

# Sommaire

<b>Introduction générale.....</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE I : Généralités sur les antennes imprimées.....</b>	<b>5</b>
<b>I.1 Introduction .....</b>	<b>6</b>
<b>I.2 Structure d'une antenne imprimée.....</b>	<b>6</b>
<b>I.3 Domaine d'application des antennes imprimées .....</b>	<b>7</b>
<b>I.4 Avantages et inconvénients des antennes imprimées .....</b>	<b>7</b>
<b>I.5 Techniques d'alimentation.....</b>	<b>7</b>
I.5.1 Alimentation par ligne micro-ruban dans le plan de l'élément rayonnant.....	8
I.5.2 Alimentation par sonde coaxiale.....	8
I.5.3 Alimentation par ouverture (ou par fente) .....	9
I.5.4 Alimentation par proximité .....	10
<b>I.6 Caractérisation des antennes imprimées .....</b>	<b>11</b>
I.6.1 Méthodes classiques .....	11
I.6.1.1 Méthode de la ligne de transmission .....	11
I.6.1.2 Méthode de la cavité .....	11
I.6.2 Méthodes évoluées.....	12
I.6.2.1 Méthodes des différences finies .....	12
I.6.2.2 Méthode de la matrice des lignes de transmissions .....	12
I.6.2.3 Méthode des éléments finis .....	13
I.6.2.4 Méthodes intégrales .....	13
<b>I.7 Conclusion .....</b>	<b>13</b>
<b>CHAPITRE II : Conception de réseaux d'antennes imprimées.....</b>	<b>14</b>
<b>II.1 Introduction .....</b>	<b>15</b>
<b>II.2 Présentation de l'outil ADS .....</b>	<b>15</b>
<b>II.3 Antenne rectangulaire alimentée par sonde coaxiale .....</b>	<b>16</b>
<b>II.4 Adaptation d'impédance .....</b>	<b>19</b>
II.4.1 Adaptation bande étroite.....	20
II.4.2 Adaptation large bande.....	20
<b>II.5 Antenne rectangulaire alimentée par ligne micro-ruban.....</b>	<b>23</b>
<b>II.6 Réseau d'antennes alimentées par sonde coaxiale .....</b>	<b>25</b>
<b>II.7 Circuit d'alimentation .....</b>	<b>26</b>
II.7.1 Diviseur de puissance.....	26
II.7.2 Division en deux parties égales .....	27
II.7.3 Division en deux parties égales avec adaptation par ligne quart d'onde .....	28
II.7.4 Division en deux parties inégales .....	29
<b>II.8 Conception des diviseurs de puissance .....</b>	<b>30</b>
II.7.1 Conception d'un diviseur par deux .....	30
II.7.2 Conception d'un diviseur par quatre .....	33
<b>II.9 Conception de réseau d'antennes alimentées par ligne micro-ruban.....</b>	<b>35</b>
II.9.1 Conception d'un réseaux de deux éléments.....	35
II.9.2 Conception d'un réseaux de quatre éléments .....	38
<b>II.10 Conclusion .....</b>	<b>40</b>

## **CHAPITRE III : Analyse des réseaux d'antennes imprimées.....41**

<b>III.1 Introduction .....</b>	<b>42</b>
<b>III.2 Elément imprimé .....</b>	<b>42</b>
<b>III.3 Réseaux plans d'antennes imprimées .....</b>	<b>43</b>
<b>III.3.1 Réseau rectiligne .....</b>	<b>43</b>
<b>III.3.2 Réseau bidimensionnel .....</b>	<b>46</b>
III.3.2.1 Réseaux planaires .....	47
III.3.2.2 Réseaux circulaires .....	49
<b>III.4. Réseaux conformés d'antennes imprimées .....</b>	<b>52</b>
III.4.1 Méthode d'analyse .....	53
III.4.2 Champ rayonné par un réseau conformé .....	54
III.4.3 Exemple de structures conformées analysées .....	60
III.4.3.1 Réseau dièdre .....	60
III.4.3.2 Réseau conique .....	62
III.4.3.3 Réseau cylindrique .....	65
<b>III.5 Conclusion .....</b>	<b>67</b>

## **CHAPITRE IV : Méthodes d'optimisation..... 68**

<b>IV.1 Introduction.....</b>	<b>69</b>
<b>IV.2 Problème d'optimisation .....</b>	<b>69</b>
<b>IV.3 Optimisation difficile .....</b>	<b>70</b>
<b>IV.4 Méta-heuristiques .....</b>	<b>71</b>
<b>IV.5 Source de l'efficacité des méta-heuristiques.....</b>	<b>72</b>
<b>IV.6 Problème d'un algorithme itératif classique.....</b>	<b>72</b>
<b>IV.7 Robustesse des méta-heuristiques.....</b>	<b>73</b>
<b>IV.8 Classification des méthodes d'optimisation .....</b>	<b>73</b>
<b>IV.9 Méthode du recuit simulé .....</b>	<b>75</b>
IV.9.1 Présentation de la méthode .....	75
IV.9.2 Recuit réel et recuit simulé .....	75
IV.9.3 Algorithme du recuit simulé .....	76
IV.9.4 Règles d'acceptation .....	77
<b>IV.10 Algorithmes évolutionnaires .....</b>	<b>84</b>
IV.10.1 Principe d'un algorithme évolutionnaire .....	84
IV.10.2 Opérateurs de sélection .....	85
IV.10.3 Opérateurs de variation.....	85
IV.10.4 Boucle générationnelle.....	86
<b>IV.11 Algorithmes génétiques .....</b>	<b>86</b>
IV.11.1 Codage des variables.....	88
IV.11.2 Fonction de performance .....	89
IV.11.3 Sélection.....	89
IV.11.3.1 Sélection proportionnelle.....	90
IV.11.3.2 Sélection par tournoi.....	91
IV.11.3.2.1 Tournois déterministes .....	91
IV.11.3.2.2 Tournois stochastiques.....	91
IV.11.3.3 Sélection déterministe.....	91
IV.11.4 Elitisme .....	91
IV.11.5 Opérateurs de variation des AGs .....	92
IV.11.5.1 Croisement.....	92
IV.11.5.1.1 Croisement en un point.....	92
IV.11.5.1.2 Croisement en deux points .....	93
IV.11.5.1.3 Croisement uniforme .....	93
IV.11.5.2 Mutation .....	93

IV.11.5.2.1 Mutation bit flip.....	94
IV.11.5.2.2 Mutation déterministe .....	94
IV.11.6 Critère d'arrêt.....	94
<b>IV.12 Optimisation par essaim particulaire .....</b>	<b>95</b>
IV.12.1 Principe.....	95
IV.12.2 Algorithme .....	97
IV.12.3 Confinement des particules.....	99
<b>IV.13 Méta-heuristique et logique floue.....</b>	<b>101</b>
<b>IV.14 Rappels des principes de la logique floue .....</b>	<b>101</b>
IV.14.1 Définition.....	101
IV.14.2 Définition d'un sous-ensemble flou .....	102
IV.14.3 Méthode de raisonnement.....	103
IV.14.4 Variable linguistique .....	103
IV.14.5 Fonction d'appartenance .....	104
IV.14.6 Propositions floues élémentaires .....	104
IV.14.7 Propositions floues générales .....	105
IV.14.7.1 Négation de proposition floue.....	105
IV.14.7.2 Combinaisons de propositions floues.....	106
IV.14.7.3 Conjonction de propositions floues .....	106
IV.14.7.4 Disjonction de propositions floues.....	106
IV.14.7.5 Implication entre deux propositions floues .....	106
<b>IV.15 Contrôle flou.....</b>	<b>107</b>
<b>IV.16 Structure d'un contrôleur flou .....</b>	<b>107</b>
IV.16.1 Représentation floue des variables d'entrée.....	108
IV.16.2 Représentation floue des variables de sortie.....	108
IV.16.3 Base de règles floues .....	108
IV.16.4 Inférence à partir de règles floues .....	108
IV.16.4.1 Méthode d'inférence Max-Min.....	109
IV.16.4.2 Méthode d'inférence Max-Produit.....	109
IV.16.4.3 Méthode d'inférence Somme-Produit .....	109
IV.16.5 Défuzzification .....	109
IV.16.5.1 Méthode du centre de gravité .....	110
IV.16.5.2 Méthode du maximum .....	110
IV.16.6 Exemple .....	110
<b>IV.17 Algorithme adaptatif .....</b>	<b>116</b>
IV.17.1 Influence de la taille de la population .....	116
IV.17.2 Influence des probabilités associées aux opérateurs génétiques .....	117
<b>IV.18 Algorithme génétique flou.....</b>	<b>122</b>
<b>IV.19 PSO adaptative.....</b>	<b>126</b>
<b>IV.20 PSO floue .....</b>	<b>126</b>
<b>IV.21 Conclusion .....</b>	<b>129</b>

