFS (Distributed InterFrame Spacing), la station commence à transmettre les données si le médium est vide.

Une station d'un réseau sans-fil doit suivre les deux règles ci-dessous :

- La station doit transmettre les données seulement si son mécanisme d'accès détermine que le médium est vide au moins pendant une durée DIFS.
- Dans l'ordre de minimiser la probabilité de collisions entre les stations, une station qui trouve que le médium est occupé sélectionne un nombre aléatoire (qui va désigner la date pour revenir) appelé Backoff. Ce dernier représente la date de retour pour écouter si le médium est vide. Dès que le médium soit vide, la station envoie son paquet de données. Si le paquet est correctement reçu, la destination envoie un acquittement (ACK) après une période fixe connue par SIFS (Short InterFrame Spacing). Le SIFS est conçu plus petit que DIFS de manière d'avoir plus de priorité aux paquets d'acquiescement. Lorsque l'acquiescement n'est plus reçu par la station émettrice, on déduit qu'une collision est survenue. La station tente de retransmettre le paquet, lorsque le canal sera libre après une période : DIFS plus le Backoff (Figure 1.11).

On considère que le temps est discret en unités appelées *Slots* dont une station ne transmet les données qu'au début de chaque slot. Le slot est conçu de manière que sa durée est suffisante pour qu'une station puisse détecter la transmission des paquets par une autre station. La durée du slot dépend de la couche physique, le délai de propagation et le temps nécessaire de la transmission à la réception.

DCF adopte aussi un schéma exponentiel. Pour chaque transmission d'un paquet, le paquet est choisi de manière uniforme sur  $(0, w-1)$ . La valeur  $w$  est appelée *contention windows* (fenêtre de contention). Dans la première tentative d'accès,  $w$  est égale à  $CW_{min}$  (fenêtre de contention minimale). Après chaque échec de transmission, la valeur de  $w$  se redouble jusqu'à la valeur maximale  $CW_{max}$ .

Cet Algorithme est renforcé par un mécanisme RTS/CTS (Request To Send/ Clear To Send) qui sert à minimiser le risque de collisions. Ce mécanisme est mise en place pour traiter le problème des stations cachées. Une station cachée est une station qui est à la portée du récepteur, mais hors portée de l'émetteur. Les stations cachées augmentent la chance de collisions, réduisant ainsi l'efficacité de l'utilisation du canal. RTS/CTS est adapté aux transmissions multicast et broadcast contrairement à l'utilisation de l'acquiescement qui devient plus inconvenable à ce contexte.

Avant la transmission d'un paquet, la station envoie un RTS au récepteur pour réserver le canal, le récepteur répond à la source si elle est prête et le canal sera réservé. Les autres stations écoutant RTS/CTS ne peuvent accéder au médium qu'après la fin de la réservation du canal.

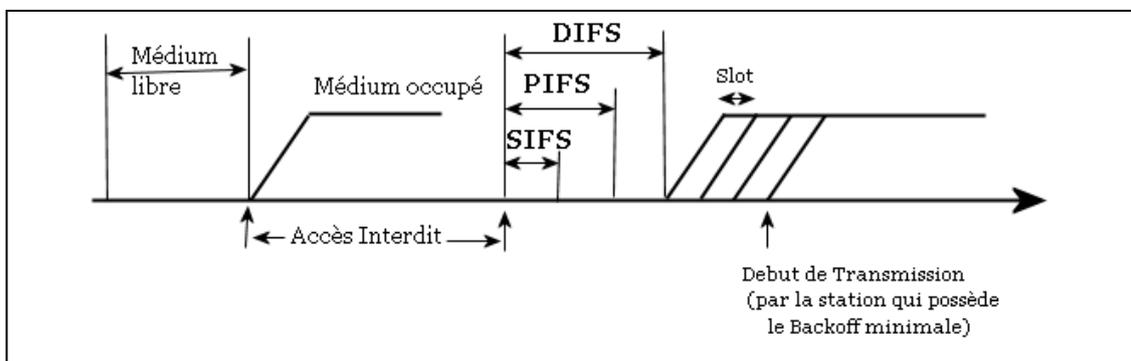


Figure 1.11 Méthode de base d'accès au médium

## b. Les protocoles centralisés (Polling coordination function)

Les méthodes d'accès PCF (Polling coordination function) sont implémentées dans les architectures centralisées avec infrastructure. Grâce à un coordinateur, le canal est alloué à une seule station pendant que les autres stations n'ont pas droit d'accès qu'après la permission du coordinateur. La tâche du coordinateur est assurée par les points d'accès dans les architectures avec infrastructure, cependant, cet algorithme n'est pas adaptable aux systèmes ad hoc.

Le mécanisme d'accès PCF utilise le protocole interrogation / Réponse (poll/response) pour gérer l'accès au médium partagé. Une station qui désire accéder au médium envoie une requête au coordinateur (AP), si la station reçoit une permission elle accède au canal, dans le cas échéant elle attend la permission pour accéder.

Les mécanismes PCF peuvent aussi fonctionner en utilisant le protocole de jeton. Le jeton circule indéfiniment entre les stations. Une station qui désire entrer au canal, ne peut accéder sauf qu'elle possède le jeton, la circulation du jeton serait bloqué jusqu'à la station libère le canal.

En effet, l'accès au médium en 802.11 est basé sur l'alternation des deux approches en spécifiant des périodes pour l'accès PCF, et des périodes pour l'accès DCF. Le système déclenche l'accès PCF si le service garanti est nécessaire pour la transmission des données. Dans le cas ordinaire, le mécanisme d'accès DCF est préférable à cause de sa performance par rapport au PCF.

## 4.4. Les versions successeur de la 802.11

### a. 802.11b

Après la standardisation du IEEE 802.11 en 1997, le 802.11b a été suivi en 1999 comme deuxième version compatible à la première. C'est le premier réseau sans-fil qui a été commercialisé et déployé largement dans le monde (connu par le logo Wi-Fi<sup>1</sup>). Pour communiquer au niveau physique, l'étalement de spectre est assuré par la technique DSSS (Direct Sequence Spread Spectrum) pendant que les deux autres techniques FHSS et RI ne sont pas intégrés dans cette version. Le débit maximal peut atteindre 11 Mbps en opérant sur la bande ISM<sup>2</sup> (Industrial, Scientific and Medical Band) dont la fréquence des ondes est de 2.4 GHz. Le débit dépend de la distance, il diminue avec l'augmentation de la distance de 11 Mbps à 1 Mbps jusqu'à qu'il soit nul à l'environ de 30 mètres.

Le taux élevé du débit en 802.11b par rapport au 802.11 est une conséquence d'utilisation d'une technique de codage différente. Le codage CCK (Complementary Code Keying) au lieu de l'ancien codage (Barker Code) a permis d'augmenter la quantité des données échangées par l'unité de temps.

Au niveau de la couche MAC, le 802.11b utilise la technique d'accès au médium de transmission CSMA/CA. Avant d'envoyer une trame, la station doit d'abord écouter le médium pour identifier si une autre station est en cours de transmettre des trames. Si

---

<sup>1</sup> Wi-Fi n'est pas un type de réseaux sans-fil, mais plutôt qu'un logo d'alliance de fabricants respectant le standard 802.11b et ces successeurs.

<sup>2</sup> Est une partie du spectre Radio qui peut être utiliser par n'importe qui sans avoir une licence dans la majorité des pays de monde.

le médium est occupé, la station revient après une durée de temps déterminée de manière aléatoire et refait la procédure d'écoute. La trame est transmise lorsque le médium sera libre.

### b. 802.11a

Le IEEE 802.11a décrit les équipements des réseaux locaux sans-fil opérant sur la bande UNII (5 GHz). La transmission des ondes Radio sur la bande UNII conduit automatiquement à l'incompatibilité des dispositifs décrits par 802.11 avec les dispositifs obéissants aux autres séries 802.11. Le motif est simple : les systèmes utilisant 5 GHz ne vont plus communiquer avec ceux de 2.4 GHz. En utilisant la bande U-NII, les stations sont capables d'atteindre un débit de 6, 9, 12, 18, 24, 36, 48 et 54 Mbps grâce à la technologie OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing).

En effet, la différence entre la 802.11a et la 802.11b localise seulement au niveau physique, car au niveau MAC, la 802.11a utilise la même technique d'accès au médium CSMA/CA que la version précédente [1], [3], [5].

### c. 802.11g

La 802.11g offre un taux de débit élevé de 54 Mbps qui est comparable à celui de 802.11a. Le plus important est que la 802.11g est compatible au 802.11b, d'autre terme, les fréquences Radio sont transmises sur la même bande ISM (2.4 GHz) que ce soit pour 802.11b ou 802.11g. L'haute débit est réalisé grâce à l'utilisation de la technique de codage OFDM au niveau physique. Les équipements décrits par la 802.11g font le choix entre la technique OFDM et CCK et Braker Code pour assurer la compatibilité avec les versions précédentes.

La couche MAC utilise toujours la même technique d'accès au médium pour toutes les versions 802.11, et donc la différence entre les versions 802.11 se positionne juste au niveau physique [1], [5].

## 5. HiperLAN

L'Europe a développé son propre standard de réseaux sans-fil. HiperLAN est un standard WLAN défini par le comité RES-10 du projet BRAN (Broadband Radio Access Networks) de l'ETSI en 1998. Le nom HiperLAN est l'acronyme de High Performance LAN. Il se compose de deux versions HiperLAN1 et HiperLAN2 qui coexistent. HiperLAN1 ne verra probablement pas le jour et restera une norme. Hiperlan2 est soutenu par l'H2GF (HiperLAN2 Global Forum) fondé en 1999 par Bosch, Dell, Ericsson, Nokia, Teliaet Texas Instrument. Ils ont été rejoints un an après par d'autres industriels (Canon, Motorola et encore Samsung). Les géants Cisco, Intel, Lucent ou Nortel sont toujours absent de ce forum. HiperLAN2 est incompatible avec le WiFi car ils n'utilisent pas la même bande de fréquences.

Cette norme est assez similaire au 802.11a, elle utilise la bande de fréquences de 5 GHz et la technique OFDM. Le groupe 802.11h travaille à la mise au point de mécanismes qui permettraient de faire coexister les normes incompatibles.

## 5.1. Architecture générale

La pile protocolaire d'HiperLAN2 est constituée de trois couches qui lui spécifiée. Chaque couche est divisée en 2 plans : plan utilisateur et plan contrôle comme le montre la figure 1.12.

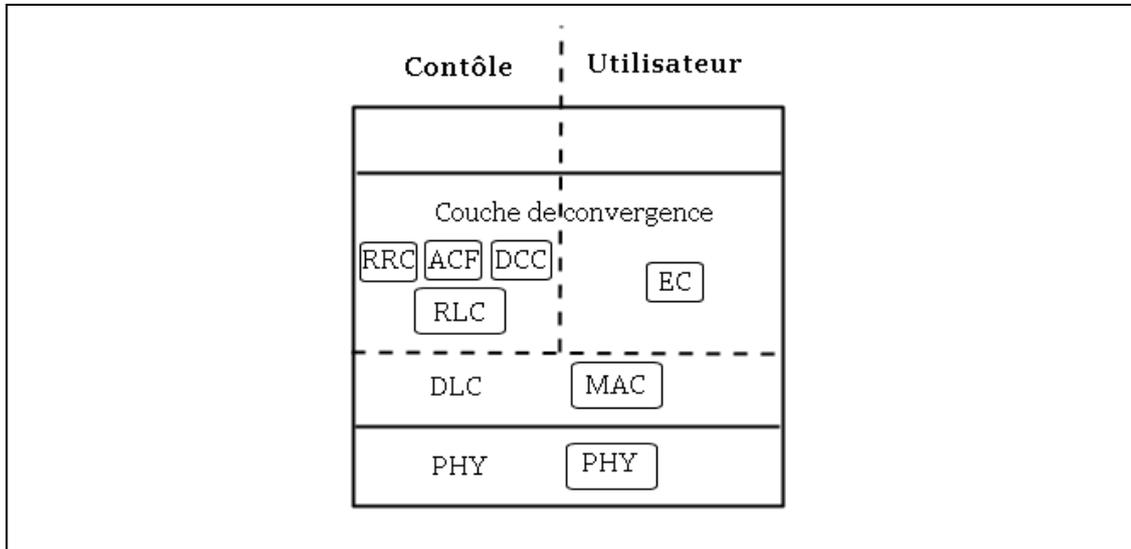


Figure 1.12 Couches spécifiées au HiperLAN2

Le plan utilisateur inclut les fonctions qui sont chargées de la transmission du trafic au dessous la connexion établie. Par ailleurs, le plan contrôle est lié aux fonctions de contrôle, d'établissement, de libération et de modification de connexions.

Les trois couches HiperLAN2 sont : PHY, DLC et couche de convergence (CL) qui est une partie de DLC. La couche physique offre les fonctions de transport des données à travers l'aire et la modulation en fréquences Radio. OFDM est utilisée au niveau de cette couche à cause de sa bonne performance. La couche DLC assure la tâche de correction des erreurs, le contrôle du lien Radio et l'accès au médium utilisant la sous couche MAC.

La couche de convergence CL permet d'adapter le réseau HiperLAN avec un réseau local quelconque (Ethernet, ATM,...). La fonction de segmentation et de réassemblage (*Segmentation And Reassembling Function SAR*) transforme des paquets de la couche supérieure de taille variable en paquets de taille fixe pour la couche DLC. Cette fonction permet d'attacher le réseau HiperLAN2 avec des réseaux filaire comme ATM, Ethernet, Internet,...

### Architecture du système

Le système est structuré généralement en mode centralisé. Mais dans certains cas, la connexion entre deux stations est permise s'ils sont au niveau de la même cellule.

Les entités principales qui doivent se présenter dans un système centralisé sont :

- Stations mobiles STA.
- Points d'accès AP.

## Spécification du système

Les caractéristiques principales d'HiperLAN sont décrites dans la table 1.2.

Spectre	5 GHz
Débit maximum (physique)	54 Mbps
Débit au niveau couche3	32 Mbps
MAC	Contrôle centrale TDMA/TDD
Réseau filaire supporté	ATM / Ethernet / UMTS

**Table 1.2 Spécifications originales d'HiperLAN**

## 5.2. Couche Physique

Le format de transmission de base dans la couche physique, comme il était mentionné, est effectué par la technologie OFDM. Les signaux sont modulés et démodulés par BPSK, QPSK et 16-QAM [4].

## 5.3 Couche DLC

La couche DLC représente un lien logique entre le point d'accès et les stations dont ils sont l'associé. La couche DLC implémente une politique de service qui prend en charge les facteurs de qualité de service de chaque connexion, qualité de canal, nombre de stations et le partage du médium avec d'autres réseaux qui opèrent sur le même espace. DLC fonctionne en mode connexion et son principale objectif est maintenir la qualité de service sur un circuit virtuel.

### Sous-couche MAC

Pour répondre aux besoins de Qualité de Service, la couche MAC utilise un Algorithme centralisé pour accéder au médium basé sur TDMA/TDD. Le point d'accès contrôle l'allocation du canal et détermine si deux stations peuvent échanger directement les données. Les stations demandent un canal selon la capacité de transmission qui leur conforme.

## 5.4 Couche de convergence

La couche de convergence sert à l'adaptation des services de la couche supérieure avec la couche DLC. Cette couche permet de lier le réseau sans-fil au réseau filaire comme ATM, 802.3 ou autres. Pour les réseaux ATM, la couche de convergence au niveau du point d'accès se comporte comme une passerelle. Les données qui viennent du réseau sans-fil (couche DLC) sont transformées en forme de trames ATM utilisable par le réseau ATM. Dans le sens inverse, les trames ATM venant du réseau filaire doivent fragmenter en paquets DLC.

## 6. MMAC-PC

C'est l'abréviation de Multimédia Mobile Access Communication System – Promotion Council. L'objectif primordial du MMAC-PC est la disposition d'une transmission haut débit

des informations multimédia et de haute qualité de service à n'importe moment et n'importe où de manière similaire aux réseaux de fibre optique.

Quatre segments sont pris en charge par ce standard :

- Réseaux sans-fil haut débit : ils sont des systèmes de communication de mobiles qui sont capables de transmettre 30 Mbps utilisant la bande 25-/40-/60 GHz avec une largeur de bande de 500 MHz 1000 MHz. Les espaces de services de ce type de réseau sont public (outdoor) ou privé (indoor). Seulement la mobilité des piétons qui est supportée. Les stations sont des PDA (Personal Digital Assistant) ou des équipements similaires.
- L'ultra débit des *WLAN* : c'est un réseau sans-fil capable de transmettre 156 Mbps utilisant la bande 60GHz. La largeur de bande allouée est entre 1 et 2 GHz. Il peut être utilisé dans les conférences TV de bonne qualité. Les PC de bureau et les stations de travail sont des stations potentiels pour ce type de réseaux.
- Accès sur la bande 5 GHz : Ceux sont les réseaux sans-fil connectés aux réseaux ATM et Ethernet qui utilisent la bande 5 GHz. Chaque système peut transmettre des données multimédia de 25 Mbps. Les terminaux comme les PC de Poche (PDA) et les PC portable sont applicables à ces spécifications. En principe IEEE 802.11 offre une plateforme générale pour la couche physique et la couche MAC.
- Réseau sans-fil domestique : il peut transmettre jusqu'à 100 Mbps utilisant les fréquences 5-/25-/40-/60 GHz sur une largeur de bande de plus de 100 MHz. Son utilisation est prévue pour la transmission des informations audio-visuelles.

## 7. Conclusion

Cette étude des réseaux locaux sans-fil nous a permis d'avoir une vue globale sur les classes *WLAN* et les techniques de transmission utilisées par la technologie sans-fil.

En effet, la conception et la planification des réseaux *WLAN* dépend de la classe du réseau et les techniques de transmission utilisées. Lors la classification des *WLAN*, il est aisé de constater que la conception est liée aux réseaux avec infrastructure où on cherche les positions des PA à l'intérieur d'un bâtiment. Cependant la conception d'un réseau Ad hoc n'est pas possible à cause la structure non statique de ce réseau.

La présentation des techniques de transmission permet, elle aussi, de faciliter la tâche de conception des *WLAN*, par exemple, dans le cas d'utilisation des ondes infrarouges pour la communication, le concepteur doit prendre en compte que ce type d'ondes ne traverse pas les murs. Par contre, l'utilisation des ondes Radio pouvant traverser les obstacles, rend le problème de la conception plus compliqué.

En résumé, une connaissance des classes et des caractéristiques des réseaux locaux sans-fil est nécessaire pour concevoir un réseau sans-fil à l'intérieur d'un bâtiment.

## CHAPITRE 2

OPTIMISATION MULTI-OBJECTIF & ALGORITHMES  
GENETIQUES

## 1. Introduction

Les problèmes d'optimisation rencontrés en pratique sont rarement uni-objectif. Il y a généralement plusieurs critères contradictoires à satisfaire simultanément. L'optimisation multi-objectif s'intéresse à la résolution de ce type de problèmes. L'optimisation multi-objectif cherche donc à optimiser plusieurs composantes d'un vecteur fonction objectif. Contrairement à l'optimisation uni-objectif, la résolution d'un problème multi-objectif (PMO) ne cherche pas à une solution unique, mais un ensemble de solutions connu par l'ensemble des solutions Pareto optimales<sup>1</sup> (PO).

Les algorithmes génétiques constituent un outil adéquat pour l'optimisation multi-objectif permettant de découvrir l'ensemble de solutions PO. La difficulté présentée par les méthodes exactes concernant le temps de calcul n'est pas posée dans ce cas. Malgré qu'il n'est pas garanti d'aboutir à l'optimalité des solutions, l'utilisation des AG reste plus efficace que les méthodes exactes.

## 2. Définitions [11], [9], [12], [29]

Un problème multi-objectif PMO peut être défini comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Min } f(x) &= (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \\ x &\in C \end{aligned}$$

Où  $n \geq 2$  est le nombre de fonctions objectif.  $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$  est le vecteur représentant les variables de décision.  $C$  représente l'espace de solutions acceptables et qui ne violent pas les contraintes du problème.  $f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$  est le vecteur objectif à minimiser.

*Définition1* : une solution  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  domine une solution  $z = (z_1, z_2, \dots, z_2)$  ssi :

$$\forall i \in [1..n] \quad y_i \leq z_i \quad \text{et} \quad \exists i \in [1..n] / y_i < z_i$$

*Définition2* : une solution  $x^* \in C$  est Pareto optimale ssi il n'existe pas une solution  $x \in C$  tel que  $f(x)$  domine  $f(x^*)$ .

---

<sup>1</sup> Cette appellation est référencie à l'économiste Pareto.

Cette définition de solution Pareto signifie qu'il n'est pas possible de trouver une solution qui améliore les performances sur un critère sans que cela entraîne une dégradation des performances sur au moins un autre critère.

*Definition 3* : un voisinage  $V$  est une fonction  $V: C \rightarrow P(C)$ , qui associe pour chaque  $x \in C$  un sous ensemble  $V(x)$  de  $C$  des voisins de  $x$ .

*Definition 4* : une solution  $x$  est localement Pareto optimale ssi  $\forall w \in V(x)$ ,  $w$  ne domine pas  $x$ .

### 3. Choix de la méthode d'aide à la décision

La résolution d'un problème multi-objectif, menant à la détermination d'un ensemble de solutions Pareto, nécessite de faire intervenir l'humain à travers un décideur pour le choix final de la solution à garder.

Ainsi, avant de se lancer dans la résolution d'un problème multi-objectif, il faut se poser la question du type de méthode d'optimisation à utiliser. En effet, on peut répartir les méthodes de résolution de problèmes multi-objectif en trois familles, en fonction du moment où intervient le décideur. Ainsi nous pouvons trouver les familles suivantes:

**Les méthodes d'optimisation à priori** : dans ce cas, le compromis que l'on désire faire entre les objectifs a été défini avant l'exécution de la méthode. Ainsi une seule exécution permettra d'obtenir la solution recherchée. Cette approche est donc rapide, mais il faut cependant prendre en compte le temps de modélisation du compromis et la possibilité pour le décideur de ne pas être satisfait de la solution trouvée et de relancer la recherche avec un autre compromis.

**Les méthodes d'optimisation progressive** : ici, le décideur intervient dans le processus de recherche de solutions en répondant à différentes questions afin d'orienter la recherche. Cette approche permet donc de bien prendre en compte les préférences du décideur, mais nécessite sa présence tout au long du processus de recherche.

**Les méthodes d'optimisation à posteriori** : dans cette troisième famille de méthodes, on cherche à fournir au décideur un ensemble de bonnes solutions bien réparties. Il peut ensuite, au regard de l'ensemble des solutions, sélectionner celle qui lui semble la plus appropriée. Ainsi, il n'est plus nécessaire de modéliser les préférences du décideur (ce qui peut s'avérer être très difficile), mais il faut en contrepartie fournir un ensemble de solutions bien réparties, ce qui peut également être difficile et requérir un temps de calcul important (mais ne nécessite pas la présence du décideur).

Nous nous placerons dans le cadre de cette troisième famille de méthodes où la modélisation des préférences n'est pas requise et où le procédé d'optimisation doit être puissant à fin de fournir l'ensemble de solutions Pareto optimales ou à défaut une très bonne approximation de la frontière Pareto.

Dans ce type de méthodes, deux phases importantes sont à considérer : la phase de recherche de l'ensemble des solutions Pareto optimales, que nous appellerons de façon abusive **résolution du problème d'optimisation** et la phase de choix parmi ces solutions, qui relève de l'aide à la décision. Cette deuxième phase ne sera pas traitée dans notre travail.

## 4. Structure du front Pareto

L'objectif est donc de fournir au décideur un ensemble (le plus complet possible) de solutions Pareto, afin qu'il puisse ensuite choisir les solutions qui le s'intéressent le plus. Une question se pose donc sur la nature de ces solutions Pareto et la nécessité de les obtenir toutes. Une étude de la frontière Pareto doit donc être réalisée.

### Front minimal / front maximal complet

La définition de front se réfère à l'espace des objectifs. Une solution appartient au front si elle n'est dominée par aucune autre solution réalisable. Lorsque deux solutions ont exactement les mêmes valeurs pour l'ensemble des objectifs, elles sont équivalentes dans l'espace objectif, mais peuvent correspondre à deux solutions différentes dans l'espace décisionnel. Une question importante est de savoir s'il est intéressant de garder ces deux différentes solutions.

La réponse peut dépendre du contexte (type de problème étudié) en plus de la volonté des décideurs:

- Lors de la résolution d'un problème comportant énormément de solutions Pareto, il peut être préférable de privilégier une bonne approximation de l'ensemble de la frontière et donc favoriser la diversité (du côté objectif) des solutions retenues.
- Au contraire, lorsque la frontière Pareto comporte peu de solutions, afin d'avoir une bonne représentation de l'ensemble des solutions non dominées, il sera intéressant de rechercher les solutions de même valeur.

Nous parlerons alors de recherche du **front minimal**, dans le premier cas, et du **front maximal complet**, dans le second.

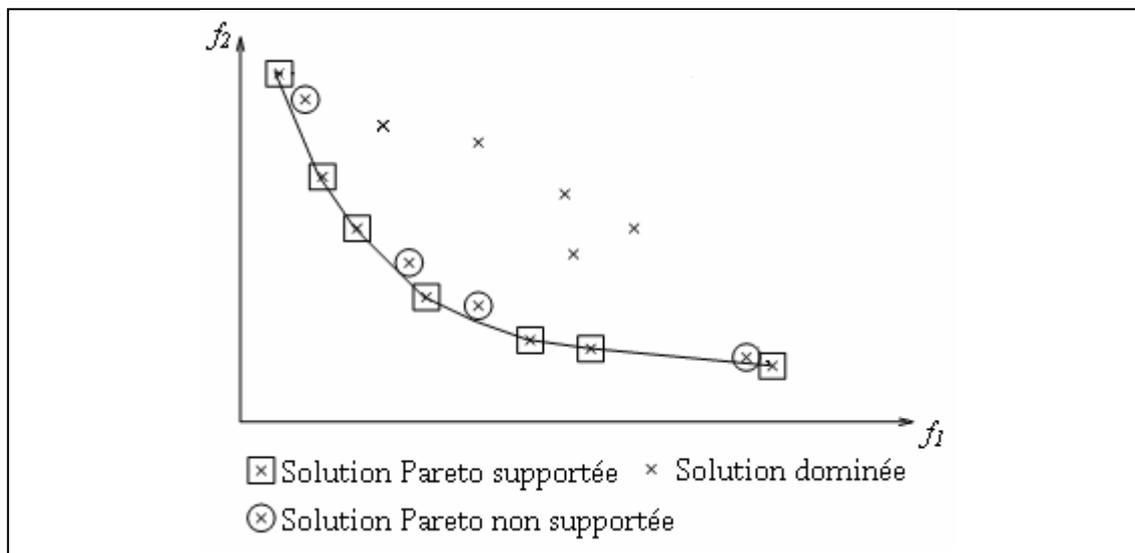


Figure 2.1 Représentation des différents types de solutions en bi-objectif.

### Solutions supportées / non supportées

Sur le front Pareto, deux types de solutions peuvent être différenciées : les solutions supportées et les solutions non supportées. Les premières sont celles situées sur l'enveloppe convexe de l'ensemble des solutions (voir Fig.2.1) et peuvent donc être trouvées à l'aide d'une agrégation linéaire des objectifs. Elles sont donc plus simples à obtenir que les solutions non supportées. D'ailleurs, les premiers travaux en optimisation combinatoire

multi-objectif se sont pour la plupart focalisés sur la recherche de ces solutions supportées en optimisant des combinaisons linéaires des objectifs utilisant différents vecteurs de poids. Alors pourquoi ne pas se satisfaire des solutions supportées? Tout d'abord parce que ces solutions peuvent ne représenter qu'un petit sous-ensemble des solutions efficaces. De plus, ces solutions supportées ne sont pas forcément bien réparties le long du front et ne représentent pas toujours un bon compromis. Donc, si l'on veut obtenir des solutions de bon compromis entre les objectifs, il est nécessaire de considérer les solutions Pareto non supportées.