## **CHAPITRE V : Synthèse des réseaux d'antennes imprimées .....130**

<b>V.1 Introduction .....</b>	<b>131</b>
<b>V.2 Problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées .....</b>	<b>131</b>
<b>V.3 Synthèse par le recuit simulé .....</b>	<b>133</b>
V.3.1 Application à la synthèse de réseaux rectilignes .....	133
V.3.1.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	134
V.3.1.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	135
V.3.2 Application à la synthèse de réseaux planaires .....	138
V.3.2.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	138
V.3.2.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	140
V.3.3 Application à la synthèse de réseaux circulaires .....	142
V.3.3.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	142

V.3.3.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	144
V.3.4 Application à la synthèse de réseaux conformés.....	145
<b>V.4 Synthèse par l'algorithme génétique .....</b>	<b>149</b>
V.4.1 Application à la synthèse de réseaux rectilignes .....	150
V.4.1.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	150
V.4.1.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	153
V.4.2 Application à la synthèse de réseaux planaires .....	156
V.4.2.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	156
V.4.2.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	159
V.4.3 Application à la synthèse de réseaux circulaires .....	162
V.4.3.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	162
V.4.3.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	165
V.4.4 Application à la synthèse de réseaux conformés.....	168
<b>V.5 Synthèse par essaim particulière .....</b>	<b>171</b>
V.5.1 Application à la synthèse de réseaux rectilignes .....	172
V.5.1.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	172
V.5.1.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	174
V.5.2 Application à la synthèse de réseaux planaires .....	177
V.5.2.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	177
V.5.2.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	179
V.5.3 Application à la synthèse de réseaux circulaires .....	182
V.5.3.1 Synthèse par loi d'amplitude .....	182
V.5.3.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	184
V.5.4 Application à la synthèse de réseaux conformés.....	187
<b>V.6 Comparaison .....</b>	<b>190</b>
<b>V.7 Comparaison avec d'autres méthodes.....</b>	<b>191</b>
<b>V.8 Conclusion.....</b>	<b>192</b>
<b>CONCLUSION GENERALE .....</b>	<b>194</b>
<b>ANNEXE : Modélisation de la source élémentaire .....</b>	<b>197</b>
<b>Références bibliographiques .....</b>	<b>200</b>

# ***INTRODUCTION GENERALE***

# **I**NTRODUCTION GENERALE

*Le Domaine des télécommunications connaît depuis plusieurs décennies une croissance sans précédent et des services de plus en plus variés (téléphonie mobile, services multimédia interactif, ...) se voient proposés par de nombreux systèmes (systèmes cellulaires, transfert de données sans fil, radiomessagerie, radiocommunication professionnelle, systèmes satellitaires) permettant ainsi au grand public d'accéder à ces nouvelles technologies.*

*Dans les applications aéronautiques, aérospatiales et militaires où le faible volume, le faible poids, le faible coût, les hautes performances et la facilité de mise en œuvre sont les principales exigences, les antennes faiblement profilées sont une nécessité. Aujourd'hui, avec l'explosion des télécommunications, ces contraintes se retrouvent dans les applications commerciales sans fils. Pour répondre à ces exigences un nouveau type d'antenne a été proposé : les antennes imprimées.*

*Ces antennes font l'objet de nombreux travaux de recherche et de développement. Elles sont fabriquées sur des substrats diélectriques en utilisant la technologie photolithographique plane. Elles allient à la fois petite taille, simplicité, facilité de fabrication et de mise en œuvre, faible encombrement. En outre, grâce à leur conformabilité aisée aux surfaces, les antennes imprimées épousent au mieux la structure porteuse (nez d'avion, satellite, lanceur,...). Les structures conformes peuvent être requises pour des raisons aérodynamiques afin de réduire, par exemple, la Surface Equivalente Radar (S.E.R) des antennes montées en réseau. Elles sont également capables d'assurer un rayonnement omnidirectionnel et permettent de profiter pleinement des avantages de la commande électronique des faisceaux pour augmenter la couverture angulaire.*

*Dés lors, de nombreuses applications civiles ou militaires ont été mises en œuvre. Elles concernent par exemple des engins évoluant à grande vitesse, nécessitant une connaissance de l'environnement hostile aussi bien dans l'axe que sur les côtés de l'engin. Elles sont aussi présentes dans les liaisons maritimes, que se soit entre navires et balises ou dans les dispositifs de survie. Les opérateurs de télécommunications envisagent également ce type d'antennes afin de répondre aux exigences des télécommunications sans fil avec les mobiles.*

*L'association en réseau de plusieurs éléments rayonnants imprimés permet outre une amélioration de leurs performances, la réalisation de fonctions très particulières, parmi lesquelles nous pouvons citer : le pointage électronique du faisceau, le balayage électronique, la rejection de brouilleurs, la rejection adaptative, l'autoadaptativité, le contrôle du diagramme de directivité, le contrôle de la polarisation, la reproduction de diagrammes de rayonnement désirés et variés.*

*L'objectif de cette thèse concerne l'analyse et la synthèse de réseaux d'antennes imprimées plans ou conformés par méta-heuristiques floues.*

*L'analyse des réseaux d'antennes imprimées conformées diffère beaucoup de celle des réseaux planaires sur de nombreux points. En effet, les éléments rayonnants, disposés sur des surfaces non planes, ne sont pas orientés de la même manière, et leurs diagrammes de rayonnements peuvent être tous différents, supprimant la notion de facteur de réseau. Il faut ajouter à cela les difficultés d'analyse liées à un calcul précis des fonctions de Green des sources élémentaires : les méthodes analytiques deviennent trop difficiles à mettre en œuvre pour un calcul global du champ.*

*Nous avons choisi donc d'étudier plus particulièrement une conformation « douce ». Le rayon de courbure de la structure supportant la conformation est grand devant les dimensions de l'antenne. L'élément rayonnant est considéré comme plan et la surface est alors composée de facettes. Ainsi, des modèles analytiques connus dans le cas d'éléments à structure et forme simples peuvent être utilisés pour calculer le diagramme de rayonnement de chaque source. Ces modélisations simples de l'élément rayonnant sont peu gourmandes en temps de calcul, ceci permet de traiter des réseaux conformés constitués d'un grand nombre d'éléments.*

*La première partie de ce travail est la conception des réseaux d'antennes en technologie micro-ruban. Plusieurs réseaux avec leurs circuits d'alimentation ont été conçus. Le but est d'avoir un circuit qui, une fois réalisé, fonctionne du premier coup tout en respectant les contraintes du cahier des charges et ce sans aucune retouche. Nous évitons ainsi un surcoût inutile lié à la réalisation d'un grand nombre de maquettes de tests tout en réduisant considérablement le temps de conception.*

*Dans une seconde partie, une méthode théorique, dite méthode de l'approximation plane est développée permettant un calcul rapide du rayonnement issu de réseaux disposés sur une grande variété de surfaces convexes.*

*Dans le domaine des réseaux d'antennes imprimées, le problème de synthèse préoccupe de plus en plus les spécialistes du domaine, il consiste à estimer les variations d'amplitude et de*

*phase de l'alimentation et de la répartition spatiale des éléments rayonnants afin de s'approcher au mieux de contraintes de rayonnement fixées (réduction du niveau des lobes secondaires, dépointage du lobe principal) ou d'un diagramme désiré spécifié par un gabarit ou par une fonction.*

*Le problème de synthèse, résolu dans les cas d'antennes linéaires et planes, est un problème non trivial dans le cas conformé. La géométrie conforme implique que certaines sources sont masquées pour certaines directions de propagation; il faut déterminer lesquelles. La contribution du diagramme élémentaire de chaque source est différente et dépend de l'orientation de celle-ci. La synthèse du diagramme de rayonnement des réseaux conformés est difficile, du fait que l'on ne peut pas factoriser le diagramme total en un produit d'un facteur de réseau, et d'un diagramme élémentaire, comme c'est le cas d'un réseau plan.*

*Dans la dernière partie, en calculant le diagramme de rayonnement par la méthode développée dite méthode de l'approximation plane, différentes méta-heuristiques standards et floues, ont été utilisées pour résoudre convenablement le problème de synthèse de réseaux d'antennes. D'abord implémentées et appliquées à des antennes réseaux linéaires et planes, ces méthodes d'optimisations ont été étendues aux antennes réseaux conformées. L'implémentation de ces méthodes nécessite une phase d'adaptation et un réglage fin de paramètres.*