## 5. Classification des méthodes d'optimisation

L'optimisation (multi ou uni-objectif) se compose de deux type de problèmes :

- Optimisation combinatoire
- Optimisation continue.

L'optimisation est combinatoire lorsque les valeurs des variables (solutions) sont discrètes, par contre, elle est continue lorsque les valeurs des variables sont continues. Les problèmes d'optimisation qu'ils soient combinatoires ou continues peuvent être résolus par des méthodes exactes (branch and bound). Dès que la taille des variables augmente et l'espace de recherche s'explode, ces méthodes deviennent inapplicables en terme de durée de calcul lente.

Pour avoir des résultats dans des délais acceptables, les méthodes approchées ont vu le jour pour pallier à ce type de problème. Sans doute, les méthodes approchées qui ont donné des résultats convaincants sont les métaheuristiques. Les algorithmes métaheuristiques sont souvent inspirés par des phénomènes biologiques et physiques comme le recuit simulé, les algorithmes génétiques et les colonies de fourmis. Ces algorithmes ont prouvé leur réussite de résoudre des problèmes assez complexes dans la nature. La simulation et la translation de ces algorithmes vers l'informatique a aussi montré leur performance [8], [9], [10]. Le Schéma 2.1 montre la position des métaheuristiques entre les méthodes d'optimisation. Dans d'autres travaux les méthodes exactes ont été combinées avec des heuristiques afin d'avoir plus de performance [29].

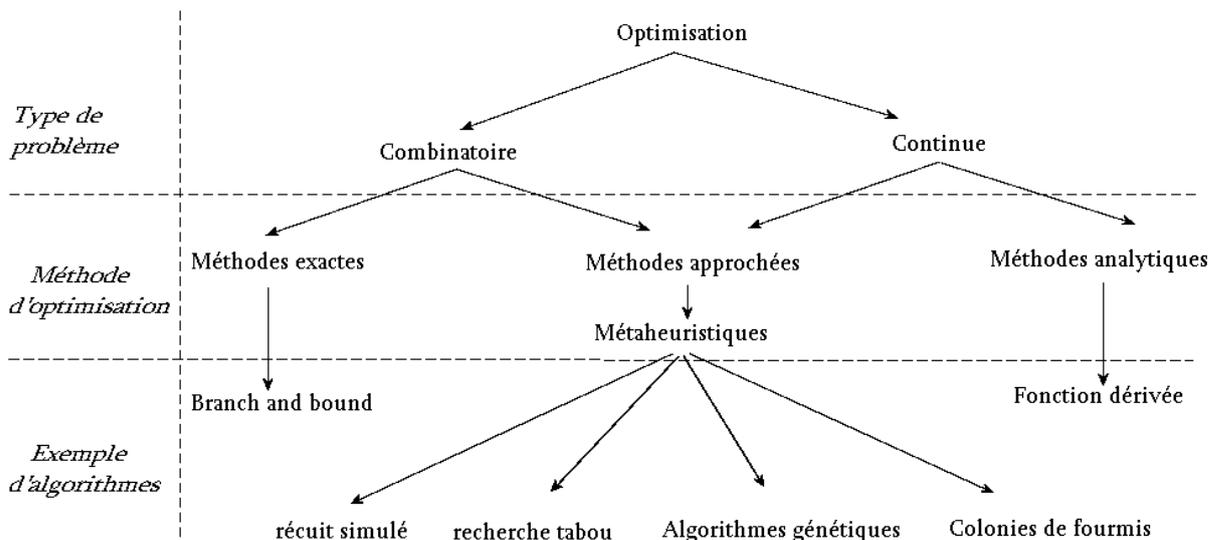


Schéma 2.1 Une Classification des méthodes d'optimisation

Ci-dessous, on cite en bref les métaheuristiques les plus répandues dans l'optimisation difficile.

### **Le recuit simulé**

Cet algorithme s'est inspiré par le phénomène physique du recuit appliqué sur les matériaux solides. Les étapes du recuit sont comme suit :

- Partant d'une solution initiale qui est choisit aléatoirement et une température initiale élevée, on calcule une solution voisine puis on évalue le coût de cette solution.
- Si le coût du voisin est moins que la solution courante, alors on prend ce point comme nouvelle solution parce qu'elle domine la solution courante.
- Dans le cas où la solution voisine ne domine pas la solution courante, on prend ce voisin comme nouvelle solution avec une probabilité  $p$  proportionnelle à la température. Cette règle permet de ne pas coincer dans des zones locales et de converger vers les solutions globales.
- Diminuer la température avec un facteur  $\alpha \in [0,1]$  (décroissance géométrique).
- Relancer toutes ces étapes tant que la condition d'arrêt n'est pas satisfaite.

Les références [8] et [9] offrent plus de détails sur le recuit simulé.

### **La recherche Tabou**

Dans l'ordre d'augmenter les performances de l'algorithme de recuit simulé, la recherche tabou pose deux modifications au niveau de l'algorithme précédant.

Premièrement, comme dans toute recherche itérative, le mécanisme de recherche doit être efficace et ne s'appuie pas sur le hasard comme le cas du recuit simulé (recherche guidée).

Le deuxième point, concevoir une recherche intelligente en implémentant le mécanisme de mémoire. Au cours de la recherche itérative, le solveur garde dans la mémoire des solutions de manière qu'il ne visitera pas ces solutions dans le futur.

### **Les algorithmes de colonies de fourmis**

Les algorithmes de colonies de fourmis proposés récemment par Colorni, Dorigo et Maniezzo [10] forment une classe de métaheuristiques pour les problèmes d'optimisation difficiles. Ces algorithmes sont inspirés par le comportement des fourmis qui disposent en réalité de capacités très limitées. Cependant, la coopération collective entre les fourmis permet de résoudre des problèmes assez difficiles. Plus précisément, il s'agit du problème de choix du chemin minimal entre le nid et une source de nourriture. Le premier algorithme de ce type de métaheuristiques *Ant System* a été appliqué sur le problème académique du voyageur de commerce.

### **Les algorithmes génétiques**

L'évolution biologique a engendré des êtres vivants complexes qui peuvent résoudre des problèmes extraordinairement difficiles comme l'adaptation continue à un environnement complexe. La capacité des espèces biologiques évoluées génétiquement de s'adapter aux environnements complexes montre la robustesse des processus génétiques et leur capacité de résoudre des problèmes extrêmement difficiles.

Les algorithmes génétiques (AG) reposent sur l'évolution d'une population de solutions au cours des générations pour obtenir une population de solutions optimales. Dans chaque génération, la population obéit aux opérations de sélection, croisement et mutation. Les AG

ont connu un grand succès et devenus un outil performant d'optimisation dans les applications d'ingénierie dans plusieurs disciplines en plus que la médecine et l'agriculture. La description des AG, qui constituent l'outil d'optimisation utilisé dans notre travail, sera plus détaillée dans les paragraphes qui suivent.

## 6. Petit état de l'art sur les métaheuristiques en optimisation multi-objectif

Les métaheuristiques ont été largement utilisées pour la résolution des problèmes multi-objectif. Ceci est d'autant plus vrai pour les algorithmes génétiques travaillant sur des populations de solutions et étant bien adaptés pour générer des fronts de solutions.

Ainsi Deb publiait un livre sur l'utilisation des algorithmes évolutionnaires pour l'optimisation multi-objectif [33].

Récemment un livre publié par Coello Coello et Lamont montre le spectre des applications multi-objectif abordées par les AG [29]. Ces applications vont du design des réseaux sans-fil, au design de circuits logiques, à l'optimisation de problèmes de voyageur de commerce. Chaque application apportant de nouveaux challenges, de nouveaux opérateurs et de nouvelles stratégies ou de combinaisons de méthodes.

**Principaux challenges** : Comme nous l'avons dit, deux aspects liés au multi-objectif sont à prendre particulièrement en compte. Il s'agit:

- Du non existence d'ordre total entre les solutions. Ainsi une question est : comment sélectionner les individus afin que ceux qui sont non dominés soient préférés aux autres ?
- De la recherche d'un ensemble de solutions et non d'une solution unique. Ainsi, comment maintenir la diversité de façon à garder dans la population suffisamment de solutions pour pouvoir approximer au mieux l'ensemble Pareto?

En ce qui concerne la sélection, il s'avère qu'actuellement, la majorité des algorithmes génétiques multi-objectif utilisent un «ranking» faisant intervenir la notion d'optimalité de Pareto. Cette notion de ranking, initialement proposée par Goldberg, propose de trier la population d'un algorithme génétique de telle façon que toutes les solutions non dominées soient de meilleur rang. Cette notion de ranking peut ensuite être implémentée de différentes façons.

Concernant le maintien de la diversité, également beaucoup d'études ont été proposées. Les différentes approches comprennent le « sharing » ou « niching » dans l'espace objectif, le clustering, des notions de répartition géographique, l'utilisation de l'entropie... De même, différents auteurs ont également choisi de limiter la reproduction entre individus différents permettant ainsi de générer des enfants variés.

**Evolution des algorithmes génétiques multi-objectif** : Suite au premier travail recensé dans le domaine, consistant en la proposition de l'algorithme VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) par Shaffer en 1984-85 [31] [32], la proposition de Goldberg consistant à utiliser la notion d'optimalité de Pareto dans la sélection a été suivie [32]. Ceci a donné naissance à différents algorithmes génétiques multi-objectif. Nous pouvons citer MOGA[30], NSGA[31] ou encore NPGA [32]. Dans ces algorithmes, la qualité d'une solution est évaluée en fonction de sa dominance au sein de la population et la diversité maintenue à l'aide de stratégie de « niching ». Puis, dans le but d'assurer la convergence vers le front Pareto, la question de préservation de l'élite est devenue fondamentale. Ainsi de nouveaux

algorithmes, pouvant faire intervenir ou non des archives de solutions non dominées ont été proposés. Nous pouvons citer parmi ces algorithmes élitistes SPEA, PAES ou encore NSGA-II [33]. Ainsi une classification des Algorithmes génétiques multi-objectif est souvent utilisée. Cette classification distingue les algorithmes non élitistes, n'ayant aucun opérateur de préservation de l'élite, des algorithmes élitistes prévoyant un opérateur préservant l'élite des solutions.

**Approches de l'optimisation multi-objectif :** Les méthodes heuristiques ne garantissent pas de trouver de manière exacte tout l'ensemble des solutions Pareto, mais une approximation, aussi bonne que possible, de cet ensemble.

Les approches heuristiques peuvent être implémentées selon trois approches pour résoudre un problème multi-objectif :

1. Les approches fondées sur la transformation du problème multi-objectif en un problème uni-objectif : ces approches comprennent les algorithmes basés sur l'agrégation qui combine toutes les fonctions de coût  $f_i$  du problème en une seule fonction de coût  $F$ . Ces approches d'optimisation nécessitent une bonne connaissance du domaine du problème pour formaliser le coût de chaque critère afin de réassembler tous les coûts en une seule fonction de coût.
2. Approches non-Pareto : ces approches transforment le problème d'origine. Elles effectuent leur recherche en traitant indépendamment chacun des objectifs. L'exemple le plus classique est l'algorithme VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm [30]). Ces méthodes ont souvent du mal à trouver les solutions de compromis entre objectifs puis qu'elles se focalisent sur les portions extrêmes du front.
3. Approches Pareto : les approches Pareto utilisent la notion Pareto optimale (définie précédemment) dans leur processus de recherche. La sélection des solutions est basée sur la notion de dominance. C'est ce type de méthodes que nous allons considérer. L'un des premiers à discuter de l'intérêt de l'utilisation de la notion de dominance pour la recherche de solutions a été Goldberg [32].

Vu que notre objectif est l'optimisation à posteriori et la génération de l'ensemble des solutions Pareto, les méthodes à base population travaillant avec un ensemble de solutions potentielles, tels que les algorithmes génétiques, sont bien adaptées à ce type de problèmes. Pour être convaincu, il suffit de prendre un aperçu sur le volume de références dans la littérature et les conférences spécifiées pour les AG [11] [12] [13] [14] [15] [16] [17] [18] [19] [20] [28] [30] [31] [32] [33] [34] [44] [45] [46] [47] [48] [49].

## 7. Eléments de base des AG

Les travaux sur les algorithmes génétiques ont été commencés en 1950. Le manque du hardware nécessaire n'a pas permis l'avancement de recherches sur les AG. C'est après la fin des années 60 que les recherches sont revenues grâce à la croissance de production en qualité ou en quantité du matériel informatique. Dès le début des années 80 les recherches sur les algorithmes génétiques ont été explosés vu aux résultats convainquants obtenus.

Holland été considéré comme le premier chercheur qui a constitué les bases de la théorie des algorithmes génétiques. Il a visé au début de modéliser et simuler le processus de la théorie d'évolution en biologie. Les recherches ont emprunté un autre chemin lorsque les tests ont montré l'efficacité des AG dans le domaine d'optimisation. Aujourd'hui, les recherches sur les algorithmes génétiques se continuent où on trouve leurs applications dans presque tous les domaines d'ingénierie.

### 7.1. Codage des chromosomes

Le codage d'un chromosome peut varier d'un problème à un autre. Il permet de représenter l'individu sous la forme d'un chromosome. Ce chromosome est constitué de gènes qui prennent des valeurs dans un alphabet binaire ou non. Il doit permettre de coder toutes les solutions de l'espace de recherche et permettre la mise en oeuvre des opérateurs génétiques. C'est ainsi que le bon déroulement des algorithmes génétiques sera assuré. Plusieurs codages sont employés dont les plus répandus : le codage binaire, le codage par valeurs et le codage par combinaisons.

### 7.2. Fonction fitness (fonction de performance)

La fonction de performance est un mécanisme de mesure qui est utilisé pour évaluer le statut d'un chromosome. Par conséquence, chaque chromosome dans l'espace de recherche est soumis à une procédure de mesure de sa performance. A partir de cette mesure de performance, on peut différencier entre les chromosomes par l'efficacité de chacun dont le rang d'un chromosome varie de l'un à l'autre. La fonction de performance est indispensable pour l'étape de la sélection dans les algorithmes génétiques.

A fin de garder les solutions efficaces dans le processus des algorithmes génétiques, la fonction fitness de performance est présentée par une application  $\Psi$  dont chacune de ces valeurs  $F$  est associé à une valeur de la fonction objectif  $O$  [12].

$$\Psi : O \rightarrow F$$

Où le domaine  $F$  inclus des valeurs supérieures à zéro.

La relation entre la fonction objectif et la fonction fitness peut être linéaire, exponentielle, ou autre.

### 7.3. Production aléatoire de la population initiale

Si on n'a aucune idée de la position de l'optimum dans l'espace d'état, on génère aléatoirement des solutions en faisant des tirages uniformes sur l'espace de recherche. Si par contre on dispose d'informations a priori sur le problème indiquant un sous domaine où l'on est sûr de trouver l'optimum, il faut alors générer les solutions dans ce sous domaine, afin d'accélérer la convergence.

A présent que nous disposons d'une population d'individus aléatoirement répartis, il nous faut être capable d'assurer la diversité de la population au cours des générations, afin d'entretenir le processus d'exploration de l'espace d'état : c'est le rôle des opérateurs de sélection, de croisement et de mutation, que nous allons à présent aborder.

## 7.4. Opérateurs de sélection

On distingue deux types de sélections dans les algorithmes génétiques tel qu'il est apparu sur la figure 2.5.

- a. La sélection pour la reproduction (ou *sélection*) qui détermine l'ensemble des chromosomes deux à deux permettant de contribuer au processus de reproduction.
- b. La sélection pour le remplacement (ou *remplacement*) qui détermine les chromosomes de la nouvelle génération. A partir de l'ensemble des chromosomes de la génération courante et les chromosomes générés par la reproduction, le remplacement constitue la nouvelle génération en gardant la taille de la population. L'élitisme est l'un des aspects du remplacement.

### Pression de sélection et vitesse de convergence

L'effet de la sélection pour la reproduction ou le remplacement, sur la performance d'un algorithme génétique est important de manière où l'algorithme peut converger vers les solutions optimales locales ou globales. La sélection sera bonne si l'algorithme ne coïncide pas dans des régions des optimums locaux et s'extraire vers des régions d'optimums globaux. Par contre, la sélection peut être piégée et pressée par la fonction fitness de manière à converger rapidement vers les solutions optimales locales et coincer dans ces régions de solutions même s'il y avait d'autres solutions plus optimales [10], [14], [16]. Il est important donc de prendre une valeur de pression qui combine entre la vitesse de convergence et la convergence vers les solutions globales.

Il existe une variété d'algorithmes de sélection dont l'objectif de tous ces algorithmes est de converger vers les solutions globales, les plus répandus sont : la sélection proportionnelle (méthode de la roulette et les méthodes stochastiques), Sélection par tournois et Sélection déterministe.

## 7.5. Opérateurs de variation

Ils permettent de créer de nouvelles solutions (chromosomes) qui constituent une nouvelle population à partir d'une population courante. Les caractéristiques de ces nouveaux chromosomes sont héritées de leurs parents. Ces deux opérateurs (croisement et mutation) sont intéressants dans la mesure où ils sont capables de prendre en charge les deux fonctions importantes suivantes :

- L'exploration de l'espace de recherche afin de découvrir des régions intéressantes qui ont de grandes chances de contenir des optimums globaux, cette fonction est connue aussi par la *diversification*.
- L'exploitation de ces régions intéressantes de façon à concentrer la recherche et découvrir les optimums avec la précision requise, c'est le principe de *l'intensification* dans les métaheuristiques.

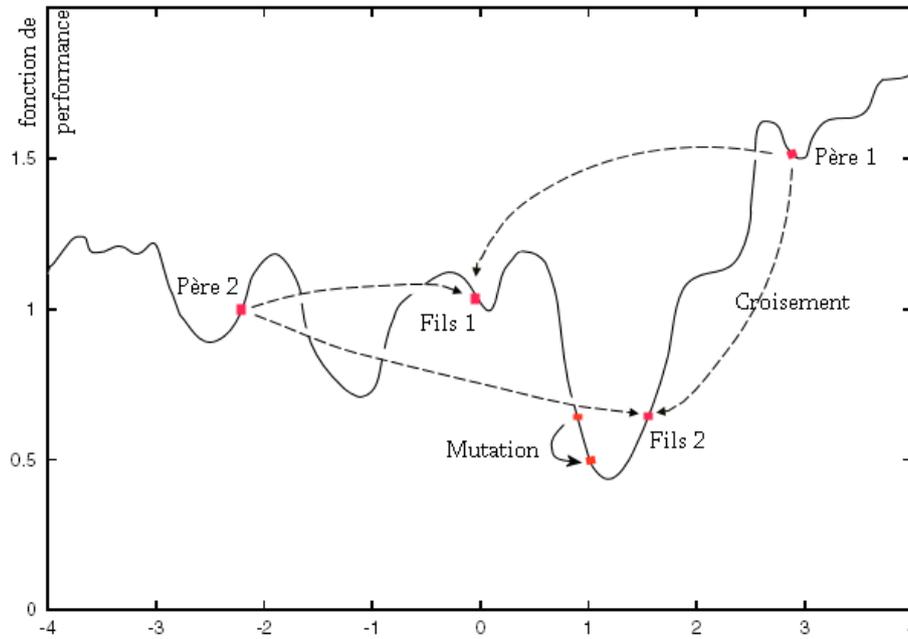


Figure 2.2 Effet de croisement et de la mutation

L'étude des *paysages de performances (fitness landscape)* aide à comprendre : dans quelle région, un opérateur est plus efficace ? Sur la figure 2.2 la mutation sera plus efficace, si elle est applicable dans les régions des minimums afin de chercher les voisins optimums. Cependant, le croisement est plus efficace lorsqu'on est dans des régions de mauvaises solutions et on veut découvrir de nouvelles régions.

### Croisement

Il permet d'engendrer deux chromosomes descendants à partir de deux chromosomes parents. L'opérateur est stochastique de manière où le croisement répété d'un même couple donnera des descendants différents.

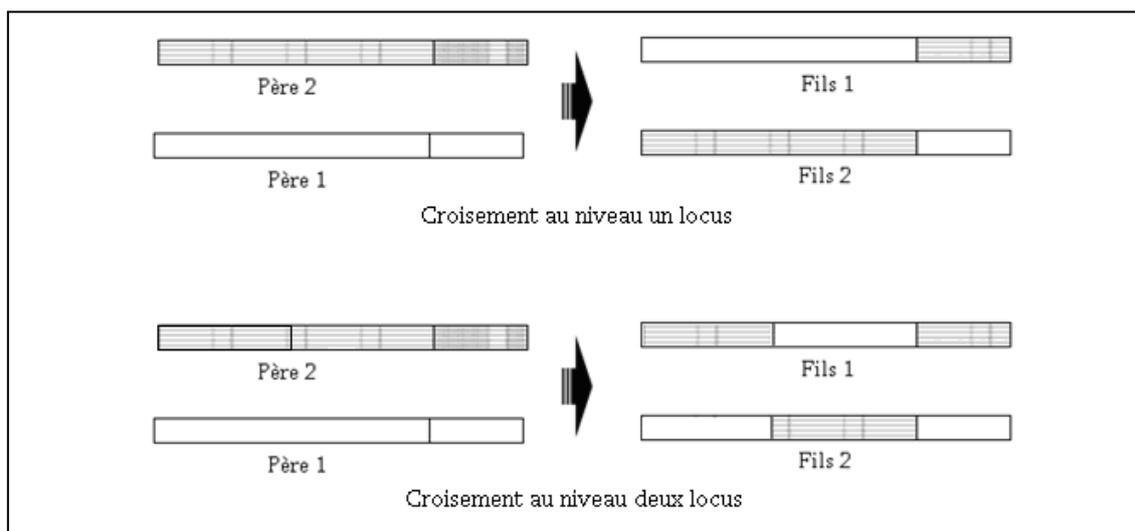


Figure 2.3 Opérateur de croisement

Le croisement le plus utilisé dans les algorithmes génétiques est celui qui recombine les deux chromosomes parents au niveau d'un seul locus (position). La figure 2.3 montre ce type de croisement. Comme il est possible aussi de recombinaison les chromosomes parents au niveau de deux locus, trois locus,....

En général, l'effet du croisement sur l'amélioration de la qualité des solutions n'est pas important. Cet opérateur est manipulé souvent pour découvrir de nouvelles régions de solutions optimales. Le taux de croisement détermine le rapport des chromosomes qui seront croisés parmi l'ensemble de la population. Deux types d'algorithmes qui existent, ceux qui définissent un taux fixe de croisement (ex : 0.8) et ceux dont le taux varie au fur et à mesure de processus de recherche. Dès que le processus se localise dans des régions de mauvaises solutions, l'algorithme augmente le taux de croisement pour la découverte de nouvelles régions. Lorsque le processus se positionne dans une région de solutions optimales, le taux de croisement doit être diminuer pour donner la main à la mutation de faire la recherche dans le voisinage.

### Mutation

Cet opérateur permet d'engendrer un nouveau chromosome à partir d'un chromosome original en modifiant un gène choisi aléatoirement. Comme le croisement, la mutation est un opérateur stochastique par le fait que la mutation du même chromosome dans plusieurs expériences donne des chromosomes différents.

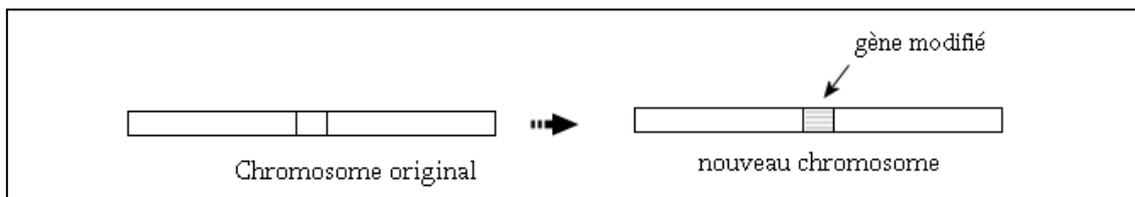


Figure 2.4 Opérateur de mutation

En général, la mutation est utilisée pour améliorer la performance d'une solution en cherchant dans le voisinage de cette solution par la modification d'un gène. Le taux de mutation peut être fixe ou varie au cours de processus de recherche. Généralement le taux de mutation est faible par rapport au taux de croisement (souvent inférieure à 0.2 pendant qu'il est supérieur à 0.6 dans le croisement).

Dans les algorithmes où la mutation varie en fonction de progression de la recherche, le taux de mutation s'augmente lorsqu'on découvre des régions de solutions optimales qui ne sont pas visitées par avant. Ce mécanisme de variation de mutation est exploité dans la recherche dans le voisinage des solutions optimales qui sont rencontrées durant la recherche.

## 7.6. Elitisme

Une stratégie élitiste consiste à conserver dans la population, d'une génération à une autre, au moins l'individu ayant la meilleure performance. Le remplacement déterministe est l'une des stratégies élitistes puisque les meilleurs individus de la population formés à partir les parents et les enfants sont choisis pour former la population de la génération suivante. La performance du meilleur individu de la population est monotone croissante de génération à une autre.

Ce type de stratégies améliore considérablement les performances d'algorithmes génétiques et assure la convergence vers les solutions optimales globales pour certaines classes de fonctions, mais ils peuvent aussi converger rapidement vers des solutions locales.

Choisir une solution non élitiste peut être un avantage, mais il n'y a pas une garantie que la fonction de performance soit croissante au cours d'évolution. Cela implique de garder dans la mémoire la meilleure solution trouvée depuis le début de l'évolution, sans que cette solution participe au processus évolutionnaire. C'est une précaution indispensable pour tout un algorithme d'optimisation stochastique.

## 7.7. Convergence des algorithmes génétiques

Un algorithme génétique converge vers l'optimum global, s'il est capable de se positionner dans le voisinage de cet optimum au moins par un individu après un nombre fini de générations. Il n'existe pas de preuve de convergence globale d'un algorithme génétique [10]. Les recherches se focalisent actuellement sur les propriétés des opérateurs de variations et de sélections à fin que la convergence soit garantie et pour déterminer la vitesse de la convergence s'il est possible. La convergence des stratégies a pu être prouvée sur des fonctions simples par une analyse de chaînes de Markov [15], [10] pour une population de chaînes binaires.

## 7.8. Caractéristiques intrinsèques des algorithmes génétiques

En effet, les algorithmes génétiques possèdent des propriétés spécifiques qui leurs permettent d'être un outil d'optimisation puissant et populaire. Les propriétés primordiales qui contribuent à renforcer les AG sont :

- Possibilité de les implémenter sur des architectures parallèles.
- Possibilité de traiter les problèmes multi-objectif.
- Leur puissance de manipuler les problèmes avec contraintes.
- Ils peuvent résoudre les problèmes multi-modaux, non différentiels, non continus ou les problèmes NP-complets.

## 8. Un simple Algorithme génétique

Après le codage des chromosomes et la formulation de la fonction de performance, l'implémentation d'un l'algorithme génétique devient possible. Les algorithmes génétiques découvrent les solutions par utilisation de population de chromosomes puis la sélection et la variation de ces chromosomes comme l'illustre la figure 2.5.

Dans un algorithme génétique, la première étape consiste à créer une population de solutions. Ces solutions peuvent être générées aléatoirement comme ils peuvent être une sortie d'un autre algorithme. La fonction de performance est appliquée pour décider quelles sont les solutions les plus attirantes.

A travers la figure 2.5, durant chaque boucle on sélectionne une sous population de la génération courante pour produire une nouvelle génération. Le taux de sélection est déterminé selon la nature du problème.