*Le travail présenté dans ce mémoire de thèse consiste en une contribution au développement et à la conception des réseaux d'antennes imprimées de performances accrues ou intelligents en leur associant des algorithmes puissants (recuit simulé, algorithmes génétiques, algorithmes génétiques sous contrôleur de logique floue, essaim particulaire et essaim particulaire sous contrôleur de logique floue) afin de générer des fonctions propres aux réseaux d'antennes sur des surfaces planes et non planes.*

*Ce mémoire de thèse est constitué de cinq chapitres, dont nous donnons une brève description dans les lignes suivantes :*

*Le premier chapitre est consacré aux rappels théoriques sur les antennes imprimées. Nous présenterons la structure, les différentes techniques d'alimentations et les différentes méthodes d'analyse de ces antennes.*

*Le deuxième chapitre est consacré à la conception des réseaux d'antennes en technologie micro-ruban. Plusieurs réseaux avec leurs circuits d'alimentation ont été conçus en utilisant le logiciel ADS (Advanced Design System) de la société Agilent Technologies. Le but est d'avoir un circuit qui, une fois réalisé, fonctionne du premier coup tout en respectant les contraintes du cahier des charges et ce sans aucune retouche.*



*Pour caractériser une antenne, le calcul du diagramme de rayonnement est nécessaire, ainsi le troisième chapitre présente l'analyse des réseaux d'antennes imprimées. Nous présentons dans la première partie de ce chapitre l'analyse de réseaux plans : rectiligne, planaire et circulaire. Le champ rayonné par un réseau conformé ne se calcule pas analytiquement de façon simple et la simulation numérique n'est pas toujours possible pour des réseaux volumineux. Une méthode théorique a été développée dans la seconde partie, de ce chapitre, permettant de calculer le diagramme de rayonnement de réseaux conformés constitués d'un grand nombre d'éléments et disposés sur des surfaces quelconques.*

*La première partie du chapitre quatre concerne la présentation des différents algorithmes d'optimisation : l'algorithme du recuit simulé (RS), l'algorithme génétique (AG) et l'algorithme d'essaim particulaire (PSO). Nous abordons leurs principes de base et leurs caractéristiques. Nous mettrons aussi en évidence les éléments importants et nécessaires dans l'implantation de ces algorithmes pour un problème d'optimisation.*

*Reconnues depuis de nombreuses années pour leur efficacité, ces méta-heuristiques présentent des défauts. Le réglage des paramètres est un de ceux-ci. La valeur de ces paramètres influence la réussite ou non et la rapidité de ces algorithmes. En apportant des adaptations et améliorations à l'AG standard et à la PSO standard, une nouvelle version de ces algorithmes, l'algorithme génétique sous contrôleur de logique floue (AGF) et l'algorithme par essaim particulaire sous contrôleur de logique flou (PSOF), est présentée dans la deuxième partie du chapitre quatre.*

*Le dernier chapitre présente l'application de ces méthodes au problème de synthèse des réseaux d'antennes à rayonnement spécifié. Différents cas de synthèses réelles sont présentés afin de prouver leur efficacité. Tout d'abord implémentées et appliquées à des antennes réseaux linéaires et planes, ces méthodes ont été étendues aux antennes réseaux conformées.*

*Enfin, en conclusion nous rappelons les caractéristiques des méthodes d'optimisation ainsi que les résultats obtenus. Nous envisageons enfin les perspectives pour faire évoluer ce travail*

# **CHAPITRE I**

## **GENERALITES SUR LES ANTENNES IMPRIMEES**

## I.1 Introduction

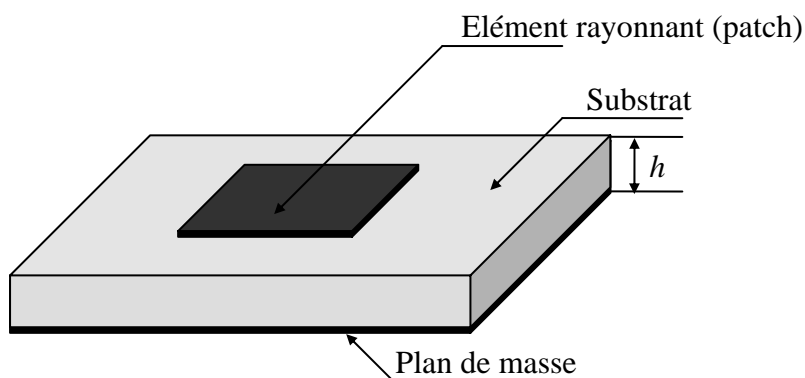
Dans les applications aéronautiques, aérospatiales et militaires où le faible volume, le faible poids, le faible coût, les hautes performances et la facilité de mise en œuvre sont les principales exigences, les antennes faiblement profilées sont une nécessité. Aujourd'hui, avec l'explosion des télécommunications, ces contraintes se retrouvent dans les applications commerciales sans fils. Pour répondre à ces exigences un nouveau type d'antenne a été proposé : les antennes imprimées.

Dans ce chapitre, nous présentons, en premier lieu, la définition des antennes imprimées. Nous donnerons ensuite leurs domaines d'utilisation, leurs avantages ainsi que leurs inconvénients et les différentes techniques d'alimentation. Finalement, nous terminerons ce chapitre en rappelant brièvement le principe de quelques méthodes numériques d'analyse de ces antennes.

## I.2 Structure d'une antenne imprimée

Dans sa structure de base, une antenne imprimée est constituée d'un fin conducteur métallique de forme arbitraire, appelé élément rayonnant, déposé sur un substrat diélectrique dont la face inférieure est entièrement métallisée pour constituer un plan de masse [1-6].

La figure I.1 montre la structure d'une antenne imprimée. Dans la pratique, les formes des éléments rayonnants les plus souvent utilisées sont le carré, le rectangle, le disque et l'anneau. Mais d'autres géométries plus complexes peuvent être rencontrées [6].



**Figure I.1** : Structure de base d'une antenne imprimée

### **I.3 Domaine d'application des antennes imprimées**

Les domaines d'applications des antennes imprimées sont de plus en plus variés, les principales applications sont :

- La téléphonie mobile,
- Les radars,
- Les télécommunications spatiales,
- La télémétrie des missiles et la télésurveillance,
- guidage des missiles et télédétection

### **I.4 Avantages et inconvénients des antennes imprimées**

La technologie des antennes imprimées est issue de celle des circuits imprimés ce qui leur confère certains avantages par rapport aux antennes classiques (cornet, dipôle filaire,...) dont :

- ❖ Un poids léger et un volume petit,
- ❖ Possibilité d'intégration des éléments actifs, directement sur le même substrat (oscillateurs, amplificateurs, modulateurs,...),
- ❖ Simples, robustes et non encombrantes,
- ❖ La faculté de se conformer à des surfaces courbes (ailes d'avions, missiles,...),
- ❖ Faible coût de fabrication, par conséquent peuvent être fabriquées en grande quantité.
- ❖ Une épaisseur et un encombrement minimes,
- ❖ Elles peuvent être polarisées linéairement ou circulairement par simple changement de la position d'alimentation.

Elles présentent cependant quelques inconvénients tels que :

- ❖ Faible rendement,
- ❖ Faible puissance d'émission,
- ❖ Pureté de polarisation difficile à obtenir,
- ❖ Faible bande passante (1 à 5 %),

### **I.5 Techniques d'alimentation**

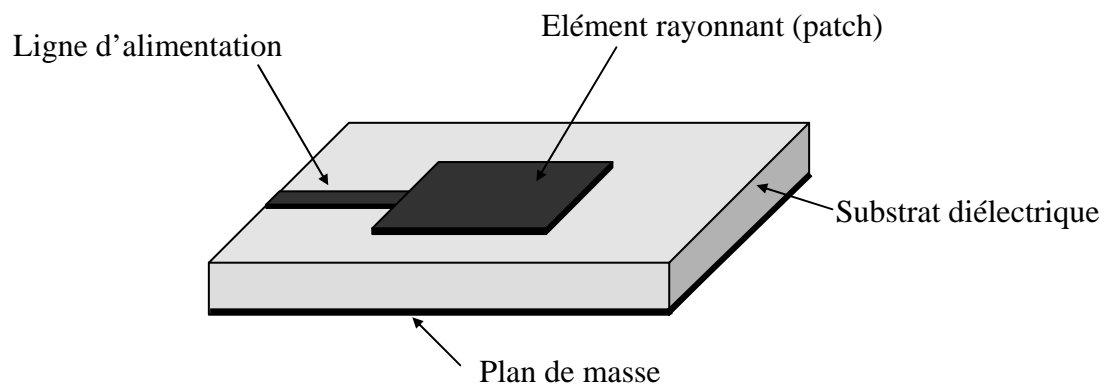
Un point important dans la conception des antennes imprimées est leur alimentation. Elle détermine les modes excités ainsi que l'adaptation.

L'excitation des éléments rayonnants se fait soit par contact direct soit par couplage. Plusieurs techniques d'alimentation existent. On présente ici quelques-unes des différentes alimentations utilisées.

### **I.5.1 Alimentation par ligne micro-ruban dans le plan de l'élément rayonnant**

L'élément rayonnant et sa ligne micro-ruban d'alimentation sont imprimés sur la même face du substrat. Cette technique est facile à réaliser et permet une adaptation simple d'impédance, elle a l'inconvénient de générer un rayonnement parasite des lignes [4].

L'adaptation est obtenue soit en insérant un transformateur quart d'onde, soit en déplaçant le point d'alimentation (Figure I.2)

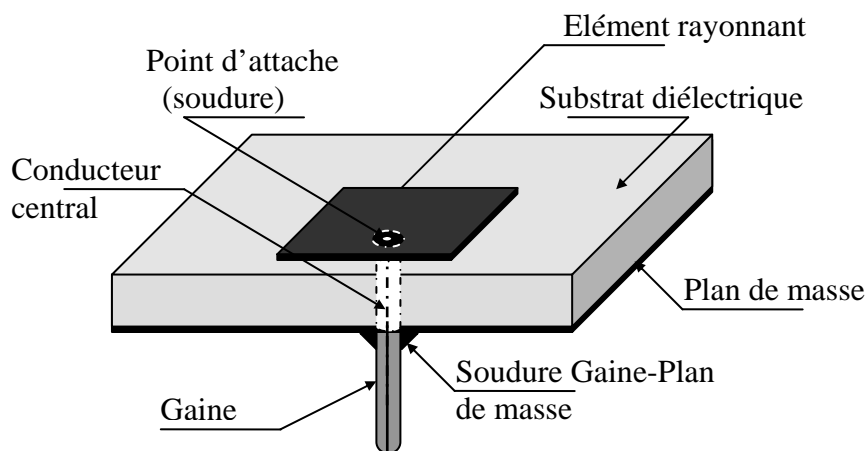


**Figure I.2** : Antenne imprimée alimentée par ligne micro-ruban

### **I.5.2 Alimentation par sonde coaxiale**

Le conducteur intérieur du connecteur coaxial traverse le plan de masse et le diélectrique, il est directement soudé à l'élément rayonnant en un point où l'adaptation est obtenue, alors que le conducteur extérieur est relié au plan de masse (Figure I.3).

Cette technique est adaptée à une alimentation séparée de chaque élément du réseau. Elle est simple à réaliser [3]. La position de l'alimentation détermine le type de mode excité, de plus elle contrôle l'adaptation de l'élément. Cependant, cette technique d'alimentation pose des problèmes technologiques du fait du percement du substrat et des soudures sur chaque élément rayonnant, surtout pour les grands réseaux.



**Figure I.3 :** Antenne imprimée alimentée par sonde coaxiale

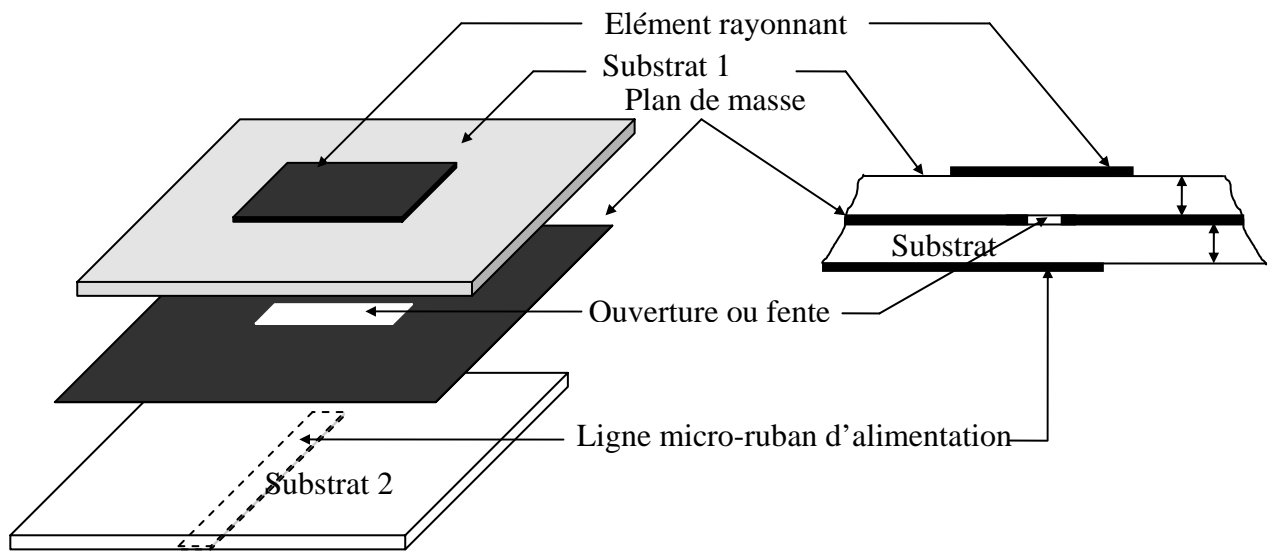
### **I.5.3 Alimentation par ouverture (ou par fente)**

L'élément rayonnant et la ligne micro-ruban d'alimentation sont placés de part et d'autre du plan de masse. La fente de couplage dans le plan de masse permet la circulation de l'énergie entre la ligne d'alimentation et l'élément rayonnant (figure I.4). Cette méthode nécessite un positionnement précis de la fente [7]. Elle apporte les avantages suivants :

- Isolation du circuit d'alimentation par l'intermédiaire du plan de masse. De ce fait, un rayonnement parasite faible, en fait ce rayonnement parasite se situe au dessous du plan de masse, ce qui n'est pas la direction de propagation.
- Adaptation facile à réaliser en raison de grand nombre de paramètres comme la taille de l'ouverture et la longueur du stub de la ligne d'alimentation.

Mais cette technique présente quelques inconvénients, tels que :

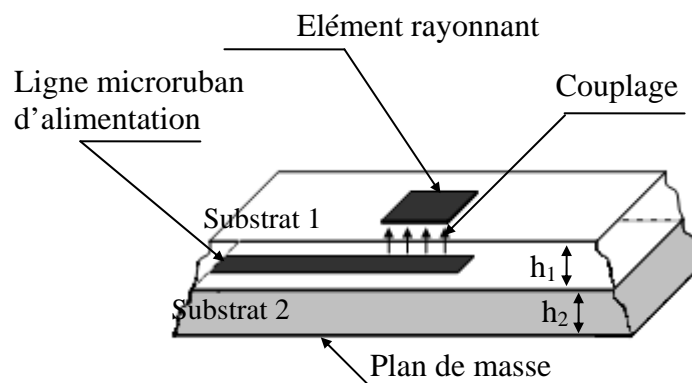
- Faible bande passante, mais peut être amélioré en jouant sur l'épaisseur du diélectrique et en superposant plusieurs éléments rayonnants.
- Difficile à mettre en œuvre,



**Figure I.4 :** Antenne imprimée alimentée par fente

#### I.5.4 Alimentation par proximité

L'antenne est constituée de deux substrats diélectriques entre lesquels est située la ligne d'alimentation. L'élément rayonnant est imprimé sur le substrat supérieur (figure I.5). L'excitation se fait par couplage électromagnétique. Cette technique permet d'améliorer la bande passante mais elle est difficile à réaliser [8].



**Figure I.5 :** Antenne imprimée alimentée par proximité.

## **I.6 Caractérisation des antennes imprimées**

Les chercheurs et les ingénieurs ont développé plusieurs modèles mathématiques permettant de prédire les caractéristiques des antennes imprimées. Parmi les plus répandus nous pouvons citer :

### **I.6.1 Méthodes classiques**

Ces méthodes prennent en compte au départ la nature des phénomènes physiques, ce qui permet d'effectuer des approximations donnant naissance à des modélisations. Elles présentent un avantage d'adaptabilité à des structures très variées. Mais, bien que ces méthodes permettent un calcul numérique rapide et une interprétation physique possible, elles ont l'inconvénient d'être approximatives. Parmi ces méthodes on peut citer :

#### **I.6.1.1 Méthode de la ligne de transmission**

Ce modèle est le plus simple, il représente l'antenne par deux ouvertures rayonnantes séparées par une ligne de transmission de longueur  $L$  [9]. La méthode tient compte des réflexions aux extrémités de la ligne et permet une estimation des pertes dues à la présence des ondes de surface dans le substrat diélectrique. L'intérêt de cette méthode réside dans le fait qu'elle donne des résultats assez précis sans nécessiter de moyens de calcul importants car elle ramène l'antenne rectangulaire à une structure de propagation à une seule dimension.