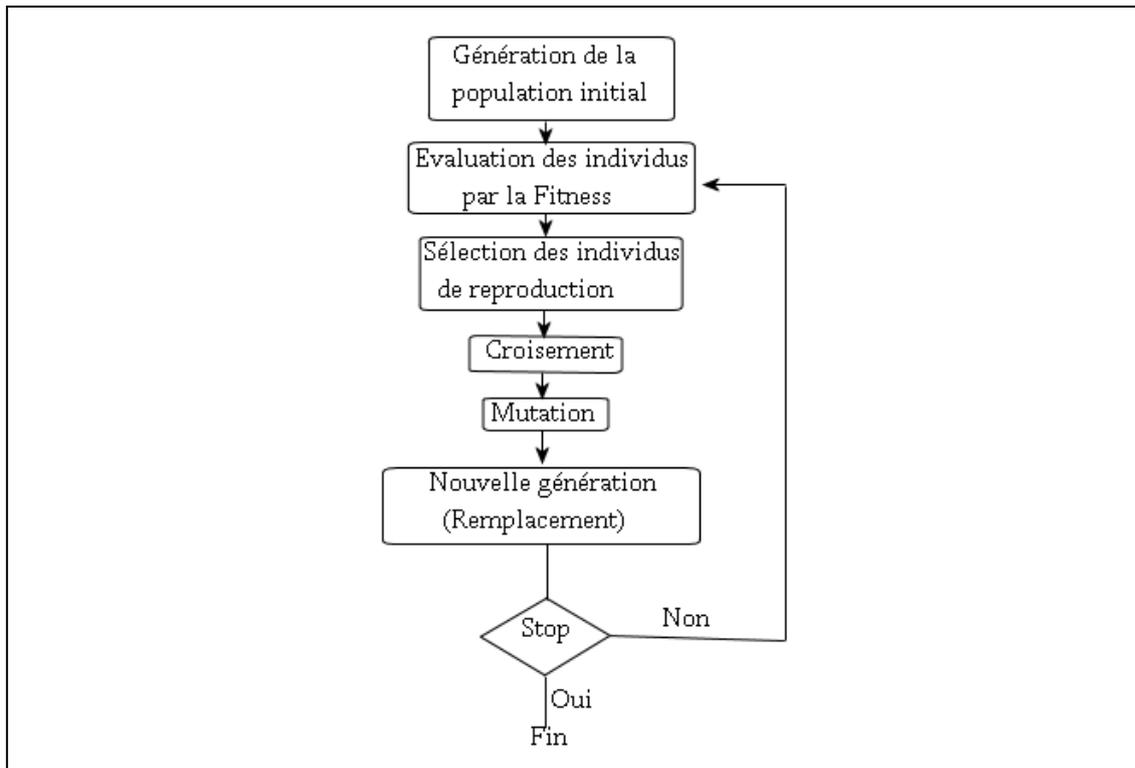


Figure 2.5 Une version simple d'un algorithme génétique

Le croisement et la mutation sont appliqués sur les chromosomes de la génération courante ce qui permet de reproduire de nouvelles solutions. La différence entre ces deux opérateurs est que le croisement est un opérateur binaire pendant que la mutation est un opérateur un aire. Les solutions reproduites et les solutions de la génération courante constituent la nouvelle génération à travers le remplacement. Cette nouvelle génération obéit aux mêmes étapes de la génération précédente.

Ce processus de bouclage permet de converger vers des solutions plus optimales. A l'aide des opérateurs de variation, on peut avoir à chaque itération une nouvelle génération de solutions différentes. Cette nouvelle génération doit inclure des solutions plus optimales que la précédente par le fait qu'on sélectionne les solutions les plus efficaces. Ce processus continue jusqu'on aboutisse aux solutions optimales localement ou globalement.

Généralement dans le cas d'autres métaheuristiques lorsqu'un algorithme découvre une région de valeurs optimales importantes, les solutions de la population sont distribuées autour cet optimum, par contre dans les algorithmes génétiques, les solutions de la population seront distribuées sur plusieurs régions de valeurs optimales.

## 9. Optimisation multi-objectif par AG

D'après les tentatives de la résolution des problèmes multi-objectif, plusieurs méthodes scalaires ont été proposées qui transforment le vecteur objectif à une seule composante objectif. Dans ce cas, les solutions obtenues sont très liées au vecteur de coefficients des objectifs.

L'utilisation des solutions non dominées ou les solutions optimales Pareto a permis de donner des résultats plus convaincants. Les AG multi-objectif se diffèrent aux AG conventionnels durant l'étape de sélection. La mutation et le croisement restent comme l'habituel. Les AG sont conformes aux problèmes d'optimisation multi-objectif puisqu'ils

utilisent une population d'individus. Ceci permet de déterminer l'ensemble des solutions Pareto.

### 9.1. Algorithme VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm)

La méthode VEGA a été présentée en 1985 par Schaffer. Dans cette approche la population est divisée en sous populations autant qu'il y a d'objectifs. Dans chaque sous population, les individus sont évalués par une fonction fitness selon l'objectif associé. Finalement, les individus sélectionnés sont mélangés et l'algorithme se passe en appliquant le reste des opérateurs génétiques. La figure ci-dessous montre les détails de la sélection de VEGA dans un problème à  $n$  objectif.

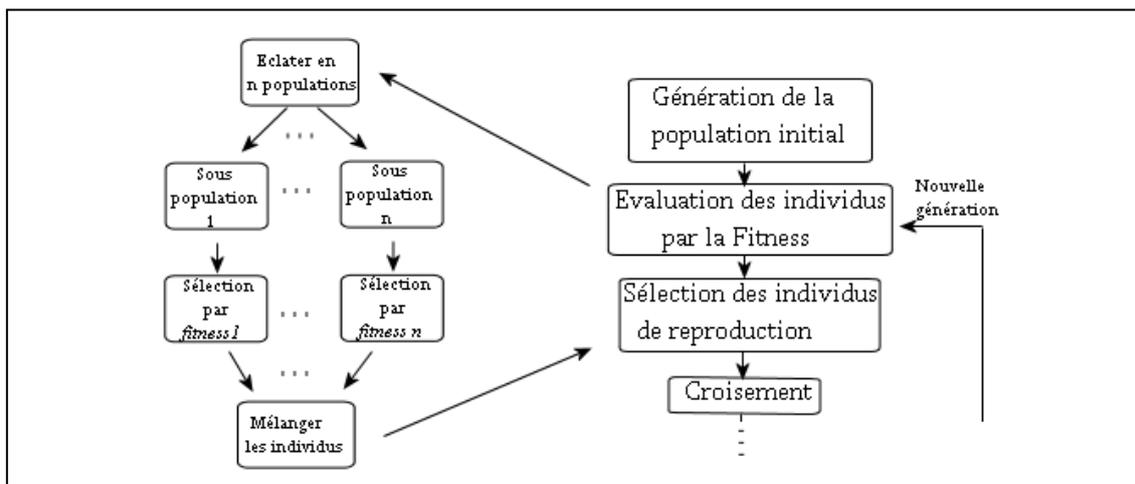


Figure 2.6 Traitement d'un problème multi-objectif avec VEGA

L'algorithme fonctionne efficacement pour quelques générations. Dès que le nombre de génération augmente, l'algorithme souffre de la déviation (dérive génétique) vers quelques individus de l'ensembles de solutions Pareto optimale [30], [31], [32].

### 9.2. Algorithme NPGA (Niched Pareto Genetic Algorithm)

La méthode a été introduite en 1994 par Horn, Naftpliotis et Goldberg [32]. Afin de répartir les solutions sur l'ensemble des solutions Pareto optimale, l'algorithme propose une sélection par *tournois de domination* en deux étapes :

- Première étape : après le choix aléatoire de  $k$  individus de la population, l'individu qui sera choisi parmi les  $k$  individus sera celui qui n'est pas dominé. Dans le cas où il existe plus qu'un individu non dominé, on passe en deuxième étape.
- Deuxième étape : on sélectionne l'individu qui possède moins de voisins utilisant la méthode appelée le *nichage par partage*. Cette méthode a pour objectif d'équilibrer la distribution des solutions sur l'ensemble de solutions Pareto optimales.

#### Nichage par la méthode de Partage

La méthode consiste à attribuer à chaque individu une performance partagée égale à sa performance brute divisée par une quantité, dont cette quantité est proportionnelle au

nombre de voisins. Cette nouvelle performance permet de déterminer les individus qui ont moins de voisins. Et par conséquence, on aura une répartition équitable de l'ensemble des individus sur le front Pareto et interdire la convergence vers une sous région de solutions Pareto.

Au fur et à mesure de l'évolution, le nombre d'individus localisés sur chaque pic (optimum) devient proportionnel à la performance associée à ce pic, d'où l'apparition des sous populations stables dans chaque niche.

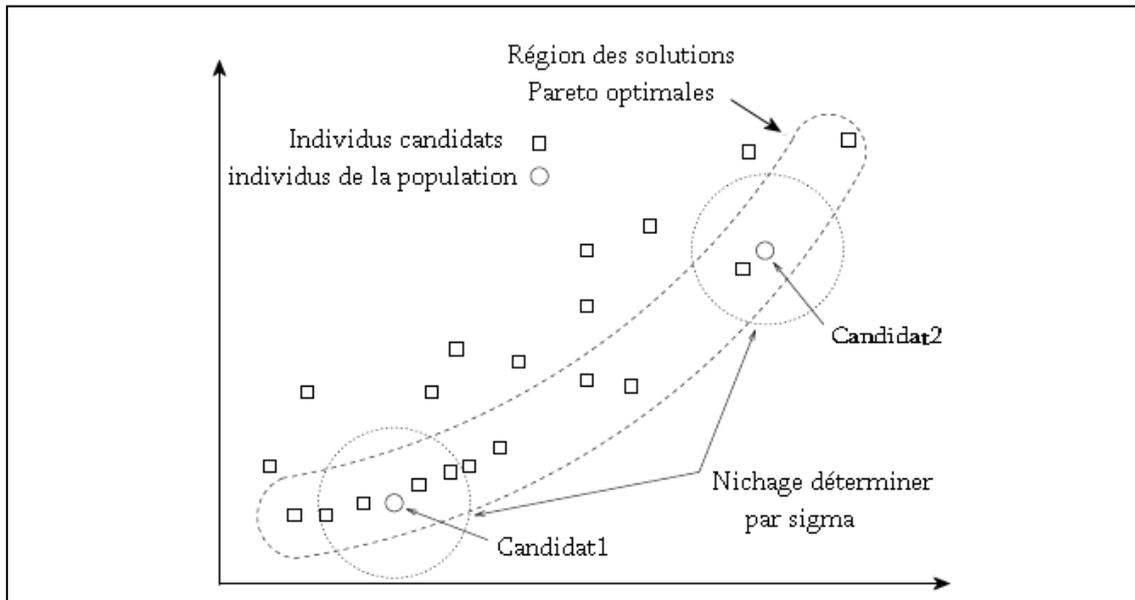


Figure 2.7 Utilisation de rayon de niche  $\sigma_{share}$  par NPGA

La performance partagée d'un individu  $i$  est de la forme suivante :

$$\bar{f}_i = \frac{f_i}{\sum_{j \in Pop} sh(d(i, j))}$$

Où  $sh$  la fonction de partage est de la forme :

$$sh(d) = \begin{cases} 1 - \frac{d}{\sigma_{share}} \\ 0 \dots si \dots d > \sigma_{share} \end{cases}$$

$d(i, j)$  : distance euclidienne entre les individus  $i$  et  $j$ .

$\sigma_{share}$  : rayon de niche.

Alors  $\sum_{j \in Pop} sh(d(i, j))$  est un compteur de nombre d'individus situés dans un cercle de

rayon  $\sigma_{share}$  centré sur l'individu  $i$ . le choix du rayon doit être adéquat. S'il est grand, les

optimums ne peuvent pas être tous découverts par les individus de la population. Dans le cas où  $\sigma_{share}$  est choisi inférieur, on va avoir plusieurs niche par pic. Cela implique un effort supplémentaire et un gaspillage de ressources de calcul.

### Qualité et difficulté de l'algorithme NPGA

La difficulté de l'algorithme NPGA réside dans la méthode de partage. Malgré que la méthode est un outil performant contre la dérive génétique et assure la diversité des solutions, elle a quelque points faibles comme le bon choix du rayon de niche  $\sigma_{share}$  et la complexité algorithmique qui est de l'ordre de  $O(N^2)$ , où  $N$  est la taille de la population. Comme la méthode demande de grandes tailles de population, cela est pénalisant sauf si le calcul de la fonction de performance n'est pas très long. La méthode de partage reste la technique de nichage la plus connue et la plus utilisée.

## 9.3. Algorithme NSGA (Non dominated Sorting Genetic Algorithms)

La méthode NSGA a été présentée en 1994 par Srinivas et DEB et s'inspire directement de l'idée de classement Pareto de Goldberg. Le nichage est effectué dans l'espace des objectifs ce qui permet une répartition uniforme des individus au voisinage de front de Pareto, mais pas dans l'ensemble de Pareto optimale. La fonction de nichage par partage est appliquée front par front dans l'espace de recherche. La figure 2.8 montre un travail de comparaison [31] où la distribution des solutions sur le front Pareto obtenu par la méthode NSGA et la convergence vers une sous région du front Pareto par VEGA après 500 itérations.

### Qualité et difficulté de l'algorithme

La méthode est reconnue comme étant de bonne efficacité dans l'approximation du front Pareto. Mais elle souffre de plusieurs lacunes :

La complexité élevée des calculs  $O(mN^3)$ . Où  $N$  est la taille de la population et  $m$  le nombre d'objectifs. Le manque d'une stratégie élitiste et la difficulté de déterminer le rayon de niche

$\sigma_{share}$ .

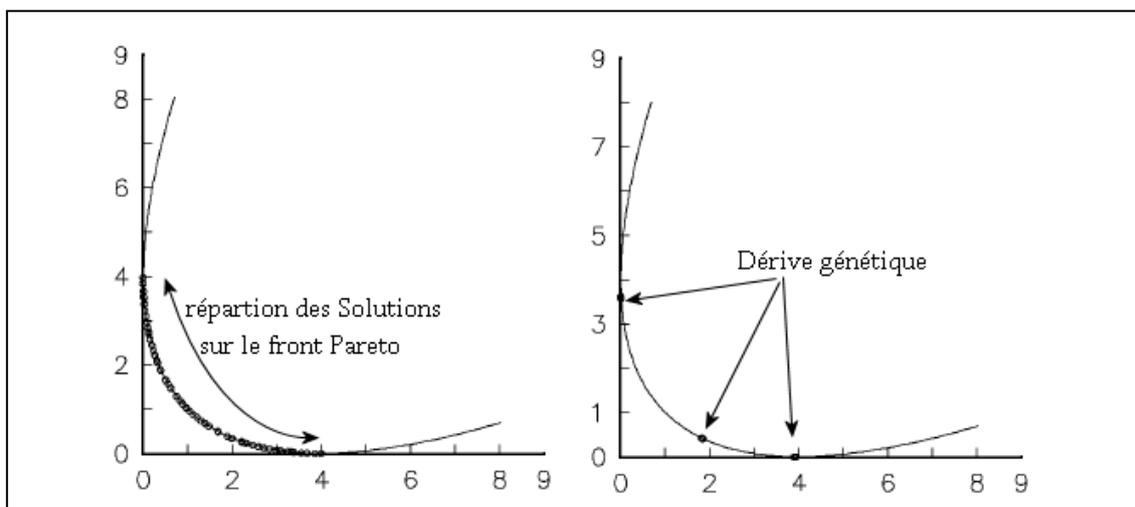


Figure 2.8 Répartition des individus sur le front optimal avec NSGA (gauche) et déviation de VEGA vers des sous régions (adroite)

## 9.4. Algorithme NSGA-II

La méthode a été présentée en 2000 par Deb et Agrawal [33] pour pallier aux trois critiques de la première version de NSGA, qui sont décrits précédemment.

### Tri de solutions plus rapide

Pour trier les  $N$  solutions de la population selon le concept de la non dominance avec NSGA, chaque solution doit être comparée avec le reste des solutions de la population, ce qui nécessite une complexité de  $O(mN^2)$ , en prenant en considération les objectifs du problème. Pour déterminer le deuxième front, les solutions du premier front sont retirées temporairement et la procédure de tri se relance. Dans le pire des cas, la complexité de l'algorithme est  $O(mN^3)$  [33].

Le processus de tri de NSGA-II est plus vite grâce au complexité inférieur qui est seulement de l'ordre  $O(mN^2)$ . A partir d'un ensemble  $P'$  qui contient initialement un seul individu, l'ensemble  $P'$  reçoit à chaque comparaison un nouveau individu s'il n'est pas dominé par les individus de  $P'$ . Au fur et à mesure, l'ensemble  $P'$  est mise à jour avec l'insertion et la suppression d'individus jusqu'à la constitution de l'ensemble de solutions non dominées. Cette approche permet de diminuer la complexité à  $O(mN^2)$ .

### Détermination du rayon de nichage

La difficulté rencontrée pour déterminer la valeur du rayon de niche  $\sigma_{share}$  est résolu par le concept *crowding distance* [33] (charge de distance) où, à chaque individu, est associée une valeur qui indique la distance de ces deux proches voisins. Si la distance est inférieure, cela indique que l'individu se trouve dans une région condensée. Par contre si la distance est supérieure, cela indique que l'individu est positionné dans une région non chargée. Pour assurer la répartition des individus sur le front Pareto, l'individu qui possède une distance maximale sera sélectionné.

### Intégrer une stratégie élitiste

Pour garder les meilleures solutions durant le processus d'évolution, une stratégie élitiste est intégrée au NSGA-II. Pendant la production d'une génération, les individus parents et enfants sont combinés et triés selon un ordre Pareto. Les meilleurs individus sont sélectionnés pour construire la population de la prochaine génération.

## 10. Algorithmes génétiques hiérarchisés

Afin de ramener les AG aux meilleures utilisations, il est nécessaire d'explorer les caractéristiques essentielles des AG pour évoluer leurs applications et de ne pas rester coincé dans l'utilisation des AG simples à chaque fois qu'un problème est rencontré dans l'ingénierie. Les chromosomes hiérarchiques permettent de résoudre plusieurs problèmes en pratique. Les algorithmes génétiques qui utilisent les chromosomes hiérarchiques sont connus par *les algorithmes génétiques hiérarchisés*.

## 10.1. La forme hiérarchique des chromosomes

Il est possible de modéliser une forme hiérarchique de chromosomes qui se conforme le mieux à plusieurs problèmes d'ingénierie. Dans ce contexte qui diffère aux chromosomes conventionnels, un chromosome est constitué de deux types de gènes :

1. gènes paramétriques.
2. gènes de contrôle.

Les gènes paramétriques contiennent les valeurs spécifiant un individu dans une population ou les paramètres d'une solution dans un problème d'optimisation. Les gènes de contrôle servent à activer et désactiver les gènes paramétriques. Les gènes de contrôle prennent souvent des valeurs binaires. Si la valeur d'un gène est 0, alors le gène paramétrique associé est désactivé. Si le gène de contrôle possède une valeur de 1, le gène associé est activé.

Pour illustrer la structure de ce type de chromosomes, la figure 2.9 montre un exemple de deux chromosomes qui sont constitués de 6 bits de gènes de contrôle et 6 entiers de gènes paramétriques. Les 2 chromosomes contiennent le même sous-chromosome paramétrique. Vu la différence des sous-chromosomes de contrôle, les valeurs des chromosomes (phénotype) sont totalement différentes. Cet exemple illustre l'effet des gènes de contrôle sur les valeurs du phénotype.

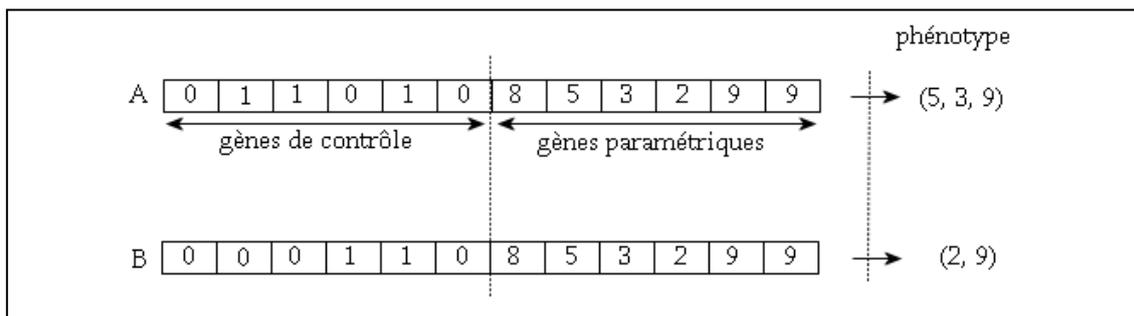


Figure 2.9 Chromosomes avec gènes de contrôle

Pour généraliser l'architecture, plusieurs niveaux de gènes sont introduits dans un mode hiérarchique. Dans ce cas, les valeurs des gènes paramétriques sont contrôlées par un premier niveau de gènes de contrôle. Ce premier niveau est contrôlé, lui aussi, par un deuxième niveau de gènes de contrôle. Le deuxième niveau est contrôlé par un troisième niveau et ainsi de suite. La figure 2.10 illustre un exemple de deux niveaux d'hierarchie.

Cette architecture hiérarchique implique qu'un chromosome contient plus d'informations que l'architecture des AG conventionnels. L'évolution génétique utilisant les chromosomes hiérarchiques est connue par les *Algorithmes génétiques hiérarchisés*.

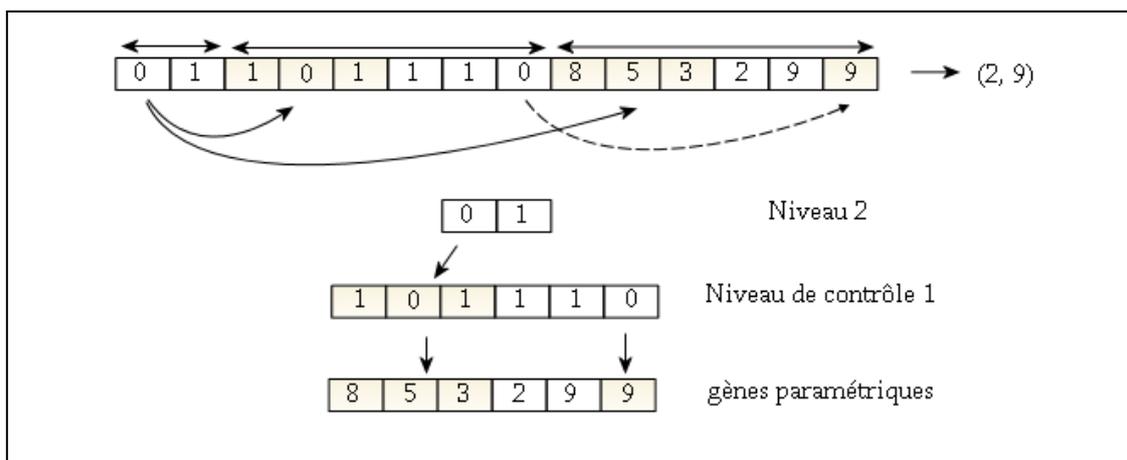


Figure 2.10 Chromosome hiérarchique à deux niveaux

### Opérations génétiques

Les principes des opérations génétiques de la sélection et de la reproduction restent toujours les mêmes. En plus, dès que les chromosomes hiérarchiques sont formulés, aucun effort supplémentaire est nécessaire pour concevoir et reformuler de nouveau ces opérateurs. La structure des chromosomes en forme hiérarchique ne nécessite que faire un appel aux opérateurs de sélection et de variation pour évoluer génétiquement ces chromosomes.

Cette structure hiérarchisée possède une caractéristique qui est très sensible aux opérateurs génétiques. Il s'agit de l'influence des gènes de haut niveau sur l'activité des gènes de bas niveau où une petite modification sur un haut niveau implique un grand changement dans le phénotype. La contribution de cette caractéristique sera performante dans les algorithmes génétiques si les opérateurs sont renforcés par des mécanismes avancés de recherche (intensification, diversification, refroidissement de la mutation...).

## 10.2. Exemple illustratif : conception d'un réseau local sans fil

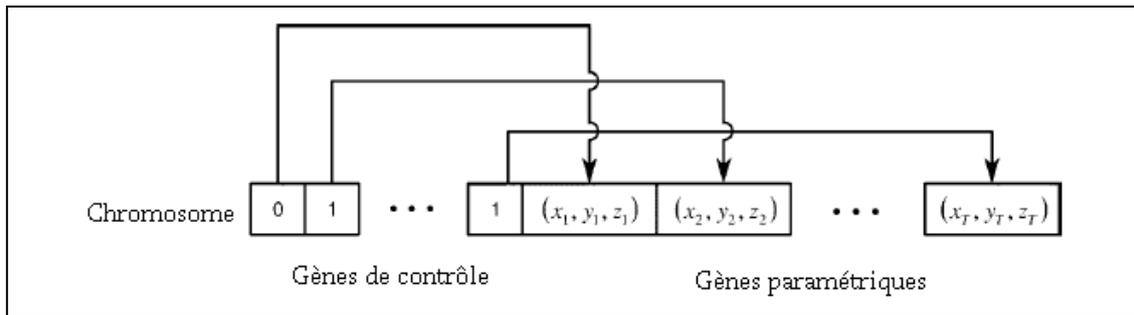
Cet exemple porte sur la conception WLAN qui est l'objet de notre travail. La problématique est la suivante :

Étant donné à l'intérieur d'un bâtiment des stations (terminaux) qui sont distribuées sur un espace euclidien 3D (ou 2D selon la formulation du problème). Quelles sont les coordonnées des points d'accès (PA) à l'intérieur du bâtiment qui permettent d'optimiser les deux objectifs généraux suivants :

Une qualité de service (débit) maximale.

Un coût minimal (nombre minimal de points d'accès).

K. S. Tang et K. F. Man ont traité ce problème avec les AGH [12], [19]. Les gènes paramétriques contiennent les triplets  $(x,y,z)$  qui représentent les coordonnées des points d'accès dans le bâtiment. Pendant que les gènes de contrôle permettent d'activer un ensemble de points d'accès et désactiver les autres. La figure 2.11 montre le codage des chromosomes dans ce contexte.



**Figure 2.11 Structure hiérarchique d'un chromosome**

Vu que le problème est multi-objectif, La fonction de performance consiste à établir un ordre de chromosomes selon l'optimalité Pareto proposée par Goldberg [32].

## 11. Conclusion

L'utilisation des AG dans les problèmes d'optimisation constitue à nos jours un outil performant pour résoudre ce type de problème. Les caractéristiques des AG leur permettent de s'adapter avec des problèmes plus sophistiqués comme ceux multi-objectif et avec contraintes. Dans chacune des classes des problèmes d'optimisation, une variante d'algorithmes est proposée dans la littérature plus adéquate au genre du problème. A titre d'exemple, on cite les algorithmes NPGA, NSGA et NSGA-II dans les problèmes multi-objectif. Il est reconnu que ces algorithmes sont les plus réponsus et les plus efficaces dans les problèmes multi-objectif puisqu'ils utilisent la notion des solutions Pareto optimales dédiée à ce type de problèmes.

Les algorithmes génétiques peuvent aussi s'adapter à la topologie du problème comme la topologie hiérarchique. Dans ce cas, les Algorithmes génétiques hiérarchisés permettent de résoudre un problème d'optimisation plus efficacement qu'un simple algorithme.

On vise par ce passage sur ces classes d'algorithmes génétiques de concevoir un réseaux local sans-fil en intégrant un AG multi-objectif avec une structure hiérarchique des chromosomes. On prévoit qu'un AG hiérarchisé multi-objectif sera plus performant qu'un AG multi-objectif non hiérarchisé dans ce problème.