#### **I.6.1.2 Méthode de la cavité**

Le modèle de la cavité rayonnante est quant à lui plus précis que le modèle de la ligne de transmission mais en même temps plus complexe [10].

Ce modèle assimile l'antenne imprimée à une cavité fermée par deux murs électriques en  $z = 0$ , plan de masse et en  $z = h$ , le conducteur métallique supérieur, et par des murs magnétiques verticaux. Il permet, grâce aux équations de Maxwell et aux conditions aux limites sur les parois, de calculer le champ électrique à l'intérieur de l'élément rayonnant. Une longueur et une largeur effective sont introduites pour prendre en compte les débordements des champs sur les bords de l'antenne.

### **I.6.2 Méthodes évoluées**

Ces méthodes sont plus rigoureuses que les précédentes et font appel à un formalisme plus compliqué conduisant à des développements numériques souvent lourds. Elles



s'appliquent dans le cas où l'antenne peut être décomposée en un ou plusieurs milieux homogènes : le champ électromagnétique peut alors s'exprimer sous forme d'une intégrale surfacique ou linéique. Les méthodes évoluées sont nombreuses, les plus utilisées sont :

#### **I.6.2.1 Méthodes des différences finies**

La méthode F.D.T.D (Finite Difference Time Domain) ou la méthode des différences finies dans le domaine temporel est une approche numérique permettant la résolution des équations différentielles dans le domaine temps. Elle consiste à approcher les dérivées ponctuelles spatiales et temporelles qui apparaissent dans les équations de Maxwell par des différences finies centrées [11-14].

Cette méthode aboutit à un ensemble d'équations linéaires qui, une fois résolues, donne une distribution approximative du champ.

Cette méthode permet d'avoir sans grand travail analytique et dans des temps relativement courts, des résultats assez précis. Cependant, elle ne s'applique qu'à des volumes restreints du fait de la puissance de calcul qu'elle nécessite.

#### **I.6.2.2 Méthode de la matrice des lignes de transmissions**

La TLM est une méthode temporelle qui simule une propagation d'onde électromagnétique dans un milieu quelconque. Elle s'appuie sur les similitudes qui existent d'une part, entre les équations de Maxwell vérifiées par les champs électromagnétiques d'une structure et d'autre part les équations de Kirchhoff vérifiées par les courants et tensions d'un réseau de lignes de transmission [15-18].

La méthode TLM discrétise les équations des télégraphistes appliquées de façon locale. Grâce à la TLM, on appelle sources de rayonnement, les nœuds du domaine de calcul maillés. On réalise la mise en équation du problème en considérant le réseau maillé comme une série d'intersections orthogonales de lignes de transmissions. Une cellule est reliée avec ses voisines par une matrice  $S$ . Son calcul est itéré dans le temps par incrémentation, ce qui permet de suivre la propagation d'un signal dans le réseau.

La méthode TLM ne présente pas de problème de convergence ni de stabilité. Elle est cependant exigeante en place mémoire et en temps de calcul pour deux raisons principales :

- L'étude de zones où les champs électromagnétiques présentent de fortes discontinuités nécessite un maillage plus fin, ce qui entraîne l'utilisation d'espace mémoire relativement important.

- Afin de limiter le phénomène dû à une réponse temporelle tronquée, on doit recueillir un grand nombre d'impulsions sur une longue durée. Ceci nécessite un nombre d'itérations important entraînant une augmentation du temps de calcul.

### **I.6.2.3 Méthode des éléments finis**

La méthode repose sur une formulation variationnelle du problème aux limites, qui est une expression intégrale de la solution du problème de rayonnement [19].

La méthode des éléments finis est une méthode d'approximation nodale par sous-domaine. La région de propagation est divisée en un nombre fini, généralement grand, de sous-domaines de formes triangulaires appelés éléments. Les fonctions approchées sur chaque élément doivent satisfaire des conditions de continuité entre les différents éléments du domaine. En assemblant toutes les équations obtenues sur chaque élément, on obtient un système linéaire avec autant d'inconnues que d'équations que l'on résout par des méthodes numériques appropriées, la taille de la matrice correspond au nombre total de nœuds.

### **I.6.2.4 Méthodes intégrales**

La représentation intégrale des champs utilise des inconnues surfaciques, les densités de courant et les fonctions de green, solutions élémentaires des équations de Helmholtz [20].

Cette méthode est bien adaptée aux problèmes ouverts car le domaine de calcul est limité à l'antenne, le rayonnement dans l'espace environnant étant pris en compte dans l'utilisation des fonctions de green.

## **I.7 Conclusion**

Ce chapitre a fait l'objet de généralités sur les antennes imprimées, leurs techniques d'alimentation les plus utilisées ainsi que leurs emplois dans différents services et secteurs de communication et autres.

Les techniques numériques utilisées pour analyser ces antennes sont aussi nombreuses que variées. Parmi toutes les techniques numériques, nous avons rappelé brièvement le principe de quelques unes. Il s'agit de la méthode de la ligne de transmission, de la méthode de la cavité, de la méthode des différences finies, de la méthode de la matrice des lignes de transmission (TLM), de la méthode des éléments finis et en fin de la méthode intégrale.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter la conception des réseaux d'antennes imprimées et leurs circuits d'alimentation.

## CHAPITRE II

# CONCEPTION DE RESEAUX D'ANTENNES IMPRIMEES

## II.1 Introduction

Il est primordial de pouvoir simuler les dispositifs hyperfréquences avec précision avant la réalisation. Le but final est d'avoir un circuit qui, une fois réalisé, fonctionne du premier coup tout en respectant les contraintes du cahier des charges et ce sans aucune retouche. Nous évitons ainsi un surcoût inutile lié à la réalisation d'un grand nombre de maquettes de tests tout en réduisant considérablement le temps de conception. Il est alors possible de maîtriser et de réduire le coût final du produit.

Pour atteindre ces objectifs, il est nécessaire de disposer d'outils adéquats tels que des logiciels commerciaux de CAO. Pour nos travaux de thèse, nous avons choisi d'utiliser le logiciel ADS (Advanced Design System) de la société Agilent Technologies. Cet outil est très complet car il permet de faire des simulations de circuits analogiques hyperfréquences, de circuit numériques, de la co-simulation analogique/ numérique ainsi que des simulations électromagnétique basées sur le quadrillage par éléments finis du patch et présente les valeurs de gain et directivité ainsi que le diagramme de rayonnement en deux et trois dimensions. Du fait de son fort potentiel, cet outil est de plus en plus utilisé dans le monde de la recherche universitaire et industrielle.

Plusieurs travaux ont montrés que des études fiables de structures d'antennes peuvent être menées à l'aide des logiciels que nous avons utilisés [21].

Ce chapitre présente la conception des réseaux d'antennes imprimées et de leurs circuits d'alimentation. Les différents résultats de simulations sont présentés et discutés.

## II.2 Présentation de l'outil ADS

Advanced Design System (ADS) est un environnement intégré composé de trois modules : la simulation système, la simulation circuit et la simulation électromagnétique. Cet environnement intègre le noyau Microwave Design System (MDS).

Les simulations ont été réalisées avec l'outil Momentum qui effectue la simulation électromagnétique. Momentum est un solver 2.5D qui simule des structures trois dimensions avec une représentation en deux dimensions.

La simulation se compose de cinq étapes :

La définition des couches : dans cette partie, nous définissons les différentes couches qui composeront la structure à simuler, à savoir le plan de masse s'il y en a un, les différents diélectriques, les métallisations et les vias. Cette option est accessible sous Momentum à partir du menu Momentum, Substrate, Create/Modify. ADS considère les différentes couches

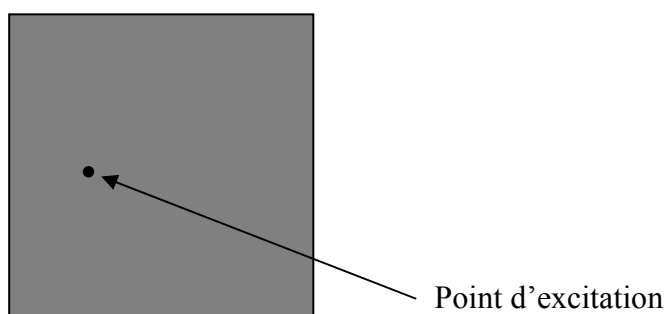
définies comme étant infinies ce qui peut poser quelques problèmes, le plus souvent liés à la finitude du plan de masse en pratique. Une fois le substrat défini, il doit être précompilé avec l'option Precompute Substrate Functions. Cette étape est suivie de la saisie schématique. Nous avons à définir des paramètres de maillage et de simulation. La définition du maillage consiste à fixer la fréquence de maillage, le nombre de mailles par longueur d'onde et le maillage aux arêtes de la structure. La définition des paramètres de simulation consiste à définir la plage de simulation et à définir le type de simulation (adaptative, linéaire, logarithmique).