## CHAPITRE 3

# COUVERTURE RADIO & CONCEPTION DES RESEAUX WLAN

## 1. Introduction

Les AG constituent un outil performant pour résoudre les problèmes d'optimisations. Malheureusement avec la croissance de la complexité des problèmes d'ingénierie, cet outil est devenu moins efficace. De manière pareille, pour concevoir un *WLAN*, qui a les propriétés *multi-objectif* et *avec contraintes*, l'utilisation d'un AG ordinaire devient un moyen très limite.

Dans ce chapitre, nous avons proposé une approche qui consiste à utiliser un AG multi-objectif NSGA-II [33] en intégrant des chromosomes structurés de manière hiérarchisée. Avant d'entamer et d'expliquer cette approche, on passe en revue quelques concepts essentiels à l'implémentation. Pour cela, une étude de comportement des ondes Radio a été présentée en premier lieu. Cette étude nous autorise de choisir un modèle pour la prédiction Radio qui permet la possibilité d'estimer la puissance du signal WLAN dans chaque location à l'intérieur d'un bâtiment. Ce modèle de prédiction représente en effet la première fonction objectif. Après avoir les méthodes permettant de calculer les fonctions objectif, la formulation du problème de conception des WLAN avec notre approche est introduite, suivie par l'implémentation que nous avons réalisé à travers un exemple du département d'informatique de notre université. Les résultats obtenus à travers cet exemple sont montrés à la fin du chapitre.

## 2. Comportement des ondes électromagnétiques

Cette partie couvre les principes scientifiques qui rendent la communication sans-fil possible où les composants Radio et les fréquence associes forment la base de la transmission sans-fil.

Le *Radio* est la transmission et la réception non filaire des signaux par le moyen des ondes électromagnétiques. Les ondes électromagnétiques représentent toutes les fréquences qui existent (lumière visible, Rayon infrarouge, ultraviolet, gamma, ...). Actuellement, on parle sur une petite partie de cet ensemble du spectre dans lequel la communication est permise. Ce spectre est connu communément par les *Fréquences Radio* (FR) qui occupent le spectre compris entre 9 KHz et 300 GHz.

Les fréquences Radio (FR) sont des signaux du courant alternative de hautes fréquences qui passent à travers un conducteur de cuivre et qui se propagent dans l'air à l'aide d'une antenne. Cette dernière permet de transformer un signal filaire à un signal non filaire et vice versa. Lorsque les hautes fréquences du courant alternative sont diffusées dans l'air, elles forment les ondes Radio. Celles-ci, elles propagent dans l'air à partir de la source sous forme de lignes droites vers toutes les directions [5].

La compréhension du comportement des ondes Radio lors la propagation, est une partie importante pour comprendre la liaison entre les éléments d'un réseau sans-fil (Points d'accès

et stations). Dans notre cas, cette compréhension nous aide à comprendre comment les ondes Radio se propagent à l'intérieure d'une construction urbaine, et par conséquence, nous pouvons prédire la puissance du signal diffusé par un point d'accès dans chaque positions dans la construction. La prédiction Radio est faisable grâce à un modèle qui prend en charge les phénomènes capitaux de la propagation à l'intérieur d'un bâtiment.

### La réflexion

La réflexion survient lorsque une onde électromagnétique touche durant sa propagation un objet qui a une dimension très large par rapport à la longueur de l'onde. Le sol, les murs et autres obstacles sont les principaux objets qui engendrent le phénomène de réflexion. Si la surface des obstacles est lisse, le signal reflété reste presque conservé entièrement, mais il y a une certaine perte qui est due à l'absorption et la dispersion du signal.

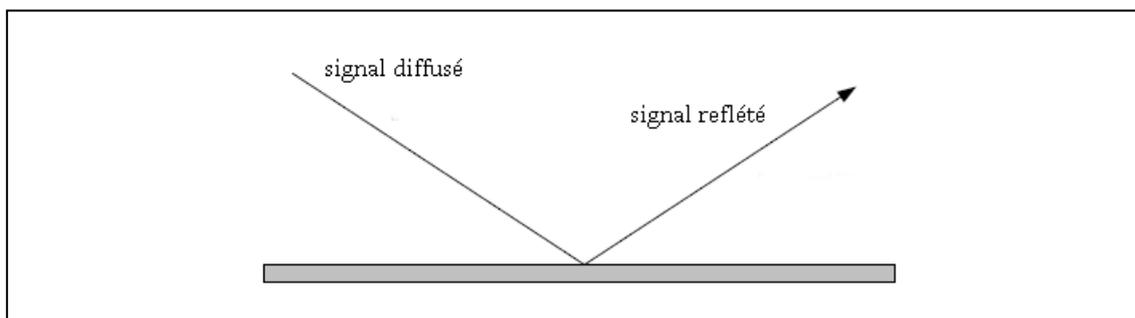


Figure 3.1 Réflexion d'une onde

La réflexion des signaux Radio peut causer de sérieux problèmes pour les réseaux locaux sans-fil. La réflexion du signal principale sur plusieurs objets dans un espace de transmission constitue les chemins multiples (multi-path). Ce dernier phénomène peut causer de graves problèmes dans les réseaux locaux sans-fil comme la dégradation ou la disparition du signal principale ce qui permet d'avoir des trous dans la couverture Radio. Les surfaces comme les lacs, les toits métalliques, les blindes métalliques, les portes métalliques et d'autres peuvent causer extrêmement de réflexion et avoir donc de multiples chemins.

Une magnitude importante de réflexion de signaux est indésirable et nécessite typiquement des fonctionnalités spéciales et un matériel WLAN spécifique pour compenser l'effet de la réflexion.

### La réfraction

La réfraction décrit la déviation des ondes Radio lorsqu'elles passent à travers un médium de densité différente. Dès qu'une onde FR passe d'un médium à un autre plus condensé, elle dévient en changeant la direction de propagation. De manière générale, lorsque les ondes FR traversent un obstacle durant leur propagation, certaines se reflètent et les autres se dévient dans une autre direction comme il est apparu sur la figure 3.2.

La réfraction devient un problème pour les liens de longue distance et en cas d'utilisation des antennes directionnels où les ondes FR peuvent changer la direction pour qu'elles n'arrivent jamais à la destination prévue.

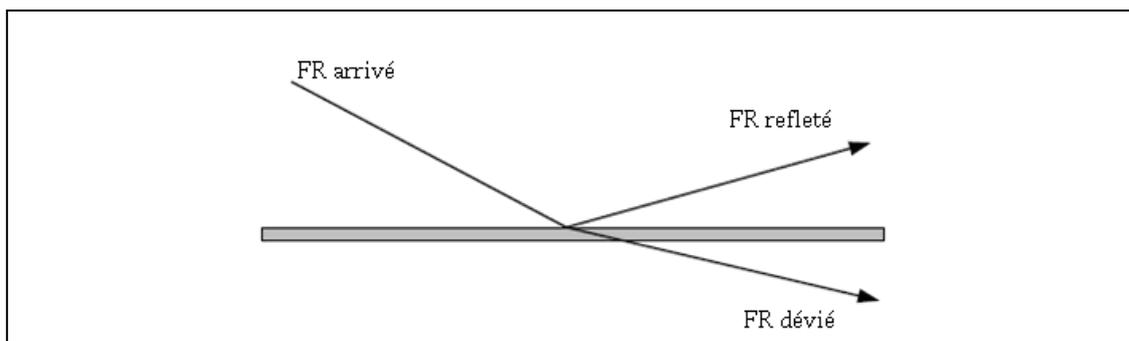


Figure 3.2 Réflexion et réfraction des ondes FR

### Diffraction

La diffraction survient lorsque le chemin Radio entre l'émetteur et le récepteur est bloqué par une surface qui a une forme pointue ou une autre surface inégale. Avec les hautes fréquences, la diffraction comme la réfraction dépend de la géométrie de l'obstacle, de l'amplitude et de la phase de l'onde au point de la diffraction.

La diffraction est souvent confondue avec la réfraction. La différence est que la diffraction décrit la déviation des ondes autour d'un obstacle (figure 3.3) tandis que la réfraction décrit la déviation des ondes à travers l'obstacle.

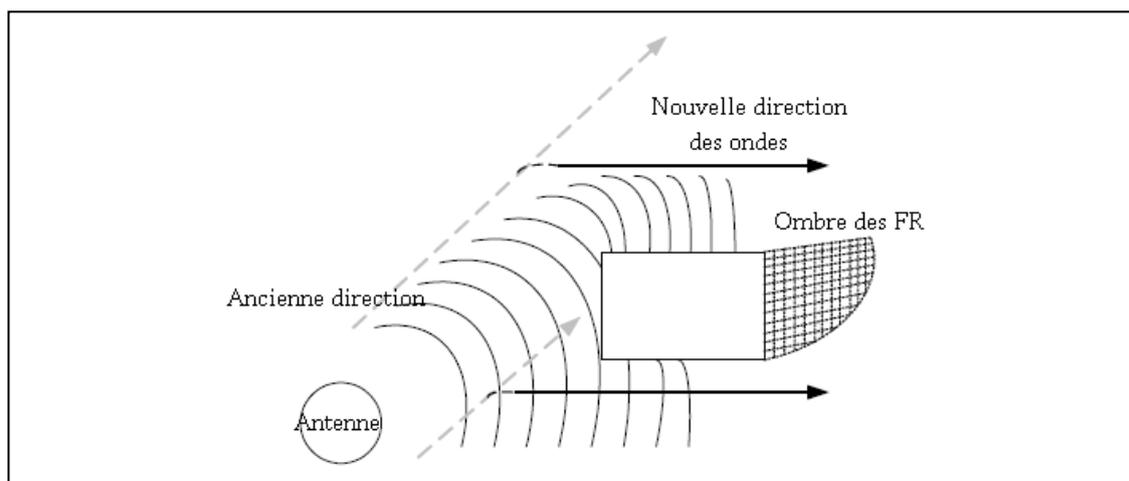
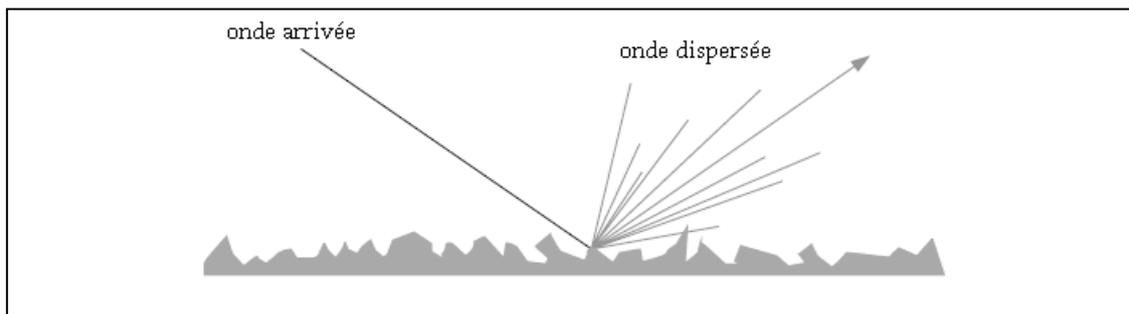


Figure 3.3 Diffraction des ondes FR

La figure ci-dessus illustre comment la diffraction survient en présence d'obstacle qui bloque le chemin des ondes FR, et ça en fonction de la structure de l'obstacle. Si l'obstacle est grand ou jugé suffisamment large, les ondes seront bloquées. Nous citons dans ce contexte le cas des ondes infrarouges qui ne passent pas à travers les murs.

### Dispersion

La dispersion survient lorsque le médium à travers lequel se propagent les FR est composé d'objets de dimensions qui sont inférieures par rapport la longueur des ondes du signal, et le nombre de ces objets est significatif. La dispersion des ondes est produite par les surfaces non lisses, les petits objets et autres non régulières comme il est apparu sur la figure 3.4.



**Figure 3.4 Dispersion des ondes FR**

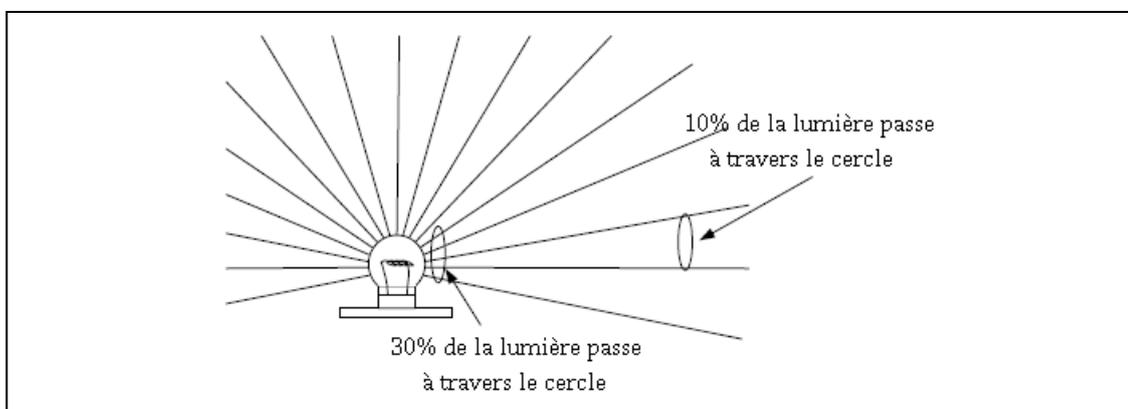
Quelques exemples des objets qui peuvent causer la dispersion dans les systèmes de communication sans-fil incluent le papier de décoration, les panneaux publicitaires et les supports des lampes. La dispersion peut être vue en deux grandes manières.

La première, la dispersion survient lorsque les ondes frappent une surface inégale et reflétées dans plusieurs sens simultanément. Une dispersion de tel type crée plusieurs sous ondes reflétées d'amplitude inférieure et détruit le signal principal. La dissipation d'un signal FR est produite dès que les ondes se reflètent du sable, des rochers ou d'autres surfaces pareilles. Lors de la dispersion des signaux FR de la manière décrite au dessus, le signal principal peut avoir une dégradation significative jusqu'à le point où la communication se désorganise ou bien que le signal se détruit complètement.

La seconde, la dispersion survient lorsque le signal FR se propage à travers les particules dans un médium à savoir un espace concentré par la poussière. Dans ce cas, les ondes FR sont reflétées individuellement dans une échelle très petite à partir des particules fines.

### L'atténuation

A l'inverse des ondes audio qui nécessitent un médium pour propager, les ondes électromagnétiques ne sont pas besoin à un médium et peuvent se déplacer à travers l'espace vide. Dans l'espace, la puissance d'un signal EM diminue en fonction de la distance sur la source du signal. Cette diminution n'est pas liée à des facteurs de résistance mais elle est un phénomène naturel (Atténuation) qui s'explique par la divergence de la densité du signal. La figure ci-dessous montre ça utilisant la lumière.



**Figure 3.5 Atténuation des ondes EM**

Supposons que chaque rayon de la lumière représente un rapport égal à la quantité associé de l'ensemble de l'énergie transmise par la lumière. Il est facile de constater que les rayons se divergent plus que la distance de la source augmente. On conclut que l'intensité de la lumière diminue en fonction de la distance. La lumière visible n'est que des ondes EM de hautes fréquences, donc, les ondes s'atténuent de la même manière dans le spectre Radio. Dès que les ondes se propagent dans toutes les directions, il est impossible de les collecter chez le récepteur. De cette manière, le récepteur ne reçoit qu'une partie de l'énergie transmise, et cette partie reçue diminue continuellement avec la croissance de la distance et la divergence des rayons. L'effet de la distance sur la puissance du signal EM est donné par l'équation 3.1. On doit indiquer que le phénomène de l'atténuation est valable pour les sources (antennes) omnidirectionnelles qui est le cas des points d'accès dans les réseaux locaux sans-fil. Dans le cas des antennes directionnelles l'effet de l'atténuation est moins faible.

### L'interférence

Pendant que la compréhension du comportement des ondes Radio est essentielle, un autre élément dans la communication sans-fil doit être considéré qu'est l'interférence. A l'inverse des environnements ouverts, à l'intérieur d'un bâtiment, il est possible d'avoir des systèmes qui s'interfèrent avec le système de communication d'origine. Les périphériques des PC avec des cartes sans-fil comme les claviers et les souris sans-fil sont un exemple de ces systèmes. Les claviers et les souris sans-fil utilisent le Bluetooth qui utilise les fréquences 2.4 GHz. Ces fréquences sont les même utilisées par les réseaux sans-fil 802.11b et 802.11g, et par conséquence les signaux vont s'interférer en cas de fonctionnement de deux systèmes sur les même lieux. En général, l'interférence peut engendrer par plusieurs équipements dont l'administrateur doit prendre attention de leurs présences sur le même espace du réseau sans-fil. Il est important de prendre en compte ces interférences et comprendre les problèmes de communication afin d'installer des réseaux sans-fil efficace. Quelques fois, un déplacement d'une pièce d'un équipement par quelques dizaines de centimètres est suffisant pour résoudre un problème de communication.

On distingue un autre type d'interférence co-canal intercellulaire qui survient lorsque deux Point d'accès voisins utilisent le même canal de fréquences. Ce type d'interférence est résolu par le problème de coloration de graphe dans lequel chaque deux zones voisines doivent avoir de différentes couleurs c'est-à-dire chaque point d'accès travaille avec un canal de fréquence différent de son voisin.

## 3. Prédiction de la couverture Radio indoor

Pour qu'une communication sans-fil soit valable entre deux entités, un signal doit avoir un chemin de l'émetteur au récepteur de manière que l'émetteur doit envoyer le signal avec la puissance suffisante pour qu'il soit compréhensible par le récepteur. Dans [38] un signal 2.4 GHz émis par un point d'accès ne doit pas avoir une perte de plus de 100 dB pour qu'il soit détecté par une station. En effet la perte est liée à plusieurs facteurs comme la fréquence et la qualité des PA (antennes). En terme de distance et sans présence d'obstacles, un point d'accès peut couvrir un cercle de diamètre de 200 m [3]. Dans ce contexte, on définit la couverture Radio comme suit :

### Définition de la couverture Radio :

Une station  $i$  du plan  $P$  est couverte par le réseau si la puissance du signal qu'elle reçoit depuis au moins un point d'accès  $k$  du réseau est suffisante pour pouvoir comprendre le message transmis.

Dans un environnement *indoor*, c'est à dire un environnement clos, la propagation des ondes est plus complexe à prédire que pour des environnement ouverts qui présente peu d'obstacles. En effet, la présence d'obstacles rend d'une part le trajet des ondes Radio plus complexe car les réflexions et les réfractions sont plus nombreuses et d'autre part la diffraction survient plus fréquemment. La multitude des chemins empruntés par les ondes issues d'un émetteur a pour conséquence d'élargir la réponse du canal Radio. De ce fait, il n'est plus possible de modéliser la propagation des ondes par une simple fonction de la distance entre l'émetteur et le récepteur. Le modèle de propagation doit prendre en compte les murs, les portes, les fenêtres et les gens qui peuvent influencer sur la puissance du signal. Pour simuler la propagation des ondes Radio, on distingue deux méthodes capitales dans la littérature.

### 3.1. Les modèles déterministes

Ces modèles visent à offrir une précision supérieure de la prédiction de couverture Radio. Ils prennent en compte toutes les interactions des ondes Radio avec les obstacles comme la réflexion, la réfraction, la diffraction, la dispersion et ainsi l'atténuation. Ces méthodes tentent de réduire le temps de calcul qui est explosé par la prise en charge de tous ces comportements des ondes Radio. Ce modèle qui favorise la précision des calculs sur le compte de temps de calcul repose sur une modélisation géométrique de la propagation des ondes qui est connue souvent par la *méthode de tracé de rayon*. Dans notre simulation, nous avons préféré d'utiliser un modèle qui favorise la minimisation de temps de calcul par rapport à la précision de la prédiction Radio, parce que notre objectif dans notre travail c'est développer une méthode d'optimisation par les AG et non la réalisation d'un outil de simulation des ondes Radio.

[24], [25], [27], [35] ont choisi d'utiliser un modèle déterministe pour réaliser des simulateurs de propagation des ondes Radio et de prédiction Radio dans les environnement indoor.

### 3.2. Les modèles empiriques

A l'inverse du premier modèle, celui-ci préfère la diminution de la complexité des calculs et réduire le temps de calcul sur le compte de la précision de la prédiction Radio. En effet, ce modèle englobe les comportements des ondes Radio en deux comportements : l'atténuation et la pénétration qui affectent de manière importante sur la puissance des ondes. La pénétration représente le rapport des ondes qui peuvent traverser un obstacle de l'ensemble des ondes, elle inclut la réfraction et la diffraction. Ces modèles négligent la réflexion et la dispersion à cause de leur effet limite sur la puissance des ondes par rapport à l'atténuation et la pénétration, et aussi, pour éviter la complexité des calculs.

Le principe des méthodes empiriques repose sur l'analyse de données et l'extraction d'un modèle statistique d'évolution de la puissance Radio en fonction de la distance et les obstacles qui séparent l'émetteur du récepteur. Le modèle de référence est donné par :

$$L = L_0 + 10n \cdot \log_{10}(d) \quad (3.1)$$

$L$  est l'atténuation absolue de la puissance du signal sur une distance  $d$ .  $L_0$  est l'atténuation sur l'unité de la distance, par exemple 1 mètre.  $n$  est un facteur de pénétration lié aux obstacles comme les murs entre l'émetteur et le récepteur.

La modélisation de la propagation des ondes EM dans les environnements indoor est compliquée par la variété du plan et la construction matérielle du bâtiment. En plus, l'environnement peut se changer par le mouvement des personnes, la fermeture des portes et autres mouvements. Pour ces raisons, les modèles statistiques (empiriques) sont mieux conformes que les modèles déterministes. Ils offrent une représentation raisonnable dans les environnements indoor [36], [42].

[12], [19], [21], [22], [23], [26] ont choisi d'utiliser un modèle empirique pour prédire la couverture Radio dans leur processus de conception des réseaux WLAN.

### 3.2.1. Un modèle empirique pour notre simulation

Dans notre simulation de prédiction de couverture Radio, nous avons utilisé un modèle empirique simple. Le but principale dans notre travail est de développer une approche d'optimisation par AG conforme au problème de conception d'un réseau local sans-fil. Par ce fait, la disponibilité d'un modèle de prédiction Radio est obligatoire pour tester notre approche d'optimisation. Notre choix d'une méthode simple revient à l'obligation de son disponibilité pour les testes d'optimisation et faciliter les calculs pour contribuer à réduire la complexité des calculs d'optimisation. Dans le cas du choix d'un modèle déterministe, les calculs de prédiction Radio seront plus compliqués ce qui va alourdir le processus d'optimisation qui est à l'origine un problème NP-complet.

Etant donné un points d'accès comme un émetteur et une station comme un récepteur. L'atténuation absolue,  $L_i$ , du signal émis par le point d'accès à la station  $i$  en décibels, qui est donnée par l'équation 3.1 devient comme suit:

$$L_i = L_0 + 10 \cdot n \log_{10}(d_i) \quad .$$

Où  $d_i$  est la distance entre le point d'accès et la station  $i$ ,  $L_0$  est l'atténuation sur l'unité de distance. Par exemple sur 1m, on aura :  $L_0 = 10 \cdot n_0 \log(4\pi \cdot 1m / \lambda)$  avec  $n_0 = 2$  et  $\lambda$  est la longueur de l'onde de la fréquence utilisée, par exemple dans la cas 2.4 GHz  $L_0 = 40.04$  dB.

Pour prendre en compte les obstacles qui séparent entre le point d'accès et la station  $i$ .  $L_i$  peut être modifier comme suit :

$$\begin{aligned} L_i &= L_0 + 10 \cdot n_0 \log_{10}(d_i) + \sum_{w=1}^M N_w(i) L_w \quad . \\ &= 20 \cdot \log_{10}\left(\frac{4\pi d_i}{\lambda}\right) + \sum_{w=1}^M N_w(i) L_w \end{aligned} \quad (3.2)$$

Où  $N_w(i)$  est le nombre d'obstacles qui séparent le PA et la station  $i$  (par exemple les murs) avec le type  $w$  de l'obstacle (ex : murs de type béton armé, murs de type brique...).  $L_w$  est le facteur de pénétration qui est lié à l'obstruction des obstacles  $w$ .

La **complexité** du calcul des approches de couverture empiriques est simple à calculer :

$$C_{emp} = N_r \cdot C_0 \quad (3.3)$$

Où  $N_r$  est le nombre de points de réception, et  $C_0$  la complexité de calcul pour un récepteur. Le coefficient  $C_0$  dépend de la simplicité du modèle. Dans la version la plus simple, la complexité est liée uniquement au calcul de la distance et du logarithme de cette distance. En présence d'obstacles, la complexité est augmentée par la recherche d'intersections avec les obstacles et devient :

$$C_{emp} = N_w \cdot N_r \cdot C_0 \quad (3.4)$$

Où  $N_w$  est le nombre d'obstacle.

La **précision** obtenue avec ces méthodes varie en fonction de l'environnement. Dans [27] l'erreur de prédiction est de l'ordre de quelques dB de moyenne et entre 5 et 10 dB d'écart à la moyenne.

## 4. Conception d'un réseau local sans-fil

Comme présenté dans le premier chapitre, c'est dans le mode de fonctionnement *infrastructure* que se pose le problème de conception d'un réseau local sans-fil. Ce problème est connu aussi dans la littérature par le problème de *planification* ou de *configuration* d'un réseau WLAN. Ce problème est similaire à celui posé préalablement dans le réseau cellulaire et largement traité dans la littérature [20].

La conception d'un réseau sans-fil est un problème d'optimisation multi-objectif dont les variables sont données par l'ensemble des positions possibles des points d'accès et les objectifs par la description mathématique des services que le réseau doit offrir.

### 4.1. Conception des WLAN dans la littérature

Bien que ce sujet n'ait pas été traité largement dans la littérature, on présente ici les quelques travaux qui ont précédé sur la conception des WLAN.

En effet, on peut diviser ces travaux selon deux vues :

- Les travaux qui concentrent sur la qualité des simulateurs de propagation des ondes [24], [27], [41], [25] et [37].
- Et les travaux qui concentrent sur l'approche d'optimisation de coûts et de performance [12], [19], [21], [22], [23] et [26]

Wise [37] a été parmi les premiers outils de conception des réseaux sans-fil à l'intérieur d'un bâtiment. Les développeurs de cet outil ont concentré sur la réalisation d'une interface graphique qui interagit facilement avec l'utilisateur. L'outil dispose aussi d'un module

d'optimisation simple (uni-objectif) et un module de prédiction de la propagation des ondes. Les autres travaux [24], [27], [41] et [25] ont tenté de développer des moteurs puissants de propagation des ondes pour visualiser la diffusion des ondes à l'intérieur d'un bâtiment. La recherche Tabou a été utilisée comme méthode d'optimisation dans [24], [27] et [41].

Dans le même contexte dans notre travail où on concentre sur l'approche d'optimisation, on trouve les articles [19], [21], [22], [23] et [26].

Les algorithmes génétiques hiérarchisés ont été utilisés dans [19] et [12] pour découvrir les meilleures conceptions réseaux. Les auteurs de ces dernières références ont réussi de trouver des solutions Pareto optimales ne sont pas bien réparties. Les algorithmes génétiques sont ainsi utilisés dans [26]. Dans les travaux [21], [22] et [23], le problème multi-objectif a été ramené à un problème uni-objectif pour le résoudre avec des méthodes simples. L'aide est de fixer le nombre de points d'accès puis chercher la solution qui assure le maximum de performance.

## 4.2. Formulation du problème

On considère un plan donné d'un bâtiment et une distribution de terminaux à travers ce plan dans un espace euclidien 3D. Il est demandé de déterminer le nombre de points d'accès ainsi que leurs positions dans le plan de manière à minimiser le nombre de points d'accès (coût min) et maximiser le débit (performance max).

### Modèle d'atténuation

Pour estimer l'atténuation entre un point d'accès et une station dans le plan, nous avons utilisé le modèle empirique (3.2) cité dans le paragraphe 3.2.1. En fonction de la distance et le nombre d'obstacles qui séparent le point d'accès d'un terminal, le modèle est capable de définir l'atténuation du signal en présence d'obstacles comme les murs en ciment, les mur en brique, les objets métalliques, de bois,... Ce modèle d'atténuation suppose qu'il n'y a pas d'interférence.

### Problème d'allocation

Pour plusieurs points d'accès, quelles sont les stations allouées à chaque points d'accès ? Soit  $l_i(X, Y, Z)$  la fonction d'atténuation de la station  $i$ , pour  $i = 1, \dots, a$  où  $a$  est le nombre total des stations. La station  $i$  est allouée au point d'accès  $j$  si :

$$l_i(X, Y, Z) = \min_{j=1, \dots, b} [g_{i,j}(x_j, y_j, z_j)] \quad (3.5)$$

Où  $X \equiv (x_1, \dots, x_b)$ ,  $Y \equiv (y_1, \dots, y_b)$ ,  $Z \equiv (z_1, \dots, z_b)$ ,  $b$  est le nombre total des points d'accès,  $g_{i,j}(x_j, y_j, z_j)$  est l'atténuation à l' $i$ ème station à partir le point d'accès  $j$  situé sur  $(x_j, y_j, z_j)$ .

Dans ce cas, chaque station est allouée au point d'accès qui garantit l'atténuation minimale par rapport aux autres points d'accès.  $R_j$  est défini, alors, par l'ensemble des stations qui sont allouées au point d'accès  $j$ , où  $\cup_{j=1}^b R_j = \{1, \dots, a\}$  et  $R_{j_1} \cap R_{j_2} = \emptyset, \forall j_1 \neq j_2$ .

### Contraintes

Chaque conception WLAN proposée doit respecter la contrainte suivante :

- Les positions des points d'accès doivent être à l'intérieur du bâtiment et dans des endroits acceptables. Par exemple un point d'accès ne doit pas être dans la cage d'escaliers.

### Objectifs

Le processus de recherche (AG) sur les meilleures solutions (conceptions WLAN) se progresse selon les objectifs suivants :

- 1) Minimiser le nombre de points d'accès en vue de minimiser le coût du système.
- 2) Minimiser la moyenne de toutes les atténuations des stations. Cet objectif permet de maximiser le débit et la performance du réseau.
- 3) Minimiser la moyenne des atténuations maximales aux niveaux des ensembles  $R_j$ . Cet objectif permet de minimiser l'écart sur la moyenne d'atténuation général du 2<sup>ème</sup> objectif et éviter les terminaux qui sont alloués aux points d'accès avec des atténuations supérieurs.

### Approche hiérarchique des chromosomes

Comme on a mentionné précédemment, l'approche hiérarchique des AG dans le problème de conception des WLAN a été utilisée pour la première fois par Tang et Man [19]. En effet, la structure hiérarchique des chromosomes se conforme bien à ce problème où un chromosome hiérarchique est composé de gènes de contrôle et de gènes paramétriques. Les gènes de contrôle prennent des valeurs booléennes dont le rôle de chaque gène est d'activer (1) ou désactiver (0) un point d'accès. Ce dernier ne serait pas pris en charge s'il est désactivé. Seulement les points d'accès qui sont activés qui sont pris en charge pour concevoir un réseau. En plus de gènes de contrôle, les gènes paramétriques permettent de déterminer la position (coordonnées) des points d'accès dans le plan. La figure ci-dessous montre la structure des chromosomes hiérarchiques (à un seul niveau) qui contient au maximum T points d'accès.

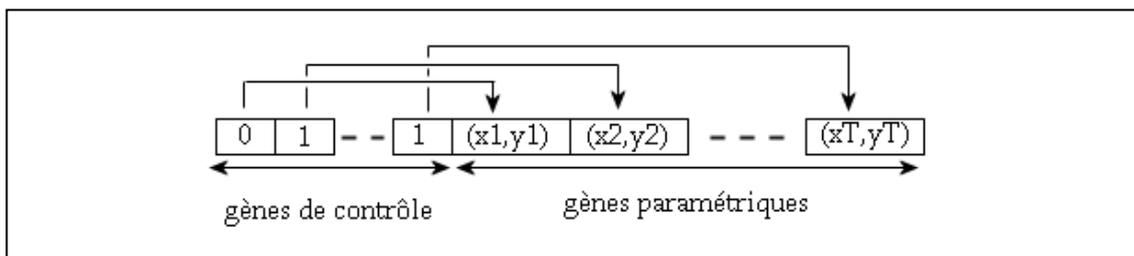


Figure 3.6 Structure hiérarchique d'un chromosome modélisant une conception WLAN

### Approche avec contraintes

- En prenant en compte les contraintes de positions des points d'accès, on peut limiter les coordonnées des points d'accès dans les intervalles suivants :

$$x_i \in ]0, x_{\max}[ \text{ et } y_i \in ]0, y_{\max}[ \text{ et } z_i \in ]0, z_{\max}[ \text{ t.q } 1 \leq i \leq T \quad (3.6)$$

Où  $x_{\max}$ ,  $y_{\max}$  et  $z_{\max}$  représentent les limites du bâtiment en longueur, en largeur et en hauteur respectivement.

- Une deuxième contrainte est imposée qui consiste à exclure les chromosomes qui comportent des gènes de contrôle sont tous désactivés. Si aucun point d'accès n'est activé, cela signifie que la solution n'a pas de sens en réalité. La contrainte est exprimée comme suit :

$$f_1 > 0 \quad (3.7)$$

Où  $f_1$  est donnée dans la partie suivante, c'est la valeur du premier objectif qui désigne le nombre de points d'accès d'une solution.

### Approche multi-objectif

En prenant en considération les objectifs du problème, on peut construire les objectifs suivant :

1. le nombre de points d'accès nécessaire dans un chromosome :

$$f_1 = \sum_{i=1}^T c_i \quad (3.8)$$

Où  $c_i$  est la valeur du  $i^{\text{ème}}$  gène de contrôle et  $T$  est le nombre maximal de points d'accès.

2. la moyenne générale de toutes les atténuations

$$f_2 = \frac{1}{a} \sum_{i=1}^a l_i(X, Y, Z) \quad (3.9)$$

Où  $a$  est le nombre des stations dans le bâtiment et  $l_i(X, Y, Z)$  est donné par (3.5).

3. la moyenne des atténuations maximales au niveau des ensembles  $R_j$  :

$$f_3 = \frac{1}{f_1} \sum_{j=1}^T \max_{i \in R_j, c_j=1} l_i(X, Y, Z) \quad (3.10)$$

Ces trois objectifs obéissent à un processus de minimisation.

### Fonction d'évaluation

Vu la propriété multi-objectif du problème, nous avons utilisé la fonction d'évaluation proposé par Deb en NSGA-II [33]. Il est reconnu actuellement que NSGA-II est l'algorithme génétique multi-objectif qui converge vers les solutions optimales de manière à conserver la répartition des solutions sur le front Pareto. La fonction d'évaluation NSGA-II repose sur deux concepts : la non domination et la crowding distance. Elle est définie comme suit :

Soit un ensemble de  $N$  chromosomes. Après le calcul des valeurs objectif de chaque chromosome, la fonction de performance implique le calcul pour chaque chromosome les deux attributs suivants :

- 1) le rang de non-domination ou le front Pareto ( $i_{rang}$ )

Cet attribut est calculé en se basant sur le concept de non-domination vu dans le deuxième chapitre. Le premier rang (front Pareto) inclut les chromosomes qui ne sont pas dominés. Le deuxième rang est constitué par l'exclusion des chromosomes du premier front de l'ensemble d'origine  $N$  puis extraire les chromosomes qui ne sont pas dominés. La découverte des autres fronts se fait de la même manière précédente jusqu'à ce que l'ensemble  $N$  devienne vide. Le pseudo code suivant décrit le calcul du front Pareto de chaque chromosome ( $i_{rang}$ ) :

Pour tout  $i \in N$   
 Pour tout  $i' \in N$   
     Si  $i$  domine  $i'$  alors  
          $E = E \cup \{i'\}$  ;  
 Sinon

```

        Nbri = Nbri+1 ;
    Fin si
    Fin pour
    Si Nbri = 0 alors
        irang(i) = 1 ;
        F1 = F1 ∪ {i} ;
    Fin si
    Fin pour

    i = 1 ;
    Tant que Fi ≠ ∅
        H = ∅
        Pour chaque i ∈ Fi
            Pour chaque i' ∈ Fi
                Nbri' = Nbri' - 1
                Si Nbri' = 0 alors
                    irang(i) = i+1 ;
                    H = H ∪ {i'} ;
            Fin si
        Fin pour
    Fin pour
    i = i + 1 ;
    Fi = H ;
    Fin tant que

```

## 2) la crowding distance ( $i_{distance}$ )

Au niveau de chaque front F, on calcule le  $i_{distance}$  comme suit :

```

    l = |F| ;
    F = tri (F, objectif_1) ;
    Pour chaque i
        Mettre idistance = 0
    Fin pour ;
    Pour chaque objectif m
        Pour k = 2 jusqu'à l-1
            idistance(F(k)) = idistance(F(k)) + ( F(k+1).m - F(k-1).m ) ;
        Fin pour
    Fin pour

```

Après la disponibilité de  $i_{rang}$  et  $i_{distance}$ , on dit qu'un chromosome  $i$  est mieux qu'un chromosome  $j$  :

$$Si ( i_{rang} < j_{rang} ) \text{ ou } ( ( i_{rang} = j_{rang} ) \text{ et } ( i_{distance} > j_{distance} ) )$$

Cette dernière comparaison signifie que la sélection d'un individu entre deux chromosomes  $i$  et  $j$ , s'effectue sur deux étapes :

- la première, si  $i$  domine  $j$  alors choisir  $i$ .

- la deuxième, si  $i$  ne domine pas  $j$  alors choisir celui qui a une crowding distance supérieure. Ce dernier fait, permet de garantir la répartition des solutions sur le front Pareto et de ne pas converger vers quelques solutions.

### Les opérations génétiques

Tant qu'il y a deux types de gènes binaires et réels, les opérations génétiques doivent être adéquates. Le croisement au niveau un seul point est utilisé pour recombinaison les chromosomes. Aucune restriction est imposée sur le croisement parce qu'il fonctionne de la même manière que ce soit avec les gènes de contrôle ou paramétriques. La modification est liée à la mutation, où en effet, la mutation des gènes binaires doit produire des gènes binaires et la mutation des gènes paramétriques doit offrir des gènes paramétriques qui ne violent pas les contraintes vues précédemment.

## 4.3. Implémentation

Nous avons implémenté cette approche d'AGH combinée avec NSGA-II sous l'environnement de développement MATLAB. Le but premier est de concevoir des réseaux WLAN sur des plans donnés. Dans le chapitre qui suit on vise à évaluer les performances de cette approche. Le modèle de base de l'algorithme génétique écrit sous MATLAB est montré ci-dessous :

```
function [pop] = Algorithme_genetique(taille_pop,Nbr_gen)
    Nbr_PA = 8;
    Nbr_obj = 3;

    pop = generer_population_initiale(taille_pop, Nbr_PA);
    pop = fonction_objectif(pop, Nbr_obj, Nbr_PA);
    pop = evaluer_chromosomes(pop, Nbr_obj);
    for i = 1 : Nbr_gen
        chromosomes = selection_par_tournois(pop, taille_pop/2, 2);
        chromosomes = croisement(chromosomes, 0.9);
        chromosomes = mutation(chromosomes, 0.1);
        chromosomes = fonction_objectif(chromosomes, Nbr_obj, Nbr_PA);
        pop_concatinee = pop;
        pop_concatinee(taille_pop+1 : 3/2*taille_pop, :) = chromosomes;
        elitisme = evaluer_chromosomes(pop_concatinee, Nbr_obj);
        pop = elitisme(1 : taille_pop,:);
    end
```

## 4.4. Résultats

Pour ne pas compliquer les calculs et concentrer plus sur l'approche d'optimisation, seulement un modèle de 2D est utilisé pour concevoir les WLAN. La figure 3.7 montre l'exemple qui a été utilisé dans notre simulation qui représente le premier étage du bloc 1 au campus Targa Ouzemour de l'université de Béjaia. Il est inclus dans une surface de 54m x 50m. On considère qu'il y a un seul type de murs de facteur de pénétration  $L_w^{-1} = 3,3$ . On

---

<sup>1</sup> Ce facteur est lié au type d'obstacle (mur en béton, en brique, ...) et la fréquence du signal. On peut le récupérer à travers des mesures expérimentales, mais vu à nos lacunes on a récupéré cette valeur (3.3) de la [19]<sup>ème</sup> référence.

dispose de 159 stations qui sont distribuées sur le plan comme il est apparu sur la figure 3.7 sous forme de points.

Le chromosome qui est décrit sur la figure 3.6 est appliqué avec un nombre maximal de points d'accès  $T = 4$ . La taille de la population est 20 et le nombre de génération est 100.

Après l'exécution de l'algorithme, les meilleurs résultats sont affichés sur la figure 3.8. La représentation des quatre solutions sous forme de chromosomes est apparue sur la table 3.1. La table 3.2 montre les valeurs objectif des solutions données.

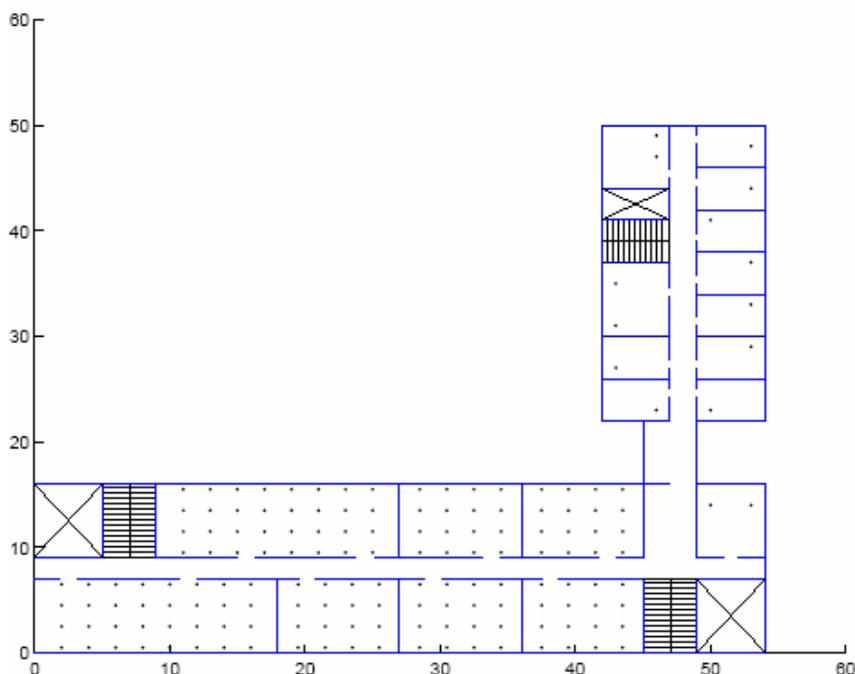


Figure 3.7 Construction urbaine utilisée et distribution des terminaux à travers le plan

Chrom1	1	1	1	1	44.02	40.61	7.79	9.83	23.06	5.74	33.42	9.32
Chrom2	1	0	0	0	37.37	11.33	6.38	4.32	51.12	41.30	32.45	10.60
Chrom3	0	1	1	1	24.56	6.85	9.94	4.32	51.12	41.30	32.45	10.60
Chrom4	1	1	0	0	52.77	32.12	22.92	7.23	3.99	6.77	47.62	10.60

Table 3.1 Les chromosomes des solutions de la figure 3.8

$f_1$	$f_2$	$f_3$
4	62.863 dB	69.887 dB
1	69.257 dB	78.655 dB
3	63.593 dB	71.333 dB
2	66.824 dB	73.249 dB

Table 3.2 Valeurs objectif des solutions

Les résultats montrent clairement la variété des solutions. On distingue tous les nombres de PA possibles entre 1 et 4 avec l'atténuation associée. Cette variété traduit l'ensemble des solutions Pareto, où le décideur peut consulter toutes les solutions pour choisir celle qui conforme bien avec les besoins du problème.

Donc, l'algorithme n'est pas capable seulement de trouver les solutions optimales, mais il peut proposer un ensemble de solutions qui permettent à l'installateur de choisir une parmi l'ensemble proposé. Les figures 3.9 et 3.10 montrent que les 20 solutions proposées après 100

itérations sont complètement distribuées sur les objectifs. Elles se répartissent sur les 4 nombres possibles des PA : 1, 2, 3 et 4. Et au niveau de chaque nombre de points d'accès, les solutions sont réparties aussi sur les deux autres fonctions d'atténuations.

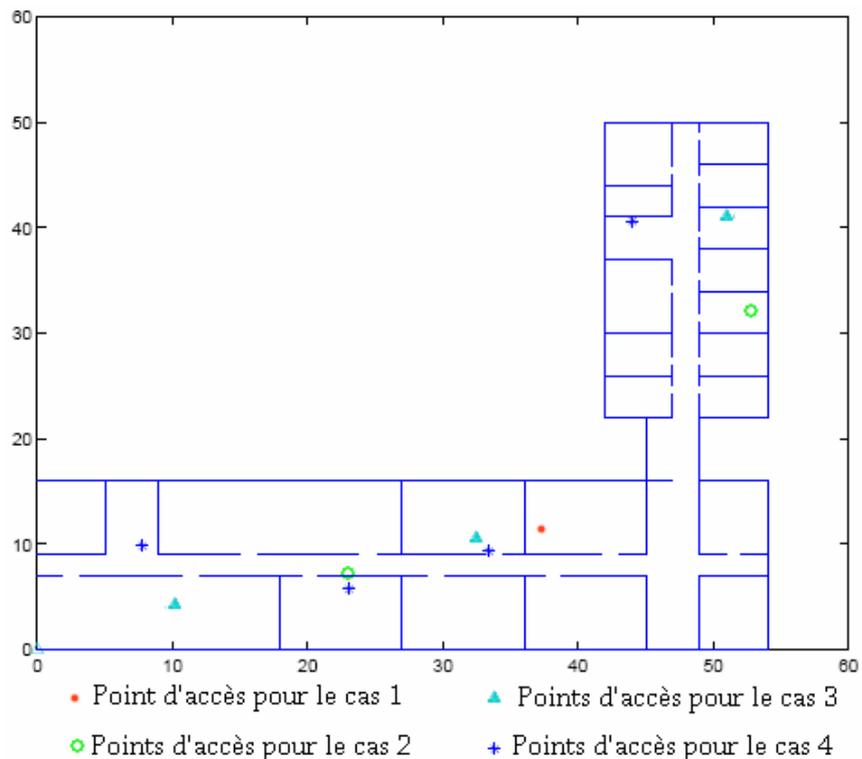


Figure 3.8 Présentation des locations des PA sur le plan

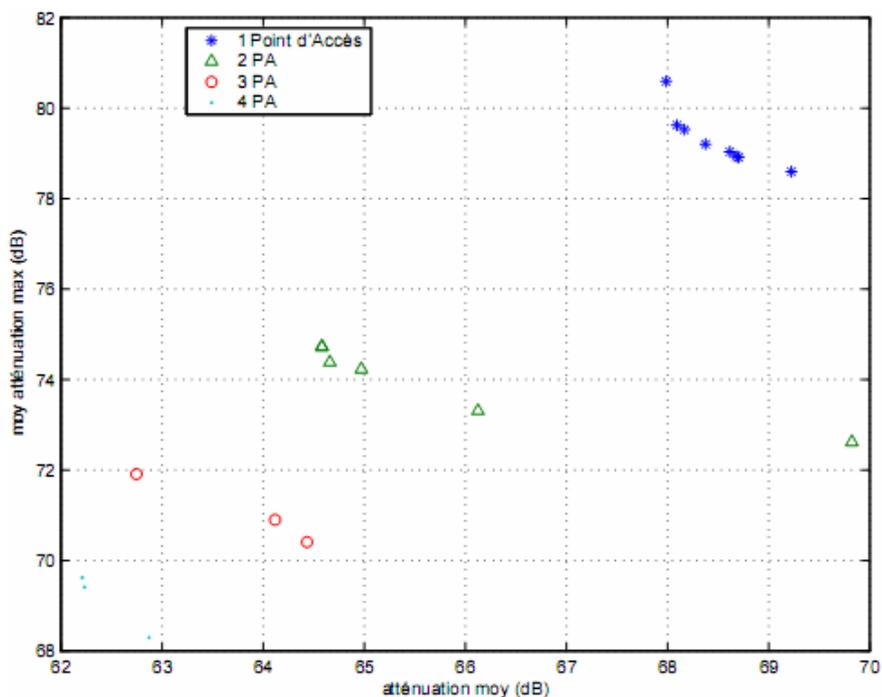


Figure 3.9 Répartition des solutions sur les objectifs après 100 itérations

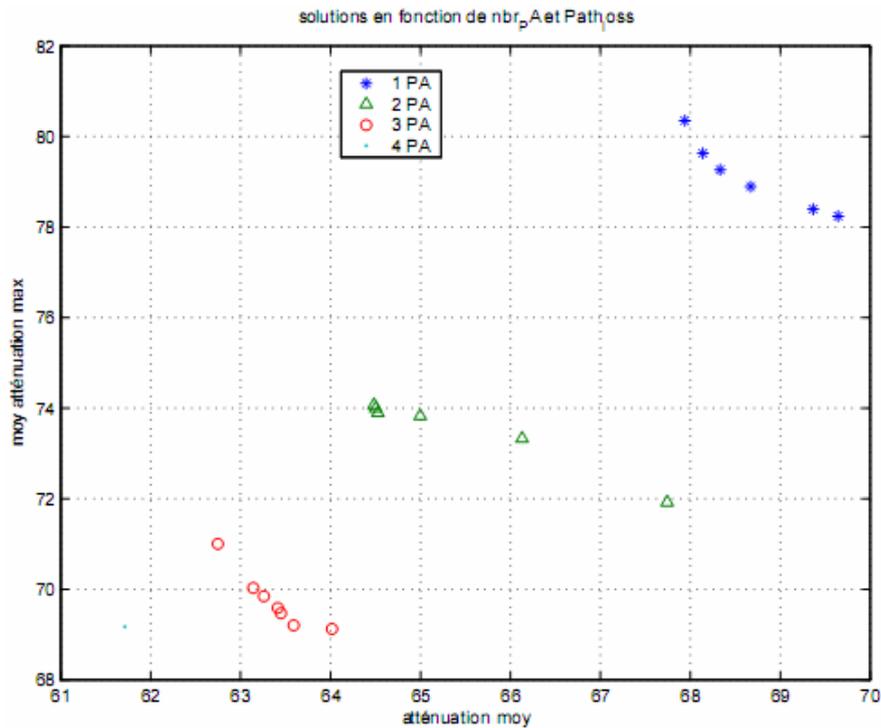


Figure 3.10 Répartition des solutions sur les objectifs après 500 itérations

## 5. Conclusion

A travers ce chapitre, on a expliqué comment nous avons implémenté notre approche pour concevoir un réseau WLAN à l'intérieur d'un bâtiment. Deux étapes sont importantes et nécessaires pour réaliser l'implémentation : la prédiction Radio et la méthode d'optimisation. En suivant nos besoins, nous avons concentré sur l'approche d'optimisation par AG sur le compte de la prédiction Radio qui constitue tout un domaine complet de recherche. Seulement un modèle simple de prédiction Radio a été utilisé pour permettre d'exécuter la deuxième étape. Après, l'approche d'optimisation proposée est appliquée sur un exemple de conception de WLAN. Cette approche qui consiste à intégrer au NSGA-II des chromosomes hiérarchiques sera évalué dans le prochain chapitre.

## CHAPITRE 4

## SIMULATION ET MESURE DE PERFORMANCES

## 1. Introduction

Dans le présent chapitre, on tente d'évaluer les performances de notre approche d'optimisation multi-objectif, qui a été proposée dans le chapitre précédant à travers un ensemble de tests de simulation des algorithmes génétiques appliqués sur le problème de conception des réseaux *WLAN*.

Nous suivons une chronologie d'exécution des tests de simulation de manière qu'une prochaine expérience ne sera qu'un complément aux lacunes de l'expérience précédente. Les mesures de performances sont réalisées grâce à des facteurs qui peuvent valoriser notre approche d'optimisation comme la vitesse de la fonction de performance, la vitesse d'optimisation des valeurs objectifs, la comparaison avec d'autres approches d'optimisation et le plus important pour les problèmes multi-objectif : l'obtention de l'ensemble Pareto optimal et la répartition des solutions de cet ensemble. On décrit aussi quelques caractéristiques des AG pour éviter les effets indésirables comme l'effet stochastique et exploiter les propriétés de force comme l'élitisme.

Les résultats qui sont obtenus par la simulation des AG sous forme de population sont représentés souvent en fonction des objectifs pour formuler le front Pareto qui constitue la méthode de résolution des problèmes d'optimisation multi-objectif. Ces résultats sont renforcés par des explications qui mettent l'accent sur le comportement du processus d'optimisation.

## 2. Plan indoor

Afin de diminuer le temps et la complexité des calculs, nous avons utilisé un plan de 54m x 16m plus simple que celui qui a été utilisé dans le chapitre précédent. La figure ci-dessous montre le plan utilisé. La taille du plan est apparue petite mais notre objectif ici n'est pas proposé une conception *WLAN* mais plutôt c'est évaluer les performances de notre approche d'optimisation. La disponibilité du plan quelque soit sa forme, n'est qu'un outil indispensable pour prendre les mesures et les statistiques nécessaires.

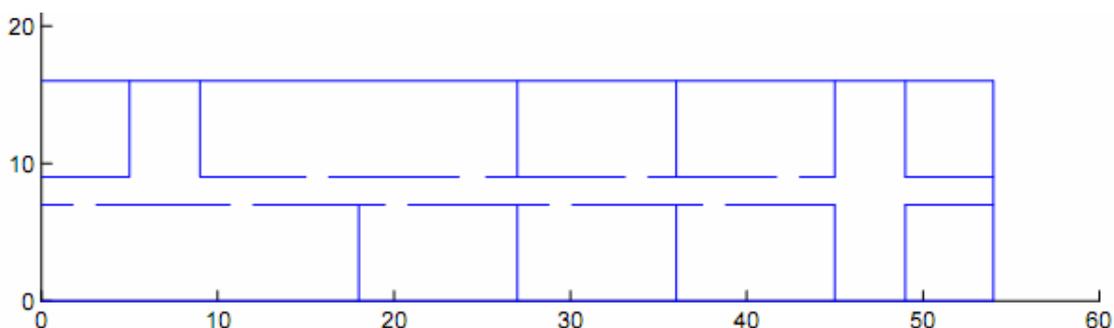


Figure 4.1 Plan utilisé dans la prise des tests

## 3. Simulations

Dans cette partie on présente quelques tests de simulation pour montrer l'efficacité de notre approche proposée. Comme il est illustré dans le chapitre précédent, l'AG utilise un opérateur de sélection par tournois binaire, un opérateur de croisement avec un taux de 0.9 et un opérateur de mutation avec un taux de 0.1. Ces derniers paramètres sont toujours constants sauf s'il est indiqué qu'ils ont d'autres valeurs. Cependant, la taille de la population, le nombre d'itérations et la capacité d'un chromosomes de modéliser un *WLAN* sont identifiées dans chaque test.