La dernière étape est constituée par la visualisation et l'exploitation des résultats de la simulation avec l'outil Data Display qui nous permet de tracer les différentes courbes, et exploiter les valeurs des paramètres S.

### II.3 Antenne rectangulaire alimentée par sonde coaxiale

Nous avons commencé par simuler une antenne rectangulaire (Figure II.1). Le but ici n'est pas d'analyser tous les paramètres d'une antenne imprimée, études déjà réalisées par de nombreux auteurs de la littérature, mais de dimensionner correctement l'élément rayonnant pour qu'il fonctionne à la fréquence de résonance voulue.

La simulation a été faite avec l'outil Momentum qui effectue la simulation électromagnétique. Momentum est un solveur 2.5D qui simule des structures trois dimensions avec une représentation en deux dimensions. Le seul problème sous Momentum est l'absence de la sonde coaxiale. En effet, le seul moyen d'alimentation est un composant nommé port dont on n'a pas accès aux différents paramètres et notamment l'impédance.



**Figure II.1** : Patch rectangulaire

Ayant choisi le substrat et fixé la fréquence de résonance, on peut déterminer les dimensions du patch élémentaire qui constitue l'élément rayonnant.

La largeur  $w$  pour un patch rectangulaire est donnée par la formule suivante :

$$w = \frac{c}{2fr\sqrt{\frac{\epsilon_r + 1}{2}}} \quad (\text{II. 1})$$

La longueur  $L$  pour un patch rectangulaire est donnée par :

$$L = L_{ef} - 2 * \Delta L \quad (\text{II. 2})$$

Avec

$$L_{ef} = \frac{c}{2fr\sqrt{\epsilon_{ref}}} \quad (\text{II. 3})$$

$$\epsilon_{ref} = \left(\frac{\epsilon_r + 1}{2}\right) + \left(\frac{\epsilon_r - 1}{2}\right) \left(1 + \frac{12h}{w}\right)^{-\frac{1}{2}} \quad (\text{II. 4})$$

$$\Delta L = 0.412h \frac{(\epsilon_r + 0.3) \left(\frac{w}{h} + 0.264\right)}{(\epsilon_r - 0.258) \left(\frac{w}{h} + 0.8\right)} \quad (\text{II. 5})$$

Où :

$C$  : Vitesse de la lumière égale à  $3 \cdot 10^8$  m/s.

$fr$  : Fréquence de résonance.

$\epsilon_r$  : Permittivité diélectrique du substrat.

$h$  : Epaisseur du substrat.

On obtient les valeurs suivantes :

$$W=23.72\text{mm.}$$

$$L=19.388\text{mm.}$$

Se sont ces valeurs que l'on utilise initialement dans la simulation et qui seront modifiées pour obtenir l'adaptation. L'antenne est alimentée en un point où l'impédance vaut  $50\Omega$ .

La simulation nous donne :

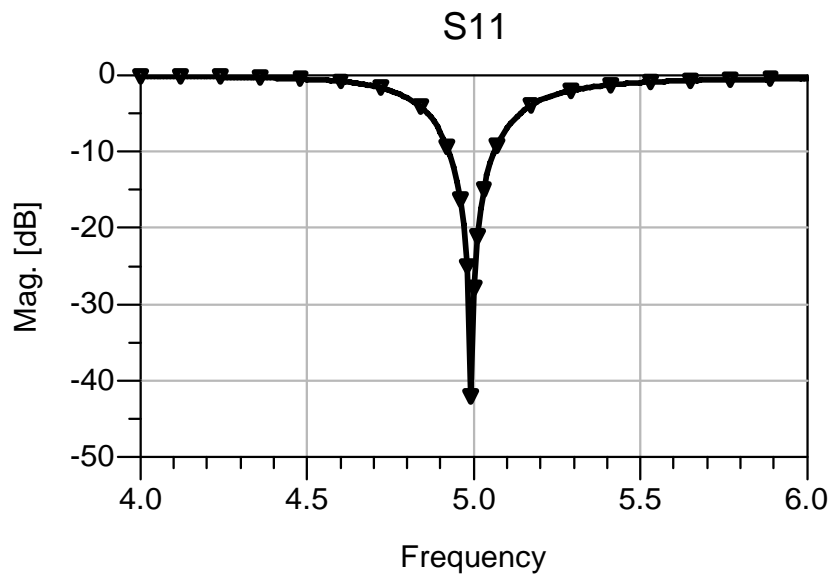
$$W=18.9\text{mm}$$

$$L=18.9\text{mm}$$

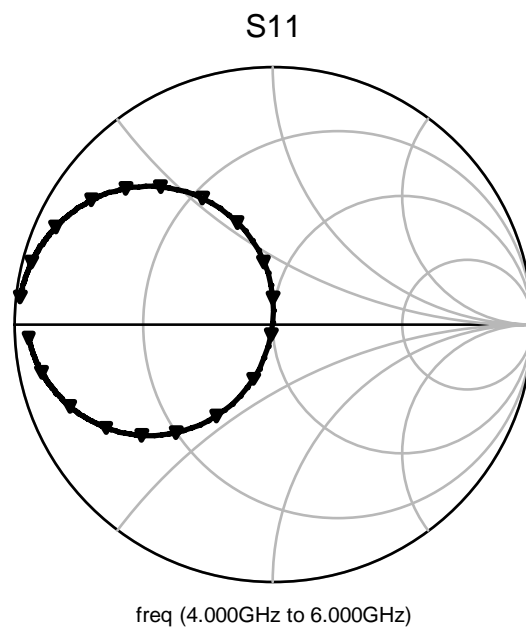
$$y_0=3.15\text{mm}$$

La figure II.2 présente la variation du coefficient de réflexion  $S_{11}$  à l'entrée de l'antenne en fonction de la fréquence. Nous avons une bonne adaptation, le coefficient de réflexion est inférieur à -27dB à 5 GHz.

Sur la figure II.3, nous représentons l'évolution du lieu d'impédance. Nous remarquons que le lieu d'impédance se trouve proche du centre de l'abaque qui correspond à une adaptation idéale.

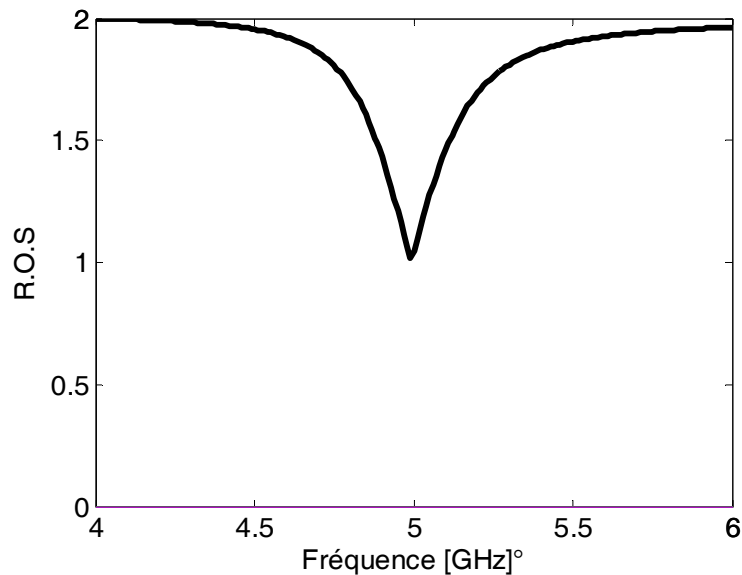


**Figure II.2** : Coefficient de réflexion à l'entrée de l'antenne



**Figure II.3** : Lieu d'impédance d'entrée à l'entrée de l'antenne

Nous donnons sur la figure II.4, la représentation du rapport d'onde stationnaire sur une bande de fréquence de [4-6] GHz. Plus le R.O.S se rapproche de 1, plus l'antenne est de bonne qualité (maximum de puissance transmise), plus la bande passante sera faible.



**Figure II.4** : Rapport d'onde stationnaire à l'entrée de l'antenne

## II.4 Adaptation d'impédance

Afin d'utiliser au mieux l'énergie que véhiculent les signaux à transmettre et donc d'obtenir un transfert maximal de la puissance à travers un réseau d'alimentation, il faut que le dipôle placé en bout de ligne absorbe le plus possible de cette énergie tout en réfléchissant le moins possible afin de protéger le générateur.