### 3.1. Premier test

On exécute l'algorithme avec une population de 100 chromosomes en 500 générations. Sachant qu'un chromosome peut modéliser un réseau *WLAN* avec quatre PA au max.

#### 3.1.1. Description et Interprétation

L'algorithme est capable de proposer des conceptions avec tous les nombres de point d'accès possibles comme le montre la figure 4.2. Dans cette dernière, les solutions sont représentées en fonction de la moyenne générale des atténuations et la moyenne des atténuations maximales dans un *WLAN*. Les trois figures montrent que l'algorithme ne souffre pas de la déviation vers un certain ensemble de solutions pendant les 500 itérations. Cependant, pendant qu'il conserve la répartition des solutions, il converge vers des solutions plus optimales comme le montre les trois figures 4.2 à la 10<sup>ème</sup>, 100<sup>ème</sup> et 500<sup>ème</sup> itération. Les points en bleu ciel représentent les solutions de 4 PA, les cercles rouges représentent les solutions de 3 PA, les triangles verts représentent les solutions de 2 PA et les étoiles en bleu représentent les solutions d'un seul PA.

On peut observer qu'au début à la 10<sup>ème</sup> itération, il y a des solutions avec 3 PA qui sont mieux que celles en 4 PA, par exemple la solution de 3 PA avec les atténuations (57dB et 59dB) est meilleure que la solution de 4 PA avec les atténuations (60dB, 60dB). Ce phénomène est dû à la génération stochastique de la population initiale dont on peut avoir un mélange de solutions de bonne et de mauvaise qualité. Au fur et à mesure de progression du processus d'optimisation, la population offre des solutions plus raisonnables en terme de valeurs optimales. Les solutions de 4 PA offrent des valeurs d'atténuation minimales, suivies par les solutions de 3 PA puis de 2 PA et enfin d'un seul PA.

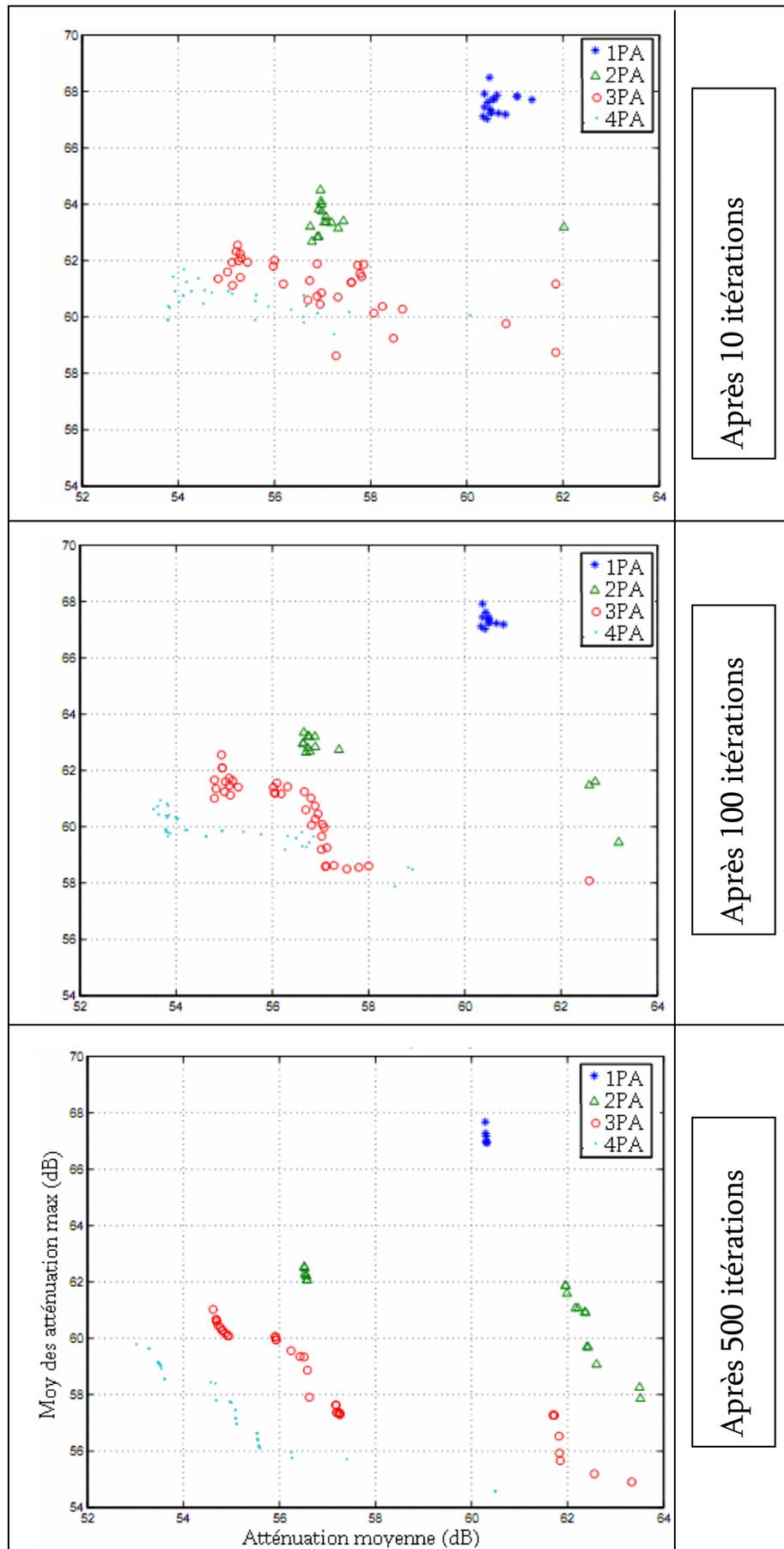


Figure 4.2 Représentation des solutions en fonction de nombre de PA et de l'atténuation de signal

## 3.2. Front Pareto est répartition des solutions sur le front

Comme on a mentionné dans les chapitres précédents, un algorithme d'une méta heuristique multi-objectif doit assurer les deux points suivants :

1. découvrir le front Pareto des solutions qui ne sont pas dominées.
2. les solutions de l'ensemble Pareto doivent être réparties sur le front Pareto.

La figure 4.3 illustre la représentation des fronts Pareto et la répartition de ces fronts en fonction de la moyenne d'atténuation et la moyenne des atténuations max. On prend les mêmes paramètres fixés dans la simulation précédente (une population de 100 individu, un chromosome modélise un *WLAN* de 4 PA au max et le nombre d'itération est 500). La différence consiste à lancer ce test avec deux objectifs seulement : l'atténuation moyenne et la moyenne des atténuations max. Après l'exécution de l'algorithme, les populations des itérations 10, 100 et 500 sont présentées sur les trois figures 4.3. Ces dernières permettent de montrer le front Pareto optimal qui est représenté par des étoiles (\*) bleus.

### 3.2.1. Description et Interprétation

On observe pendant la 10<sup>ième</sup> itération, le premier front Pareto est représenté par peu de solutions de l'ensemble total. A la 100<sup>ième</sup> itération, le premier front Pareto augmente vu au nombre de solutions qui le représentent. A la 500<sup>ième</sup> itération, toute la population constitue le premier front Pareto. Cette démarche montre que l'AG converge vers les solutions optimales jusqu'à ce que toute la population soit sur le premier front. En effet toutes ces solutions représentent des *WLAN* en quatre PA par le fait qui vise à minimiser les deux objectifs de l'atténuation, alors l'algorithme exclue au fur et à mesure les autres solutions et garde celles qui ont 4 PA.

On remarque évidemment que la distribution des solutions n'est pas répartie uniformément sur le front Pareto dans la dernière partie de la figure 4.3 où certaines régions sont occupées par plusieurs solutions et d'autres sont vides complètement. Cette répartition non uniforme est due à la nature des 2 objectifs qui ne sont pas contradictoires ce qui n'est pas le cas général dans l'optimisation multi-objectif. En cas d'objectifs contradictoires, l'algorithme est capable d'assurer une distribution uniforme des solutions comme le montre les figures 4.4 et 4.6. En effet, L'origine de l'apparition du front Pareto est motivée par la contradiction des objectifs qui représentent en général la performance et le coût afin d'offrir plusieurs choix au décideur. Dans ce contexte, on tente dans les prochains tests de représenter les solutions en fonction du nombre de PA et de l'atténuation. Ces deux objectifs sont contradictoires parce que la minimisation du nombre de PA (coût) signifie l'augmentation de l'atténuation (performance) et vice versa.

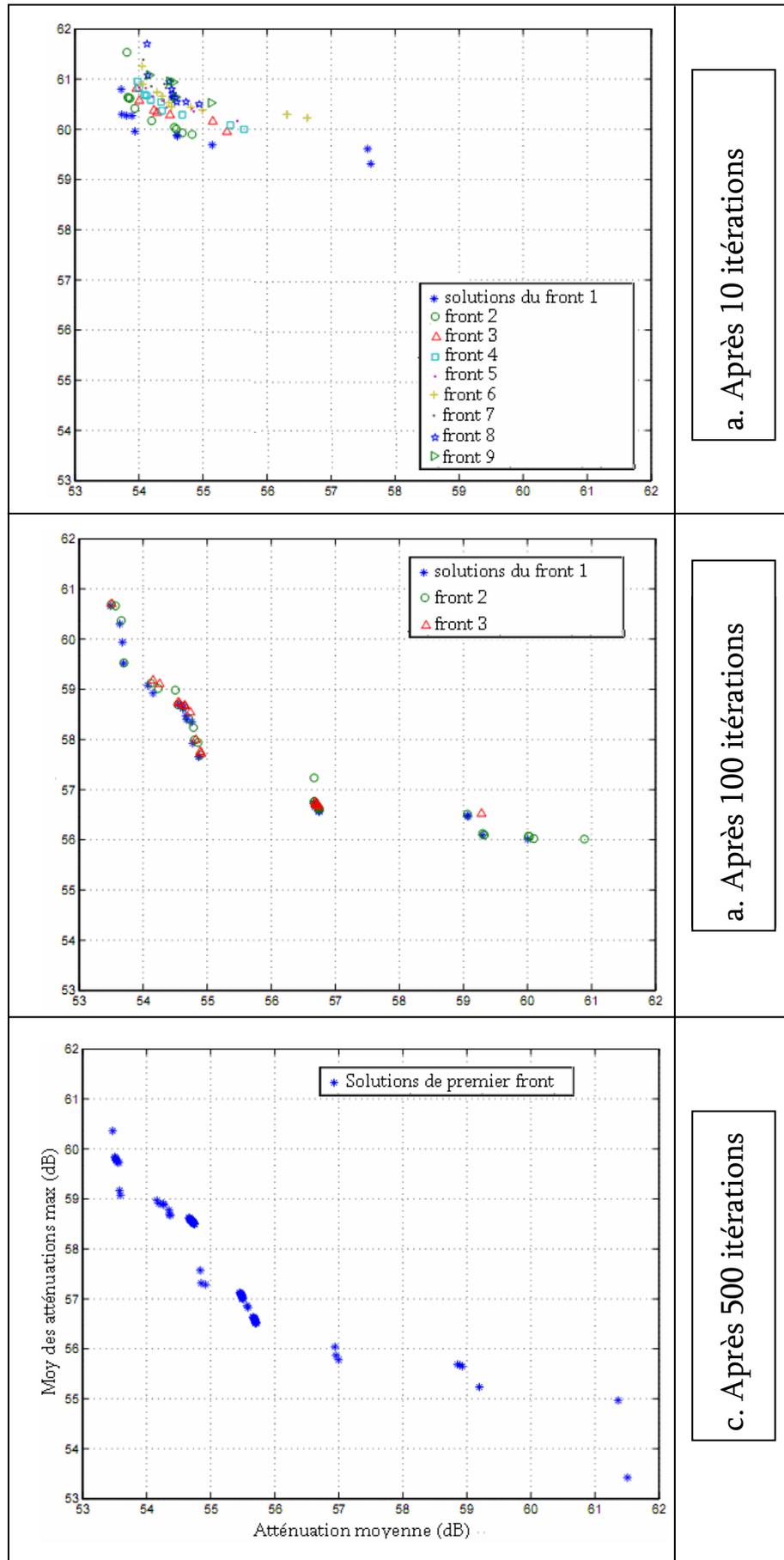


Figure 4.3 Front Pareto en utilisant deux objectifs non contradictoires

### 3.3. Front Pareto avec des objectifs contradictoires

En utilisant cette fois des objectifs contradictoires, la distribution des solutions sur le front Pareto est plus évidente. Les paramètres utilisés sont les suivants : une population de 100 individus, un chromosome modélisant un WLAN de 8 PA au max et le nombre d'itérations est 500.

#### 3.3.1. Description et Interprétation

La figure 4.4 illustre les solutions en fonction de nombre de PA et l'atténuation moyenne dans les itérations 10, 20 et 500. Le nombre de points d'accès possible est compris entre 1 et 8, cependant l'atténuation est comprise entre 50 et 62 dB. La figure montre que les deux objectifs sont proportionnels inversement où l'atténuation diminue lorsque le nombre de PA augmente et dès que le nombre de PA devient inférieur l'atténuation augmente. Les solutions sont distribuées sur tous les nombres de points d'accès possible.

Avec l'avancement du processus d'optimisation, de nouvelles solutions sont proposées avec des valeurs d'atténuation plus optimales. Les étoiles bleues qui ont été divergées au début, convergent vers les mêmes valeurs optimales à la 500<sup>ième</sup> itération sans influencer sur la distribution sur le front comme le montre la partie 3 de la figure 4.4.

En effet, les points apparus sur la 3<sup>ième</sup> partie ne signifient pas que les solutions d'un seul PA possèdent les mêmes valeurs d'atténuation. Un zoom sur le PA 4 comme il est apparu sur la figure 4.5, montre que les solutions sont complètement distinctes mais elles ont des valeurs d'atténuations approximatives.

Cette exclusion entre les solutions démontre que les solutions sont toujours réparties. En plus de ça, les résultats qui sont données à la 500<sup>ième</sup> assurent que la répartition est parfaite où les 100 individus de la population sont répartis sur 13 front. Les 12 premiers fronts inclus chacun les 8 chromosomes possible de PA et le 13<sup>ième</sup> front contient les quatre restés. En d'autre terme, au niveau de chaque PA parmi les 8 possible, 12 ou 13 solutions différentes sont proposées.

L'algorithme n'est pas capable seulement de conserver la répartition sur le front Pareto, mais en cas que les extrémités des objectifs sont ouvertes, il peut s'élargir sur les côtés des objectifs comme on va le montrer.

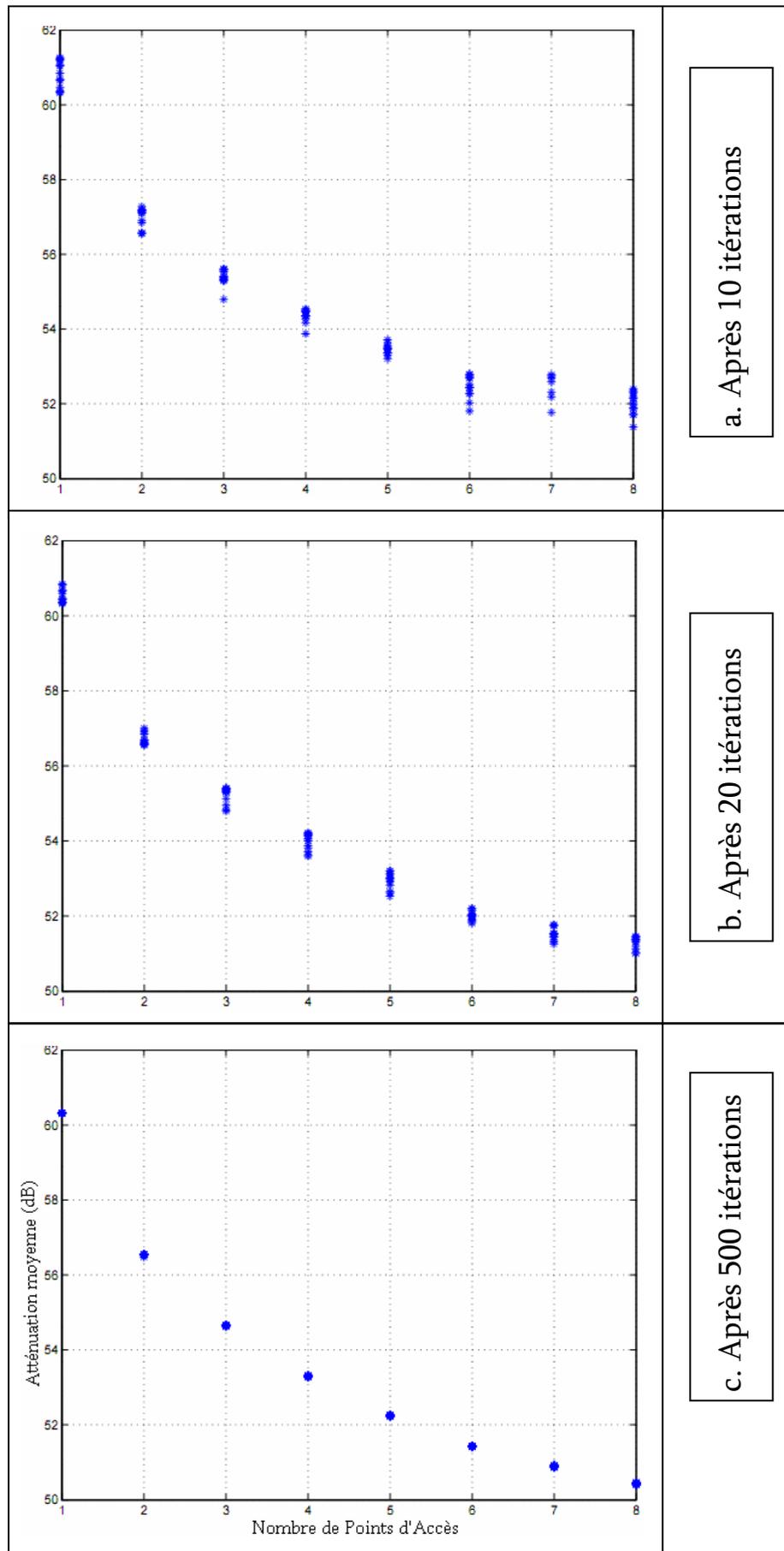


Figure 4.4 Front Pareto en utilisant deux objectifs contradictoires

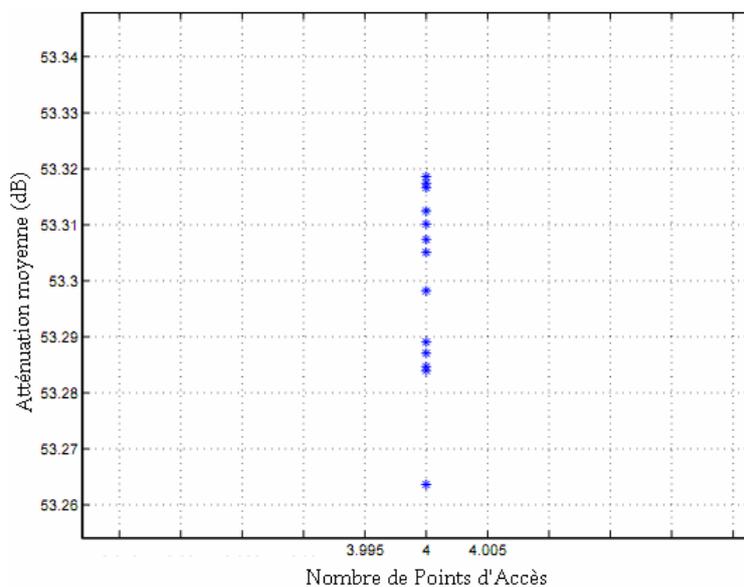


Figure 4.5 Un zoom sur le PA 4 de la figure 4.4.c

### 3.4. Utilisation de 50 PA pour la visualisation du front Pareto

La propriété discrète de la fonction objectif des nombres de PA, rend la visualisation du front Pareto extraordinaire par rapport aux problèmes d'optimisation continue. Pour cacher ce fait et pour une meilleure visualisation du front Pareto, on met 50 PA au lieu de 8 PA possibles dans un WLAN.

Avec une population de 100 chromosomes, on lance l'algorithme pendant 500 générations.

#### 3.4.1. Description et Interprétation

La première remarque qu'on peut l'observer à partir de la figure 4.6, est que le nombre de points d'accès est inclus entre 5 et 35 au lieu de 1 et 50. Cela revient à la loi de tirage des nombres de PA par l'algorithme génétique qui suit une loi Gaussienne normal entre 1 et 50. Cette loi permet de sélectionner aléatoirement avec des grandes probabilités des nombres au milieu de l'intervalle de tirage pendant que la probabilité de tirage sur les extrémités est presque nulle. C'est à cause de ça qu'on voit les nombres des PA proposés entre 5 et 35.

Après que les solutions ont été instables au début, le processus d'optimisation converge vers des solutions plus optimales, plus distribués et plus stables en constituant un front Pareto sous forme d'un segment d'une parabole qui est le cas habituel dans les algorithmes bi-objectif.

Les trois figures montrent une caractéristique très importante. Si on observe l'extrémité à gauche on remarque que l'algorithme s'étend (s'élargit) sur ce côté pour découvrir et proposer des solutions avec de nouveaux nombres de PA. Cette propriété est restreinte à notre contribution comme on va le montrer après dans une comparaison avec les AG standard.

La répartition des solutions est toujours parfaite. A la 500<sup>ième</sup> itérations, on trouve 4 front, le premier contient 27 solutions, le deuxième et le troisième contient chacun 28 solutions et le dernier contient le reste des solutions.

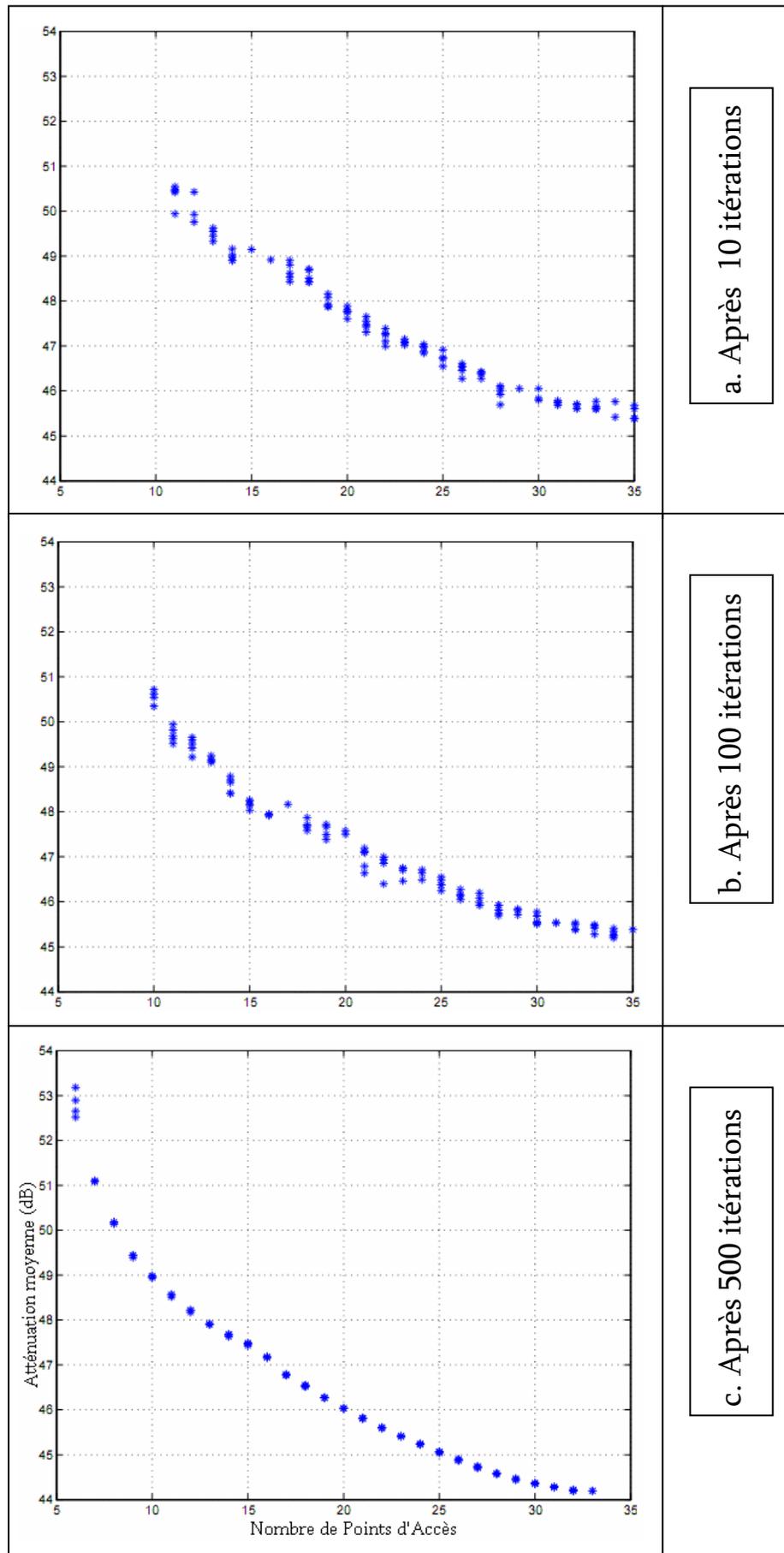


Figure 4.6 Front Pareto en utilisant 50 PA

### 3.5. Effet stochastique dans les Algorithmes génétiques

En partant de la même population initiale, on tente d'exécuter l'algorithme autant de fois avec une population de 52 individus et des chromosomes qui modélisent des réseaux WLAN de 50 PA au max. Les résultats qui sont obtenus après 100 itérations varient d'un test à un autre comme le montre la figure 4.7. Bien que les quatre tests utilisent la même population initiale, les résultats sont différents. Ce phénomène est connu dans les AG par *l'effet stochastique* ou aléatoire qui est dû aux opérations génétiques : le croisement, la mutation et la sélection.

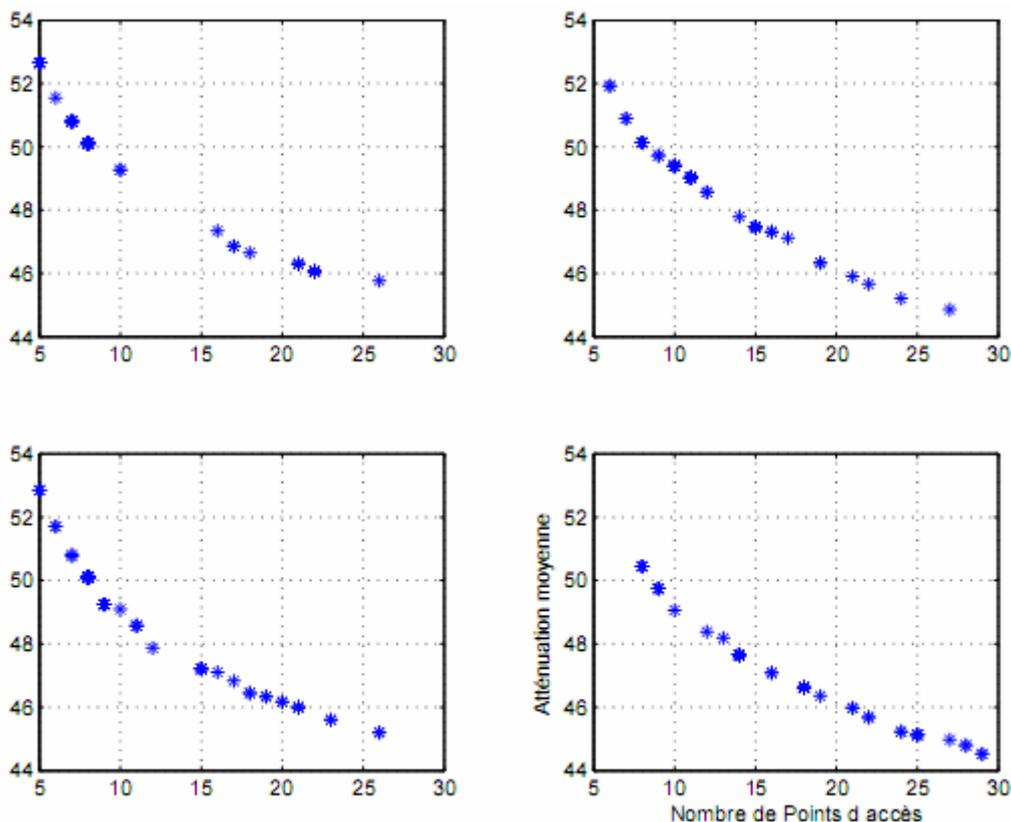


Figure 4.7 Effet stochastique des AG

Pour limiter l'effet stochastique, on élimine dans chaque itération la redondance des solutions qui ont le même vecteur objectif, comme on tente aussi d'effectuer plusieurs expériences et prendre la moyenne.