Bref, son coefficient de réflexion doit être aussi faible que possible, et pour cela il faudrait que  $Z_L$  (charge en bout de ligne) soit égale à  $Z_c$  (impédance caractéristique de la ligne). Or on est souvent loin de cette égalité, on est obligé d'adapter, en interposant entre le bout de la ligne et le dipôle récepteur un circuit transformateur d'impédance, purement réactif, qui transforme  $Z_L$  en  $Z_c$ .

Il en existe deux types :

- Les transformateurs quart d'onde.
- Les transformateurs par stub.

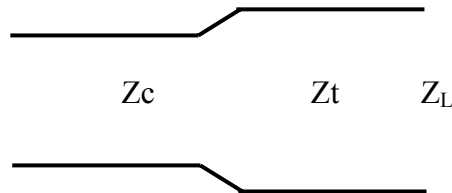


On utilisera les transformateurs quart d'onde pour la réalisation des diviseurs de puissance plutôt que les transformateurs par stub car ils créent moins de perturbations et sont valables dans le cas d'une charge réelle ou imaginaire pure.

#### II.4.1 Adaptation bande étroite

Pour adapter une ligne d'impédance caractéristique  $Z_C$  à une charge d'impédance  $Z_L$ , on intercale entre les deux une ligne quart d'onde.

Une représentation schématique de la technique de l'adaptation par transformateur quart d'onde est donnée à la figure suivante (Figure II.5):



**Figure II.5 :** Adaptation par transformateur quart d'onde

Le transformateur quart d'onde adapte la charge  $Z_L$  à la ligne d'impédance  $Z_C$ .

L'impédance de la ligne quart d'onde est donnée par :

$$Z_t = \sqrt{Z_C Z_L} \quad (\text{II. 6})$$

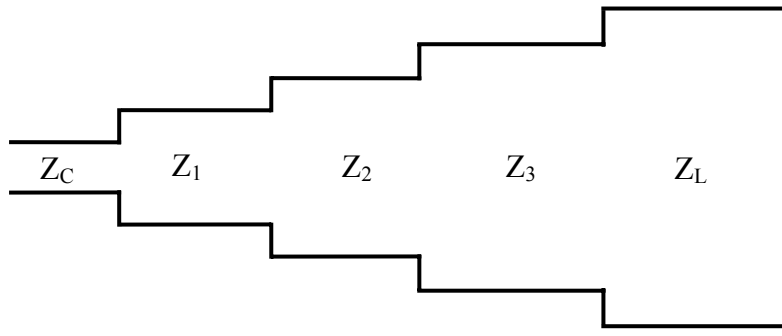
L'adaptation est obtenue que pour une fréquence, elle présente donc un caractère sélectif.

#### II.4.2 Adaptation large bande

L'adaptation à large bande diminue le caractère sélectif de l'adaptation et permet d'éviter des discontinuités trop importantes lorsque les impédances à adapter sont très différentes. Pour cela on utilise des transformateurs quart d'onde en cascade.

Soit une ligne d'impédance caractéristique  $Z_C$  à adapter à une ligne d'impédance  $Z_L$  par l'intermédiaire de trois sections de ligne de longueurs  $\lambda/4$  et d'impédances caractéristiques  $Z_1, Z_2$  et  $Z_3$  (Figure II.6).

$$Z_C > Z_1 > Z_2 > Z_3 > Z_L$$



**Figure II.6 :** Adaptation large bande

Les impédances sont données par :

$$\log \frac{Z_1}{Z_c} = \frac{1}{8} \log \frac{Z_L}{Z_c} \quad (\text{II. 7})$$

$$\log \frac{Z_2}{Z_c} = \frac{4}{8} \log \frac{Z_L}{Z_c} \quad (\text{II. 8})$$

$$\log \frac{Z_3}{Z_c} = \frac{7}{8} \log \frac{Z_L}{Z_c} \quad (\text{II. 9})$$

Nous allons étudier et concevoir un transformateur quart d'onde à un tronçon, deux tronçons et trois tronçons de lignes (Figure II.7) puis comparer leur largeur de bande passante. Nous souhaitons adapter une ligne de  $100 \Omega$  à une charge de  $50 \Omega$ .

Connaissant les impédances des lignes et le substrat utilisé et à l'aide de l'outil LINECALC d'ADS on peut calculer les largeurs de ligne nécessaires pour atteindre les valeurs calculées. On calcule la longueur des lignes en utilisant les formules des lignes.

$$L = \frac{\lambda_g}{4} \text{ avec } \lambda_g = \frac{\lambda}{\sqrt{\epsilon_{reff}}} = \frac{c}{f \sqrt{\epsilon_{reff}}} \quad (\text{II. 10})$$

Avec  $c$  : Vitesse de la lumière.

$f$  : Fréquence de résonance.

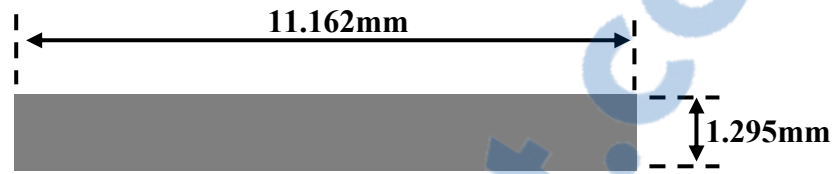
La permittivité effective «  $\epsilon_{reff}$  » peut être calculé comme suit :

$$\epsilon_{\text{eff}} = \begin{cases} \frac{\epsilon_r + 1}{2} \left\{ 1 - \frac{1}{2H'} \left( \frac{\epsilon_r - 1}{\epsilon_r + 1} \right) \left( \ln \frac{\pi}{2} + \frac{1}{\epsilon_r} \cdot \ln \frac{4}{\pi} \right) \right\}^{-2} \frac{w}{h} < 1.3 \end{cases} \quad (\text{II. 11})$$

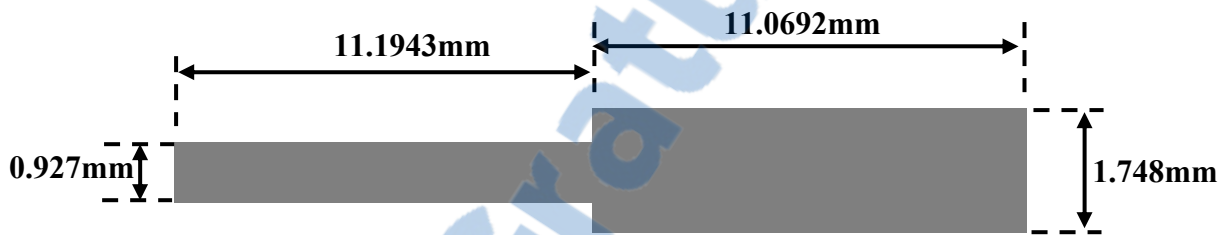
$$\left( \frac{\epsilon_r + 1}{2} + \frac{\epsilon_r - 1}{2} \left( 1 + 10 \frac{h}{w} \right)^{-0.555} \right) \frac{w}{h} > 1.3 \quad (\text{II. 12})$$

Avec :

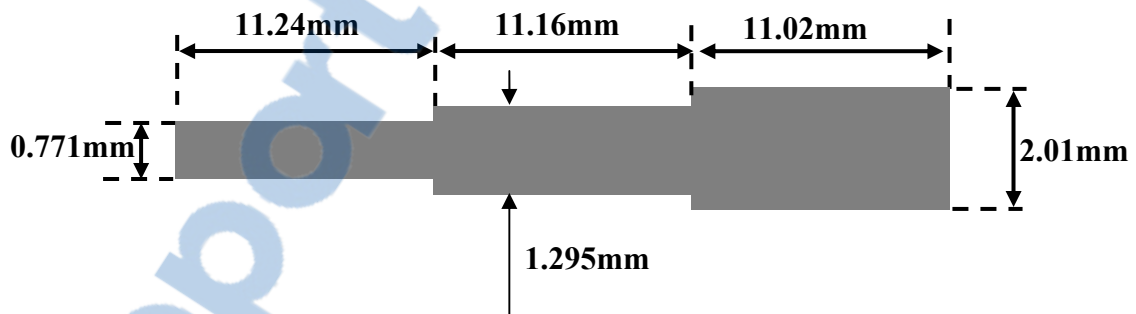
$$H' = \frac{z_0 \cdot \sqrt{2 \cdot (\epsilon_r + 1)}}{119.9} + \frac{1}{2} \left( \frac{\epsilon_r - 1}{\epsilon_r + 1} \right) \cdot \left( \ln \frac{\pi}{2} + \frac{1}{\epsilon_r} \cdot \ln \frac{4}{\pi} \right) \quad (\text{II.13})$$