### 3.6. Effet d'élitisme dans les Algorithmes génétiques

Dans notre implémentation, l'AG inclut une stratégie élitiste qui est une propriété implicite dans NSGA-II. L'effet positif de l'élitisme sur le processus d'optimisation est démontré dans la littérature [33]. Il s'agit de sélectionner durant une génération les meilleurs individus parents et fils pour constituer une nouvelle population qui sera la population de la prochaine génération.

En lançant le processus d'optimisation avec une population de 100 individus durant 100 générations où chaque individu peut modéliser un WLAN de 50 PA, les résultats obtenus avec une stratégie élitiste et une autre non élitiste sont illustrés sur les figures 4.8. On note ici que les deux approches élitiste et non élitiste utilisent la même population initiale. Les

figures montrent clairement que l'élitisme est un facteur d'avantage pour le processus d'optimisation dans les AG.

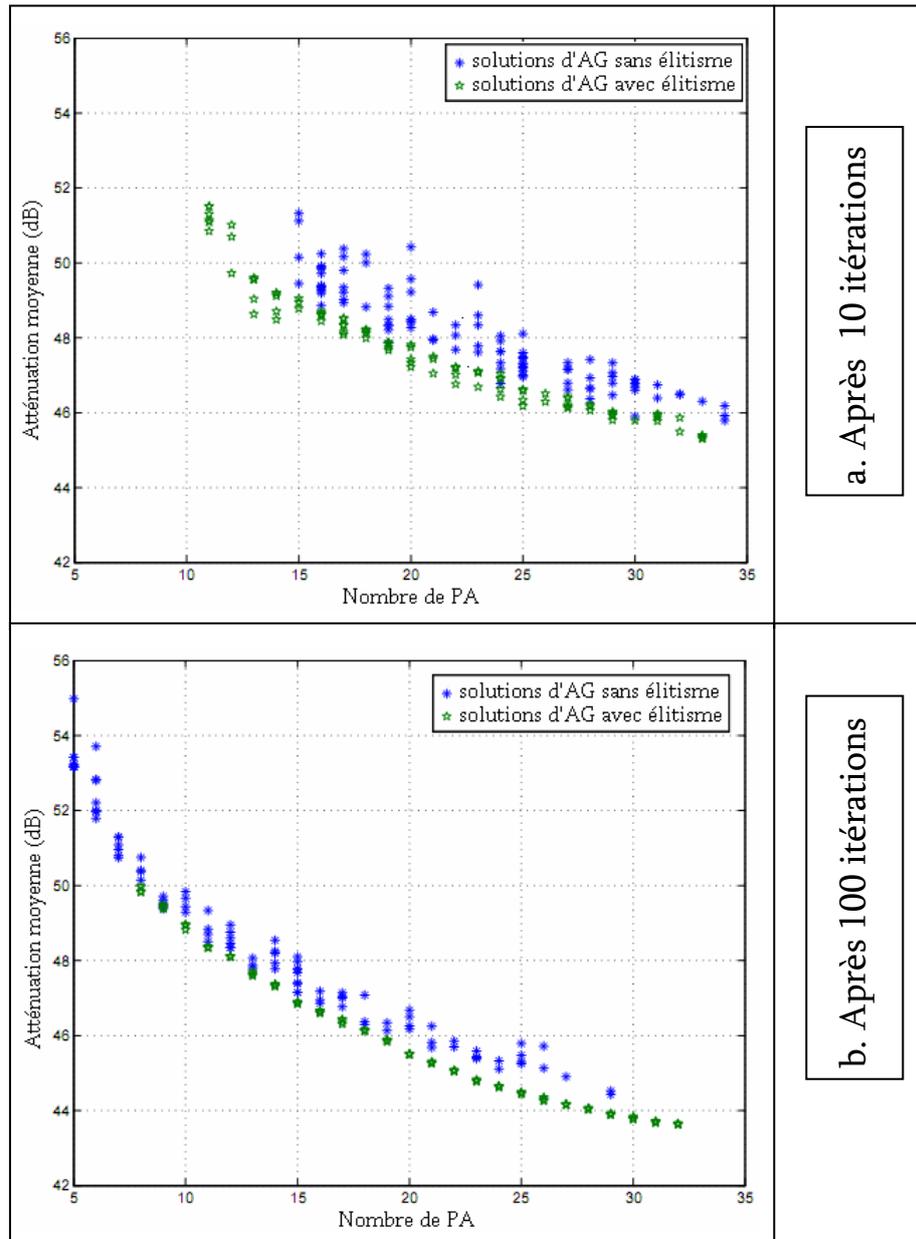


Figure 4.8 Effet d'élitisme dans les AG

### 3.7. Comparaison entre les AG hiérarchisés et les AG standards

Les AG standards signifient ici l'utilisation des chromosomes de structure ordinaire non hiérarchisée. Utilisant des chromosomes de 50 PA et une population ayant 52 individus, les résultats d'exécution d'un AG hiérarchisé après 1000 itérations et d'un AG ordinaire après 1000 itérations aussi, sont donnés par la figure 4.9. Les cercles en bleu représentent les solutions de l'AG hiérarchisé pendant que les étoiles vertes représentent les solutions de l'algorithme ordinaire.

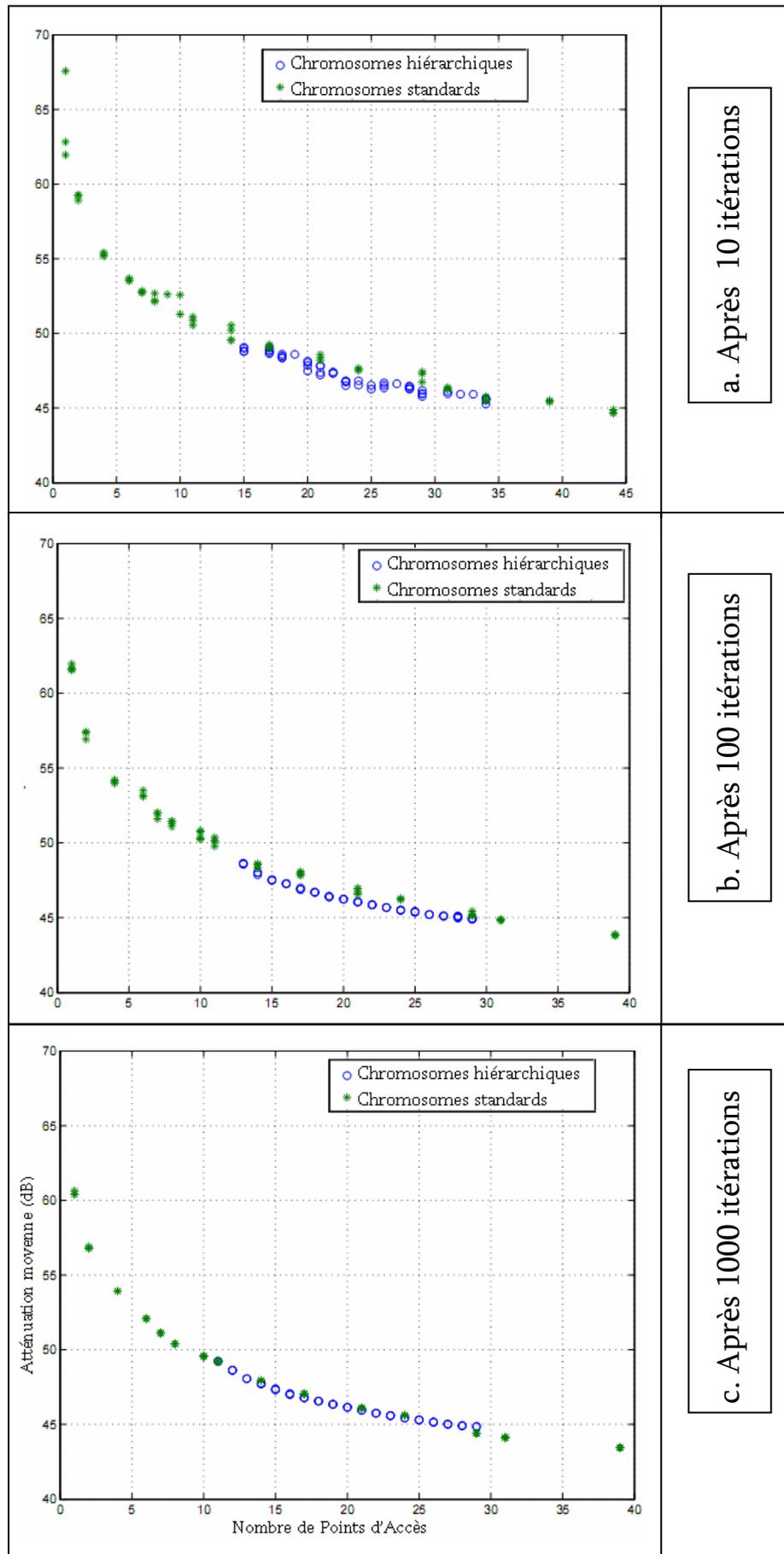


Figure 4.9 Comparaison entre AG hiérarchisées et AG ordinaires

### 3.7.1. Description et Interprétation

Dans une première vue, on remarque que les chromosomes ordinaires sont répartis tout au long l'intervalle de nombre de PA pendant que les chromosomes hiérarchisés sont concentrés au milieu de l'intervalle. Cette répartition est due aux lois de distribution différentes suivies par chacun des deux algorithmes dont l'AG hiérarchisé suit une loi Gaussienne normale pendant que l'AG standard suit une loi uniforme. Donc au début d'exécution, l'AG standard est favorisé par son avantage de la répartition uniforme des solutions sur le front Pareto.

Au cours de progression de processus, l'optimisation s'avance comme d'habitude dans les deux algorithmes avec une petite priorité au AG hiérarchisé pendant les 100 premières itérations où on peut observer ça clairement dans la figure 4.9.b. Mais cet avantage est disparu lors la 1000<sup>ième</sup> itération dans laquelle les deux algorithmes arrivent presque aux mêmes valeurs optimales.

Les figures 4.9 montre comme si l'AG ordinaire est plus favori que l'AG hiérarchisé parce que les deux algorithmes offrent les mêmes valeurs optimales mais le premier possède une meilleure répartition que le deuxième.

En effet, c'est tout l'inverse qui est valide. Si on observe bien l'AG hiérarchisé dans les 3 parties, on remarque que l'algorithme essaye de conserver le front initiative puis tente de s'étendre sur les cotés du front Pareto.

### 3.7.2. Formule de la Vitesse de fonction de performance

La figure 4.10 montre ce comportement d'élargissement sur les cotés du front Pareto. Le taux des solutions du premier front par rapport à l'ensemble des solutions est mesuré dans chaque itération pour les deux algorithmes comme suit :

$$F=N_i/N \tag{4.1}$$

Où  $N$  est la taille de la population et  $N_i$  est le nombre de chromosomes du premier front à l'itération  $i$ . si  $F = 1$ , ça veut dire que toute les individus de la population sont sur le premier front.  $F$  ne peut être plus nul parce qu'il doit existe au minimum un individu du premier front. Plus que  $F$  se rapproche du  $1$ , plus que les individus sont bien réparties sur le 1<sup>ier</sup> front.

### 3.7.3. Formule de la Vitesse d'optimisation des objectifs

L'optimisation des deux objectifs (minimisation de nombre de PA et minimisation de l'atténuation moyenne) par les deux algorithmes est illustrée sur la figure 4.11.

Pour calculer la vitesse d'optimisation de chaque objectif, on a utilisé les formules suivantes :

- la minimisation de nombre de points d'accès entre l'itération  $i$  et  $i+1$  est calculer par :

$$\Delta V_{i,i+1} = \frac{\sum_{j=1}^N f_{1j,i}}{N} - \frac{\sum_{j=1}^N f_{1j,i+1}}{N} \tag{4.2}$$

Où  $N$  est la taille de la population, et  $f_{1,j,i}$  est la fonction objectif de nombre de PA du chromosome  $j$  à l'itération  $i$  définie par (3.8). Dès que le processus de minimisation fonctionne, on a souvent  $\Delta V_{i,i+1} \geq 0$ .

- Vitesse de minimisation de l'atténuation est calculer par :

$$\Delta V_{i,i+1} = \frac{\sum_{j=1}^N f_{2,j,i}}{N} - \frac{\sum_{j=1}^N f_{2,j,i+1}}{N} \quad (4.3)$$

Où  $f_{2,j,i}$  est la fonction objectif de l'atténuation du chromosome  $j$  à l'itération  $i$  définie par (3.9).

### 3.7.4. Vitesse de fonction de performance

La courbe en ligne bleue de la figure 4.10 qui représente le rapport  $F$  (4.1) pour l'AG hiérarchisé est en état de croissance avec la progression de processus d'optimisation. Ce qui signifie que les cotés du premier front Pareto s'élargissent au cours de l'algorithme. Cependant dans l'algorithme ordinaire, ce rapport des solutions du premier front reste fixer avec l'exécution de l'algorithme comme le montre la courbe rouge sur la figure 4.10.

Dans notre cas dans lequel le problème est discret, l'utilité de la croissance de ce rapport est primordiale parce qu'il permet de cacher l'effet stochastique des AG. Supposant que l'algorithme commence l'exécution avec une population initiale quelconque dont la taille de la population est au moins égale au nombre de PA. Alors quelques soit cette population initiale, l'algorithme tend vers le même front Pareto s'il y a un élargissement et si le front est limité. Donc quelque soit l'état initiale, l'algorithme arrive au même ensemble de solutions.

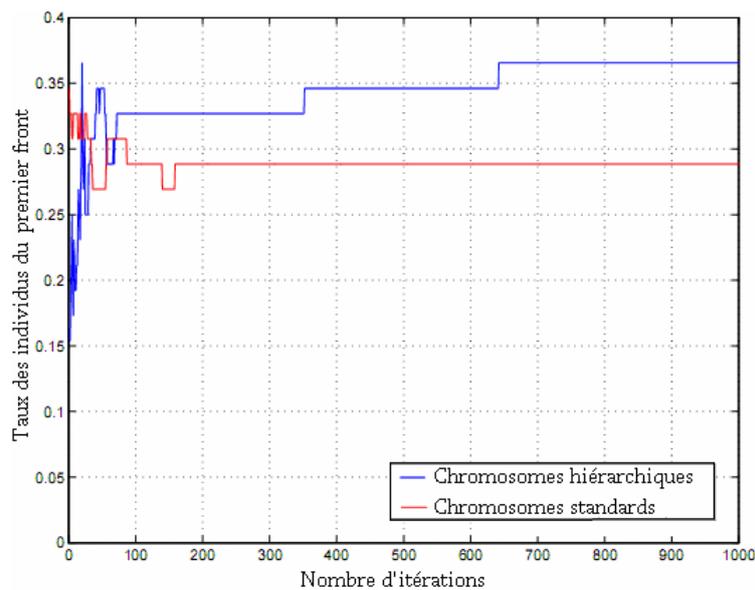


Figure 4.10 Croissance du premier front Pareto en fonction de nombre d'itérations

Cette propriété est propriétaire seulement aux AG hiérarchisés, parce qu'elle est produite à cause aux modifications sur la partie de gènes de contrôle qui influent sur le

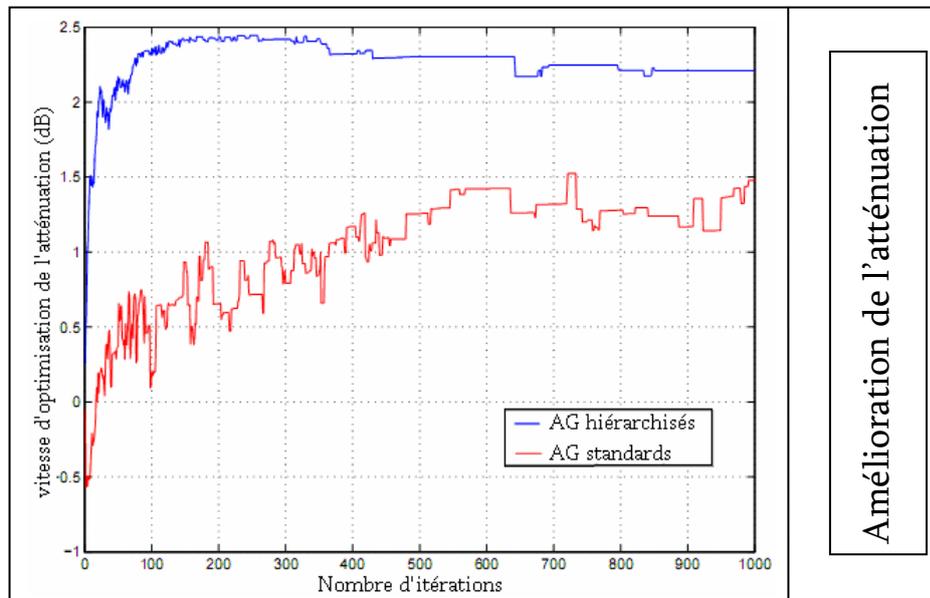
nombre de PA et permettre donc la découverte de nouvelles solutions sur les extrémités Pareto. Ces modifications sont mises par les opérations de variation génétiques : le croisement et la mutation.

Dans le test passé, la vitesse d'élargissement sur le front est un peu lente où pendant 990 itérations (entre 10 et 1000), l'algorithme n'a réussi qu'à découvrir 4 nouveaux PA. Le renforcement des deux opérations, celle du croisement et celle de la mutation sur la partie de gènes de contrôle permet d'accélérer la découverte sur les extrémités du front Pareto comme le montre la figure 4.12.

### 3.7.5. Vitesse d'optimisation des objectifs

Le gain en minimisant l'atténuation dans chaque itération est illustré sur la figure 4.11.a. A travers cette dernière, on observe que l'AG hiérarchisé est plus rapide que l'AG standard en terme de solutions qui possèdent les meilleures valeurs d'atténuation. Simultanément sur la figure 4.11.b, lors l'optimisation du deuxième objectif, l'AG standard présente un avantage par rapport à l'AG hiérarchisé. Cette différence dans la vitesse est lié à la stratégie d'optimisation multi-objectif de chaque algorithme, mais finalement les deux algorithmes offre des valeurs optimales approximatives sur le même front selon la figure 4.9.c.

Généralement, toutes les courbes sont croissantes ce qui signifie que le processus de l'optimisation est réellement réalisé dont la partie majoritaire de cette optimisation est faite pendant les 100 premières itérations. Mais cette croissance des courbes n'est pas stricte dont on voit dans certaines étapes que les courbes sont décroissantes. Cela est une conséquence de la multitude des objectifs, car l'optimisation des deux objectifs parallèlement est impossible. Dans ce cas (multi-objectif), l'algorithme est obligé de chercher sur le front Pareto et donc la sélection d'une solution, qui a une bon valeur optimale pour un objectif et une mal valeur pour l'autre objectif, est possible.



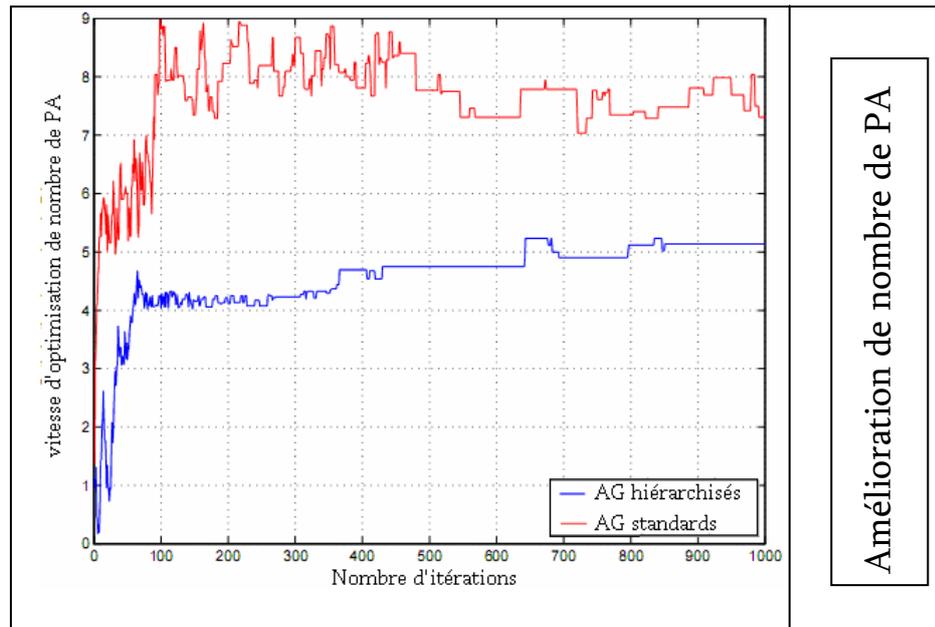


Figure 4.11 Vitesse d'optimisation des objectifs

### 3.8. Utilisation d'opérations génétiques spécifiques

Comme on a mentionné, cette approche hiérarchique des AG est capable de s'élargir sur les cotés du front Pareto s'ils sont ouverts, par le fait du croisement et de la mutation. Pour montrer que ces deux opérations ont une influence sur cette extension sur les extrémités, on augmente l'effet des opérations du croisement et de la mutation sur la partie des gènes de contrôle, et on observe le comportement du processus d'optimisation.

En constituant deux nouvelles opérations celles du croisement et de la mutation sur les gènes de contrôle, et en présence des opérations classiques celles du croisement et de la mutation habituels. On exécute cette fois l'AG avec les opération de variation comme suit :

- S'il y a un croisement : on exécute soit un croisement sur les gènes de contrôle soit un croisement habituel avec la même probabilité 0.5 pour les deux opérations.
- S'il y a une mutation : on exécute soit une mutation sur les gènes de contrôle soit une mutation habituelle avec la même probabilité 0.5 pour les deux opérations.

En augmentant l'effet du croisement et de la mutation sur la partie contrôle des chromosomes, et avec une population de 52 individus et des chromosomes modélisant 50 PA, l'exécution des deux algorithmes hiérarchisé et standard durant 1000 itérations donne les résultats affichés sur la figure 4.12.

#### 3.8.1. Description et interprétation

Comme il été prévu, l'AG hiérarchisé devient plus découvrant sur les cotés du front Pareto par l'influence du croisement et la mutation. L'AG hiérarchisé est devenu plus efficace en présentant un font Pareto large et une répartition équitable des solutions sur le front. il est aussi plus rapide que celui le standard en présentant des solutions plus optimales à la 1000<sup>ème</sup> itération.

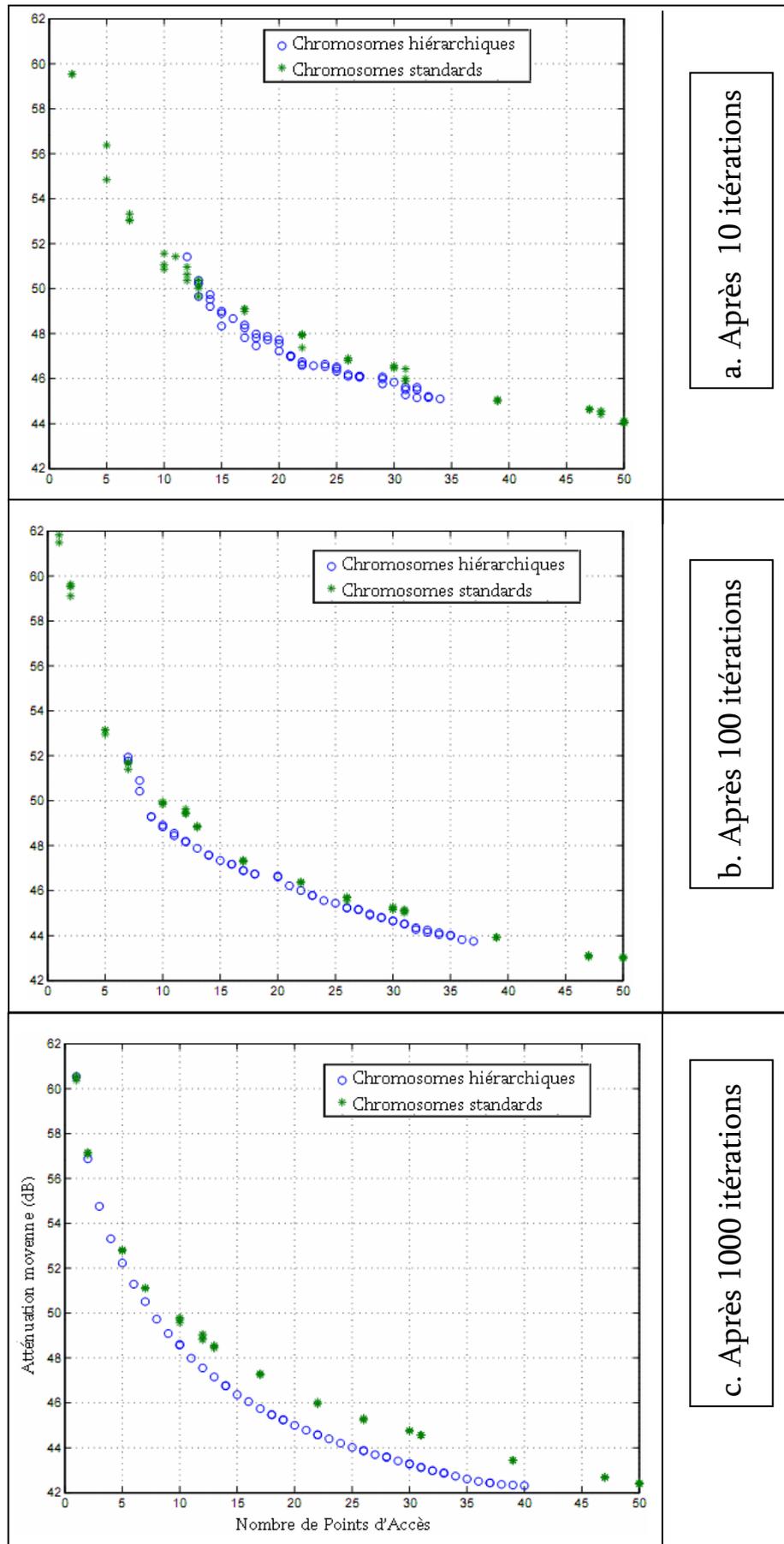


Figure 4.12 Couverture du premier front après la mise à jour de la mutation et le croisement

### 3.8.2. Vitesse de fonction de performance

La figure 4.13 montre la vitesse d'élargissement du premier front Pareto en utilisant la formule (4.1). La courbe bleue qui représente le rapport des solutions de premier front sur l'ensemble globale est ascendante durant le passage des générations de manière générale.

Si on compare cette courbe avec celle de la figure 4.10, on constate que la vitesse d'élargissement est supérieure que le premier cas où presque 80% des individus de la population sont positionnés dans le premier front pendant 1000 itérations. Cependant, seulement 40% des individus de la population globale couvrent le premier front dans la figure 4.10 durant la même période d'itérations.

Pour l'AG standard, le taux des individus qui représentent le premier front est toujours fixe au cours de processus d'optimisation, ce qui traduit l'incapacité de ce type d'algorithmes de découvrir de nouvelles solutions sur le front Pareto.

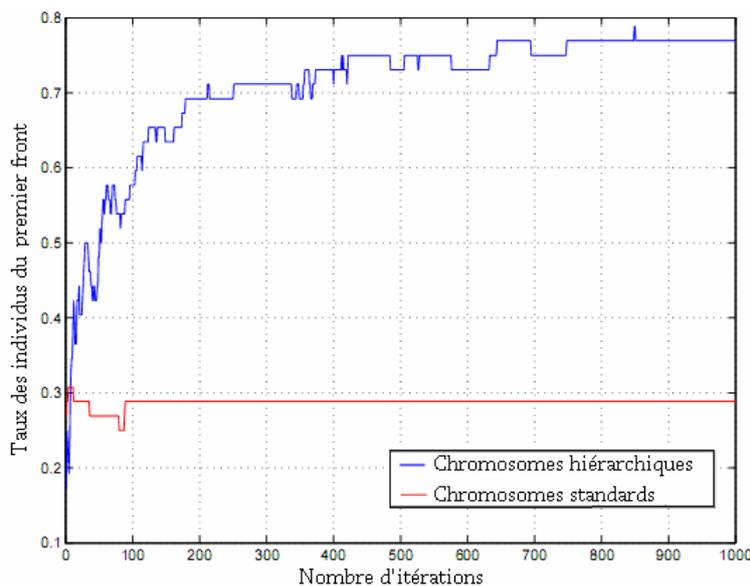


Figure 4.13 Croissance du premier front Pareto après la mise à jour de la mutation et le croisement

### 3.8.3. Vitesse d'optimisation des objectifs

La vitesse d'optimisation des deux objectifs de nombre de PA et l'atténuation qui sont donnés par les formules (4.2) et (4.3) respectivement sont représentées par les courbes affichées sur les figures 4.14. Si on compare ces deux figures avec celles de 4.11, on déduit que la stratégie d'optimisation est toujours conservée par les 2 algorithmes où l'AG hiérarchisé est plus efficace dans la minimisation de l'atténuation et de l'autre coté, l'AG standard est plus efficace dans la minimisation de nombre de PA.

La différence, cette fois-ci, se réside dans l'instabilité de la courbe de l'AG hiérarchisé. Dans la figure 4.11, la quasi stabilité du front Pareto permet à stabiliser la vitesse d'optimisation qu'elle soit pour l'atténuation ou pour le nombre de PA durant les dernier itérations. Cependant dans le cas de la figure 4.14 où le front Pareto s'augmente proportionnellement avec la progression des itérations, les courbes d'optimisation de l'atténuation et de nombre de PA sont instables à cause des nouvelles solutions découvertes.

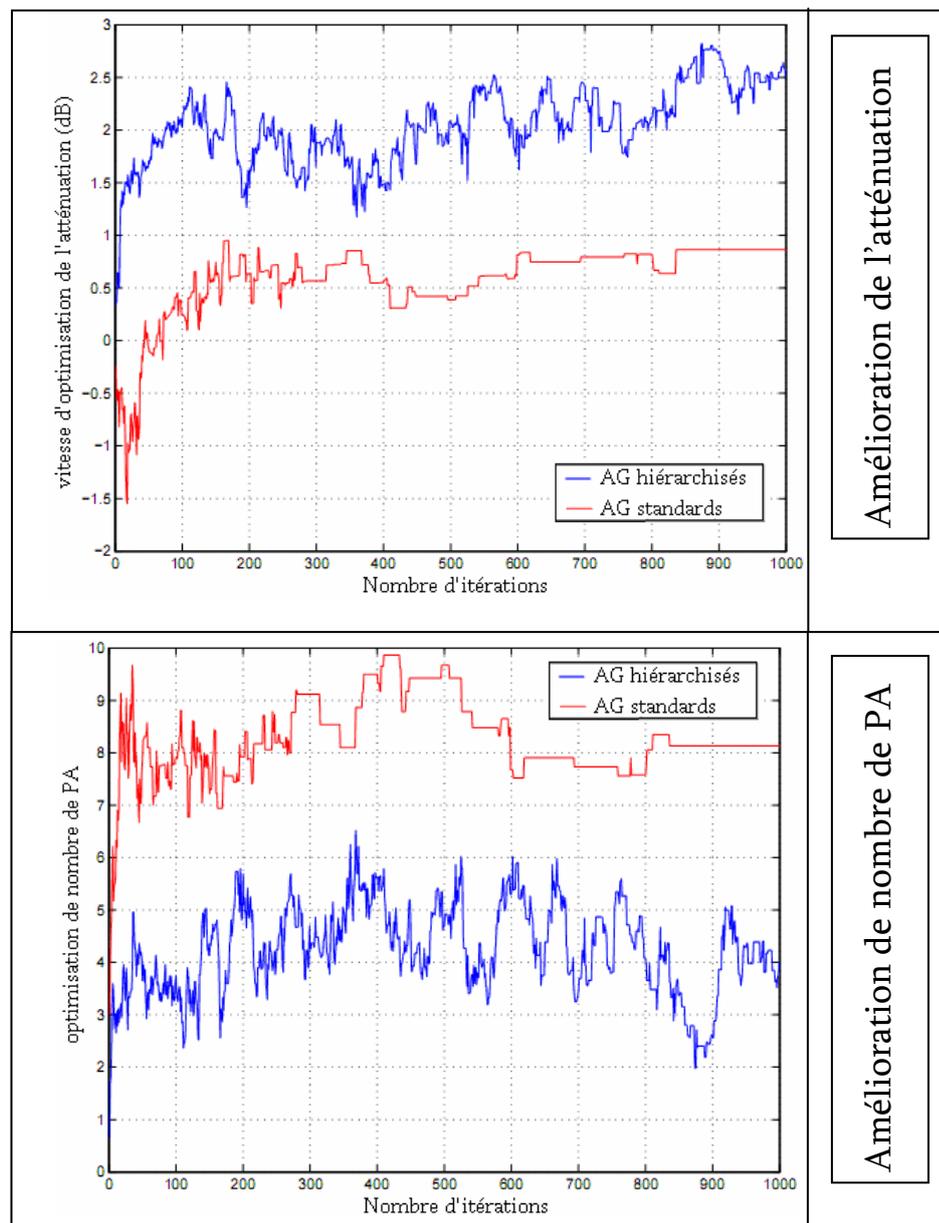


Figure 4.14 Vitesse d'optimisation des objectifs après la mise à jour de la mutation et le croisement

### 3.9. Test d'arrêt par la fonction de performance

Après qu'on a vu que presque 80% du premier front Pareto est trouvé durant 1000 itérations. Est-ce qu'il est possible d'arriver à l'étape où tous le premier front sera couvert ? Pour ce faire on exécute l'AG hiérarchisé avec des chromosomes de 50 PA. La taille de la population doit être au minimum 50 individus pour qu'elle puisse couvrir tous les PA. Dans notre cas, on utilise une population de 60 individus. Le nombre de générations n'est pas défini cette fois. Vu que notre objectif est de couvrir le maximum du premier front, l'AG se termine lorsque la fonction d'évaluation  $F$  se stabilise. Les solutions de la population obtenue sont illustrées sur la figure 4.15.

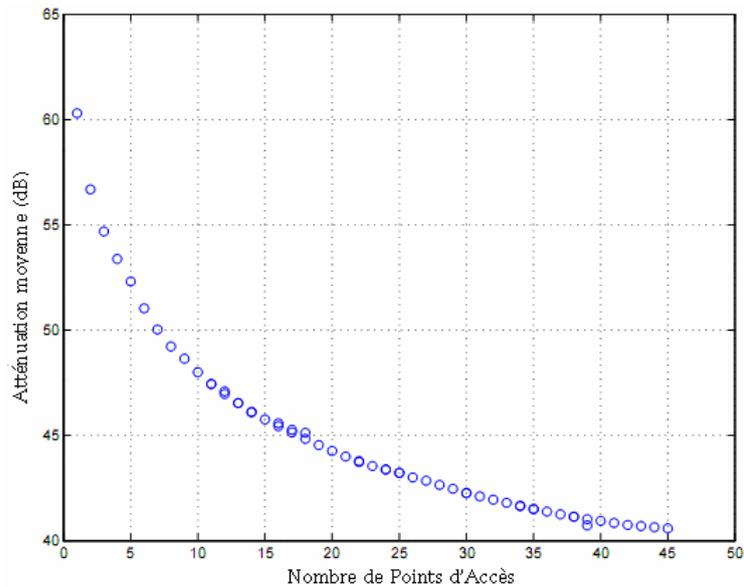


Figure 4.15 Couverture du Premier Front par la population

### 3.9.1. Description et interprétation

Après 1769 itérations, l'algorithme a réussi de proposer 45 solutions différentes en terme de nombre de PA parmi les 50 qui existent ce qui signifie que 90% du front (par rapport au nombre de PA) est découvert. L'algorithme se termine lorsque la vitesse de la fonction de performance devient faible. La figure 4.16 montre que le processus est mis en fin lorsqu'il n'y a pas une amélioration considérable durant 1000 itérations.

En effet il est difficile de répondre au question qui a été posé précédemment : Est-ce qu'il est possible d'arriver à l'étape où tous le premier front sera couvert ? En observant la figure précédente, on remarque que l'algorithme n'a pas réussi de trouver la 10% restante du front sur la partie droite du front et non sur la partie gauche dans laquelle l'algorithme n'a pas de difficulté pour trouver les solutions optimales sur ce coté du front optimale. Il est facile d'expliquer ce comportement où les solutions sur la partie droite possèdent des valeurs approximatives d'atténuation, et donc, il est difficile de s'élargir dans ce sens pour découvrir des solutions plus optimales. Il est même possible qu'il n'y aura pas de solutions plus optimales sur ce coté.

En bref, il n'est pas certes que l'algorithme présente tout le premier front, mais il offre une grande partie du premier front.

### 3.9.2. Vitesse de fonction de performance

La figure 4.16 montre la vitesse d'élargissement des individus sur le premier front. Dans ce test, on a utilisé cette vitesse d'élargissement comme une condition d'arrêt de l'algorithme au lieu de fixer le nombre d'itérations. La figure montre que durant 1000 itérations, si la vitesse est faible considérablement alors le processus s'arrête. Au début, le taux des solutions qui occupent le premier front est faible (20%), mais ce rapport ne cesse d'augmenter au cours d'évolution du processus d'optimisation. L'augmentation est forte pendant les 100 premières itérations puis elle vit une augmentation considérable jusqu'à la 700<sup>ème</sup> itération pour qu'elle se stabilise durant les 1000 dernières itérations où le processus se termine. Cependant, cette augmentation n'est pas croissante strictement dans laquelle on peut voir certaines diminutions. Ces cas de diminutions sont causés par le processus d'optimisation

dans lequel les solutions qui seront dominées au cours d'évolution de l'algorithme seront éliminées et par conséquent le front se serait diminué.

En générale le processus d'optimisation est capable de réaliser deux objectifs parallèlement sans concentrer sur l'un et négliger l'autre. Ces deux objectifs sont notamment notre but qui est :

- Découvrir les solutions optimales
- Assurer la répartition des solutions sur le front Pareto en augmentant le premier front durant le processus d'optimisation.

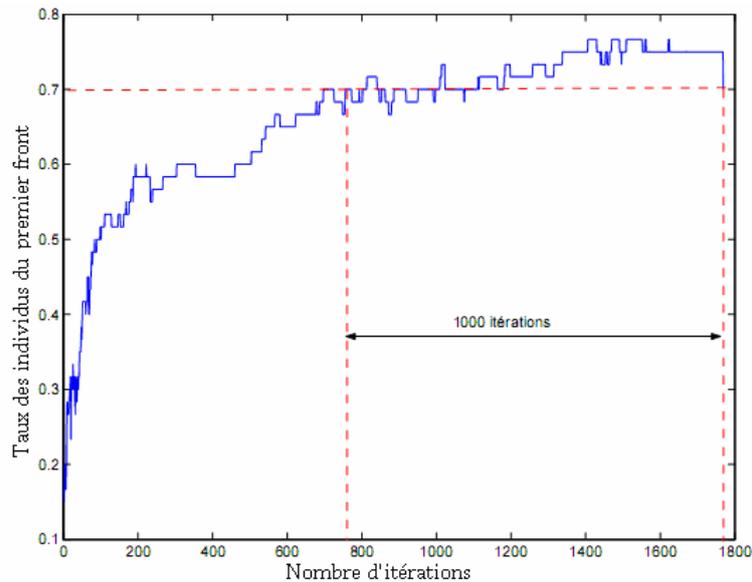


Figure 4.16 Utilisation de la fonction de performance comme test d'arrêt

## 4. Conclusion

Nous avons montré à travers un ensemble de tests de simulation que notre approche d'optimisation multi-objectif par AG hiérarchisé est plus efficace qu'un AG ordinaire. Cette méthode d'optimisation assure les deux points que n'importe quel algorithme multi-objectif doit les assurer :

- La découverte du front Pareto optimal
- Et la répartition des solutions sur le front optimal.

Notre approche n'est pas capable seulement de réaliser ces deux objectifs mais elle possède une propriété spécifique où le front optimal s'étend sur les extrémités au cours de processus d'optimisation pour qu'on arrive en fin à couvrir la grande partie du front s'il est limité avec une répartition uniforme de solutions. La méthode proposée est aussi plus rapide que les algorithmes ordinaires. On indique aussi que nous avons utilisé des chromosomes hiérarchiques à un seul niveau où le cas de plusieurs niveaux, qui n'est pas traité, peut offrir des résultats plus performants.

Ces avantages ne doivent pas cacher l'inconvénient dont elle souffre cette méthode. La conception des réseaux *WLAN* est un problème d'optimisation discret ou modulaire [28] et donc l'application de notre approche sur ce type de problèmes devient très particulière dans le domaine d'optimisation multi-objectif.

Nous espérons dans le futur de généraliser cette méthode sur les problèmes d'optimisation continue pour qu'elle soit une modeste contribution dans le domaine d'optimisation multi-objectif.

## CONCLUSION & PERSPECTIVES

Dans ce mémoire on a passé en revue plusieurs axes de recherches dont on distingue les réseaux sans-fil, l'optimisation difficile et la prédiction radio. Toutefois, on a ramené tous nos efforts au sujet de l'optimisation et ceci en proposant une approche d'optimisation qu'on espère qu'elle aura une modeste contribution dans l'optimisation multi-objectif.

Pour entamer notre problématique, on a commencé ce mémoire par faire une taxonomie des réseaux *WLAN* et comprendre les protocoles qui sont associés aux réseaux locaux sans-fil. On a conclu, qu'on s'intéresse aux réseaux sans-fil avec infrastructure où notre problème se réside. Dans le deuxième chapitre, on a discuté l'optimisation multi-objectif et les outils utilisés pour la résolution des problèmes d'optimisation notamment les méthodes exactes et les métaheuristiques. On a constaté que les algorithmes génétiques constituent le meilleur outil à utiliser dans notre cas. La nature multi-objectif du problème de conception des réseaux sans-fil nous impose de prendre les *AG* comme un outil d'optimisation.

A fin d'implémenter le problème de conception des réseaux sans-fil au troisième chapitre, le passage sur la prédiction radio est alors nécessaire. Ce passage permet de comprendre le comportement des ondes électromagnétiques à l'intérieur d'un bâtiment ce qui nous permet de choisir un modèle de prédiction indispensable pour l'implémentation. Dans le même chapitre, on a expliqué le problème de conception des réseaux sans-fil, puis on a proposé notre approche d'optimisation et on l'a appliqué sur ce problème.

L'approche d'optimisation, qui consiste en l'intégration à l'algorithme génétique multi-objectif *NSGA-II* des chromosomes hiérarchiques, a démontré qu'elle est plus performante qu'un algorithme similaire utilisant des chromosomes ordinaires. L'approche proposée, comme tout un algorithme multi-objectif, est capable de découvrir les solutions optimales sur le front Pareto. Mais elle se distingue, en plus, par sa vitesse et sa capacité de conserver la répartition des solutions sur le front Pareto de manière presque parfaite. L'avantage le plus important est le phénomène d'élargissement du front Pareto sur ses extrémités au cours de processus d'optimisation permettant une grande richesse et variété des solutions sur le front Pareto. Cette caractéristique d'élargissement du front Pareto n'a pas été introduite dans un travail précédant. On estime qu'elle apporte de plus pour l'optimisation multi-objectif.

L'inconvénient majeur de l'approche proposée est qu'elle est particulière aux problèmes modulaires [28] ce qui limite l'utilisation de cette approche d'optimisation. On envisage de généraliser l'utilisation de cette méthode pour qu'elle soit utilisée par de plus de problèmes et pour qu'elle aura plus d'intérêts dans l'optimisation multi-objectif.

On vise aussi à développer un outil complet de conception de réseaux sans-fil. Cet outil doit être disposé d'un module d'optimisation en intégrant notre approche. Il doit être disposé d'une interface graphique, comme celle d'Autocad, interactive avec l'utilisateur

autorisant la saisie des plans des constructions urbaines. Il doit être disposé d'un moteur puissant simulant la propagation des ondes radio à l'intérieur des bâtiments.

Avec le déploiement actuel des réseaux sans-fil dans les établissements et les instituts algériens, la disponibilité d'un tel outil est un insigne de contribution de l'université algérienne au développement de notre pays.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Mooi Choo Chuah, Qinqing Zhang. Design and Performance of 3G Wireless Networks and Wireless LANs, Springer, 2006.
- [2] Ramjee Prasad, Luis Muñoz. WLANs and WPANs towards 4G wireless, Artech House, 2003.
- [3] Jeffrey Wheat, Randy Hiser, Jackie Tucker, Alicia Neely. Designing a Wireless Network, Syngress Publishing, 2001.
- [4] Imad AAD. thèse Phd : Qualité de service dans les réseaux locaux sans-fil, universite Joseph Fourier de Grenoble, France, 2002.
- [5] Devin Akin, Scott Turner, Kevin Sandlin, Robert Nicholas. Certified Wireless Network Administrator (Official Study Guide), Planet3 Wireless, 2002.
- [6] Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) specifications, Adopted by the ISO/IEC and redesignated as ISO/IEC 8802-11:1999(E), IEEE, 1999.
- [7] Wireless LAN Medium Access Control (MAC) and Physical Layer (PHY) specifications, High-speed Physical Layer in the 5GHz Band, Adopted by the ISO/IEC and redesignated ISO/IEC 8802-11:1999/Amd 1:2000(E),IEEE,2003.
- [8] Jacque Teghem. Optimisation Approchée En Recherche Opérationnelle, Eyrolles, 2002.
- [9] Yann Collette, Patrick Siarry. Optimisation multi objectifs, Eyrolles, 2002.
- [10] J. Dréo, A. Pérowski, P. Siarry et E. Taillard. Métaheuristiques pour l'optimisation difficile. EYROLLES, 2005.
- [11] El-ghazali Talbi, Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire multi-objectif : état de l'art, LIFL, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2002.
- [12] K.F.Man, K.S.Tang et S. Kwong, Genetic Algorithms : Concepts and Designs, Springer, 1999.
- [13] Mitchell Melanie, An Introduction To Genetic Algorithms, MIT Press, 1999

- [14] Daniel Ashlock, *Evolutionary Computation for Modeling and Optimization*, Springer, 2006.
- [15] Colin R.Reeves, Jonathan E.Rowe, *Genetic Algorithms: Principles And Perspectives : A Guide to GA Theory*, Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [16] Peter J.B. Hancock, *An Empirical Comparison of Selection Methods in Evolutionary Algorithms*, *Evolutionary Computing (AISB) Workshop*, 1994, 80-94.
- [17] Mehmet Gulsen and Alice E. Smith. *A Hierarchical Genetic Algorithm for System Identification and Curve Fitting with a Supercomputer Implementation*, *Evolutionary Algorithms*, Springer, 1999, 111-137.
- [18] Minga Jiang, Alden H. Wright. *A Hierarchical Genetic System for Symbolic Function Identification*, *Proceedings of the 24th Symposium on the Interface: Computing Science and Statistics*, College Station, Texas, 1992.
- [19] Kit-Sang Tang, Kim-Fung Man et S. Kwong, *Wireless Communication Network Design in IC Factory*, *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*, VOL. 48, NO. 2, 2001, 452-459.
- [20] B. S. Park, J. G. Yook, and H. K. Park, *The Determination of Base Station Placement and Transmit Power in an Inhomogeneous Traffic Distribution for Radio Network Planning*, *Proceedings of IEEE 56th Vehicular Technology Conference*, Vol.4, 2002, 2051-2055.
- [21] S. Kouhbor, J. Ugon, A. Kruger, A. M. Rubinov, *Optimal Placement of access Point in WLAN Based on a New Algorithm*, in *Proc. 4<sup>th</sup> International Conference on Mobile Business (IEEE/ICMB 2005)*, 2005, 592-598.
- [22] S. Kouhbor, J. Ugon, M. Mammadov, A. Rubinov, A. Kruger, *Coverage in WLAN: Optimization Model and Algorithm*. In: *Proceedings of the first IEEE International Conference on Wireless Broadband and Ultra ideband Communications*, Sydney, 2006.
- [23] S. Kouhbor, J. Ugon, A. Rubinov, A. Kruger, & M. Mammadov, *Coverage in WLAN with Minimum Number of Access Points*, *School of ITMS, University of Ballarat*, 2006.
- [24] Jia-Liang Lu, Runser.K, Gorce.J, Valois.F, *Indoor WLAN Planning with a QoS constraint based on a Markovian Performance Evaluation Model*, *IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications*, 2006, 152-158.

- [25] Alan Mc Gibney, Martin Klepal, Tool for automatic design and Optimisation of Large Scale WLAN, The 7th IFIP International Conference on Mobile and Wireless Communications Networks, 2005
- [26] M. Adickes, M. Billo, R. Norman, B. Banerjee, S. Nnaji and B.Rajgopa, Optimization Of Indoor Wireless Communication Network Layouts, Dept of Industrial Engineering, University of Pittsburgh 2002.
- [27] Katia Runser, Méthodologies pour la planification de réseaux locaux sans-fil, Laboratoire CITI, INSA de Lyon, France, 2005.
- [28] De Jong, E.D, Dirk Thierens and Richard A. Watson, Hierarchical Genetic Algorithms, Proceedings of the 8th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature PPSN-04, 2004, pp.232-241.
- [29] Clarisse Dhaenens-Flipo. Optimisation Combinatoire Multi-Objectif : Apport des Méthodes Coopératives et Contribution a l'Extraction de Connaissances, Université des Sciences et Technologies de Lille, France, 2005.
- [30] C. M. Fonseca and P. J. Fleming, Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization, Proceedings of the Fifth International Conference in Genetic Algorithms, 1993, 416-423.
- [31] N. Srinivas and Kalyanmoy Deb, Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms, Evolutionary Computation, Vol 2, No 3, 1994, 221-248.
- [32] J. Horn, N. Nafpliotis and D. E. Goldberg, A Nicheed Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, Proceedings of the First {IEEE} Conference on Evolutionary Computation, {IEEE} World Congress on Computational Intelligence, Vol 1, 1994, 82-87.
- [33] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratab and T. Meyarivan, A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II, Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference, 2000, 849-858.
- [34] Kumar Rath, A.K. Dehuri, S, Non-dominated Sorting Genetic Algorithms for Heterogeneous Embedded System Design, Proceedings of International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing, 2004, 46-50.
- [35] Cyril Humbert, Simulation du canal de propagation indoor, université de Marne-la-Vallée, France, 2003.
- [36] John S. Seybold, Introduction To RF Propagation, WILEY INTERSCIENCE, 2005.

- [37] Steven J. Fortune, David M. Gay, Brian W. Kernighan, Orlando Landron, Reinaldo A. Valenzuela et Margaret H. Wright. WISE Design of Indoor Wireless Systems : Practical Computation and Optimisation, IEEE Computational Science & Engineering, 1995, 58-68.
- [38] White paper Sputnik, RF Propagation Basics, April 2004.
- [39] ProCurve Networking, HP innovation, Planning a Wireless Network, 2005.
- [40] Jonas Linnell, Hans Torstensson, Radio Resource Management in IEEE 802.11b WLAN: Aspects of system planning, Chalmers University of Technology, Suède, 2004.
- [41] K.Jaffrès-Runser et J.-M.Gorce, Planification multicritère de réseaux locaux sans-fil, Projet ARES-INRIA, Laboratoire CITI, INSAdeLyon, France, 2006.
- [42] V.S. Abhayawardhana, I.J. Wassell, D. Crosby , M.P. Sellars, M.G. Brown, Comparison of Empirical Propagation Path Loss Models for Fixed Wireless, In: 2005 IEEE 61st Vehicular Technology Conference (VTC2005 – Spring), Vol 1, 2005, 73-77.
- [43] Eric Geier. Wi-Fi Hotspots, Cisco Press, 2006.
- [44] Una-May O'Reilly, Tina Yu, Rick Riolo, Bill Worzel. Genetic Programming Theory and Practice 2, Springer, 2005.
- [45] Randy L. Haupt, Sue Ellen Haupt. Practical Genetic Algorithms, Wiley-Interscience, 2004.
- [46] Masatoshi Sakawa. Genetic Algorithms and Fuzzy Multiobjective Optimization, Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [47] N. Marco, S. Lanteri, J. A. Desideri, J. Periaux. A Parallel Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization in Computational Fluid Dynamics, Wiley-Interscience, 2004.
- [48] K.F.Man, K.S.Tang, Robert S.H. Istepanian. Teleoperation Controller Design using Hierarchical Genetic Algorithm, Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology 2000, vol 1, 2000, 707:711.
- [49] Igor E.Golovkin, Sushil J.Louis, Roberto C.Mancini. Parallel Implementation of Niche Pareto Genetic Algorithm Code for X-ray Plasma Spectroscopy, Proceedings of the Evolutionary Computation on 2002. CEC '02. Proceedings of the 2002 Congress ,IEEE, Vol 02, 2002, 1820-1824.

- [50] Wen-Ching Chang, Yang-Han Lee, Chih-Hui Ko, Chun-ku Chen. A Novel Prediction Tool for Indoor Wireless LAN under the Microwave Oven Interference.
- [51] David A. Van Veldhuizen, Brian S. Sandlin, Robert M. Marmelstein, Gary B. Lamont. Finding Improved Wire-Antenna Geometries with Genetics Algorithms, Proceedings of the 1998 International Conference on Evolutionary Computation, IEEE, 1998, 102-107.
- [52] Margaret H. Wright. Optimization Methods for Base Station Placement in Wireless Applications, Proceedings of 1998 Vehicular Technology Conference, Vol 89, 1998, 11513-11517.
- [53] Bongyong Song, Rene L. Cruz, Bhaskar D.Rao. Downlink Optimization of Indoor Wireless Networks Using Multiple Antenna Systems, INFOCOM 2004. Twenty-third Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Vol 4, 2004, 2778- 2789.
- [54] J.M.Gorce, K.Runser, G.delaRoche. FDTD based efficient 2D simulations of Indoor propagation for wireless LAN, In IMACS, World Congress Scientific Computation, Applied Mathematics and Simulation, Paris, France, July 2005.
- [55] Cisco Systems, Guide des réseaux sans-fil. Cisco Aironet. 2004.
- [56] Aravind Seshadri, NSGA - II: A multi-objective optimization algorithm, Oklahoma State University, 2006.