(a) : Adaptation par un seul tronçon quart d'onde



(b) : Adaptation par un deux tronçons quart d'onde

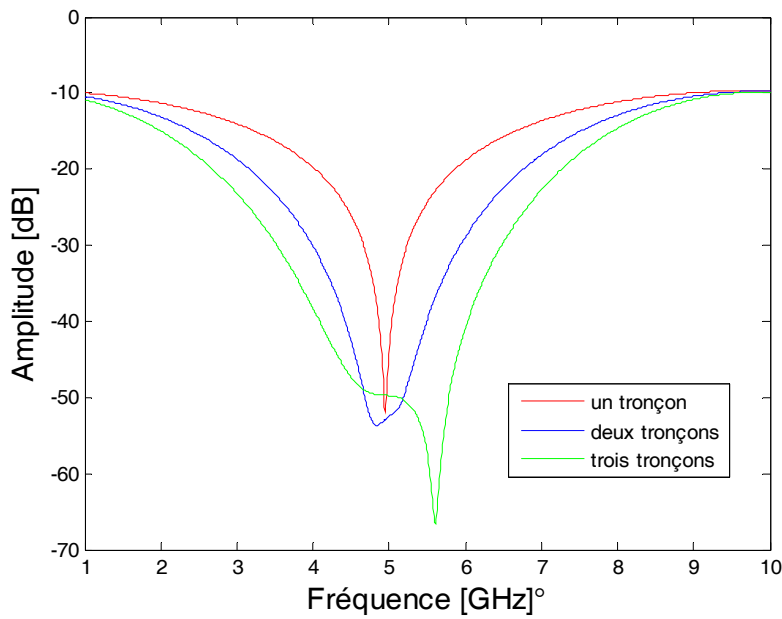


(c) : Adaptation par un trois tronçons quart d'onde

**Figure II.7** : Adaptation par transformateur quart d'onde

Nous représentons sur la figure II.8 la variation du coefficient de réflexion en fonction de la fréquence pour les trois transformateurs quart d'onde.

Nous constatons un élargissement de la bande passante lorsqu'on augmente le nombre de tronçons de ligne.

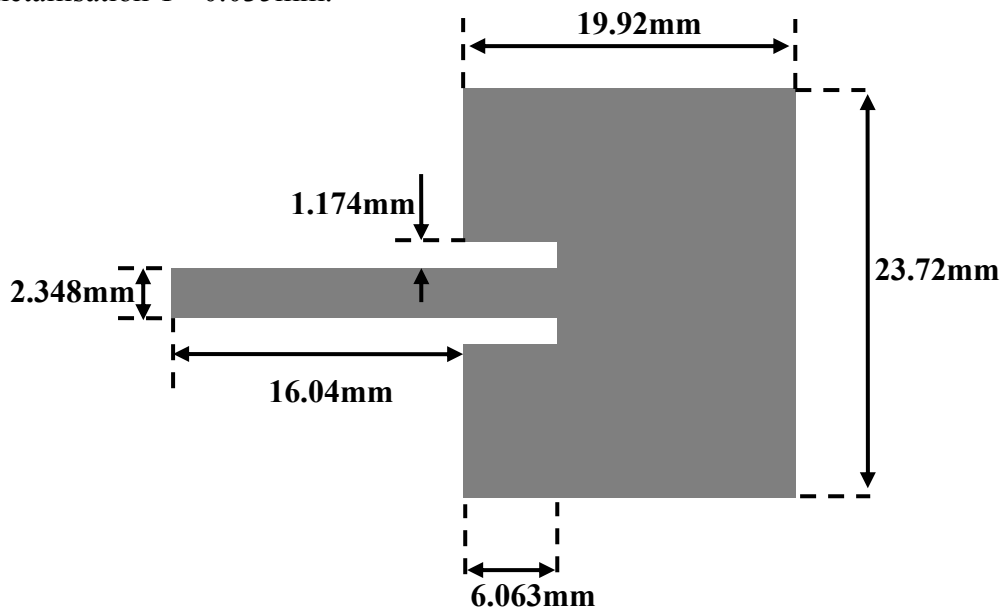


**Figure II.8 :** Coefficient de réflexion pour les trois circuits d'adaptation

## II.5 Antenne rectangulaire alimentée par ligne micro-ruban

L'adaptation d'une antenne alimentée par ligne micro-ruban est difficile à réaliser. La solution est d'introduire un circuit d'adaptation supplémentaire. L'alimentation dans ce cas peut se faire de plusieurs façons : axiale, décalée, axiale avec encoche. Une meilleure adaptation d'impédance est obtenue avec une alimentation axiale avec encoche.

L'antenne que nous allons étudier est représentée sur la figure II.9 Les caractéristiques du substrat utilisé sont : épaisseur 0.762 mm, permittivité 2.2,  $tg\delta=0.001$ . L'épaisseur de métallisation  $T=0.035$ mm.

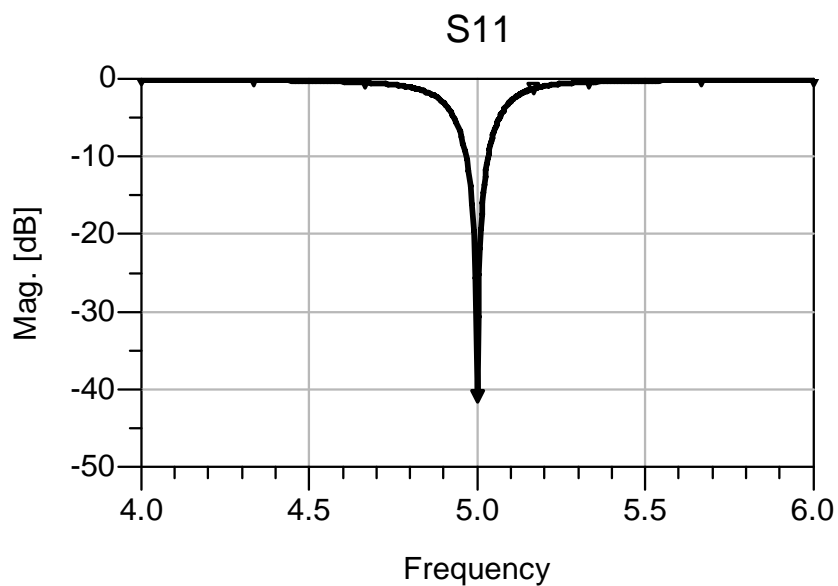


**Figure II.9 :** Antenne alimentée par ligne micro-ruban

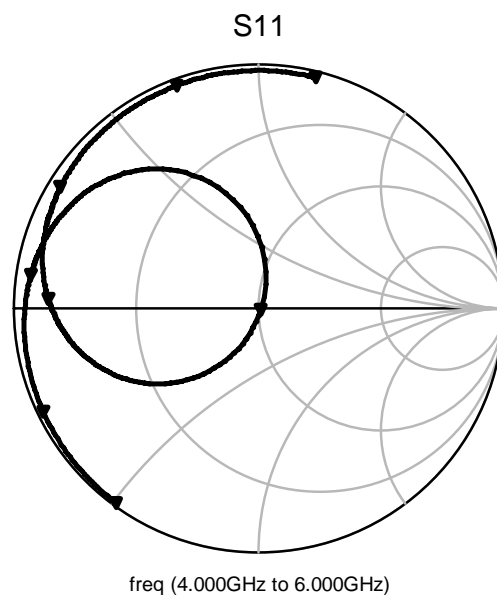
Pour obtenir l'adaptation, nous faisons varier la longueur de la ligne d'alimentation et la profondeur de l'encoche. En pratique la largeur des rainures est identique à celle de la largeur de la ligne d'alimentation.

Nous représentons sur la figure II.10 la variation du coefficient de réflexion  $S_{11}$  à l'entrée de l'antenne en fonction de la fréquence. On a une bonne adaptation, le coefficient de réflexion est inférieur à  $-40\text{dB}$  à  $5\text{GHz}$ .

La figure II.11 illustre l'évolution du lieu d'impédance. Nous constatons que le lieu d'impédance se trouve proche du centre de l'abaque.



**Figure II.10** : Coefficient de réflexion à l'entrée de l'antenne



**Figure II.11** : Lieu d'impédance d'entrée à l'entrée de l'antenne

## II.6 Réseau d'antennes alimentées par sonde coaxiale

Le réseau étudié est constitué de six éléments rayonnants identiques type pavé carré alignés régulièrement sur un axe et équidistants d'une distance  $d = 0.8 \lambda$ . La géométrie du réseau est représentée sur la figure II.12.

La fréquence de fonctionnement est 5 GHz. Les dimensions des éléments sont  $18.9 \times 18.9 \text{ mm}^2$  et le point d'excitation se trouve sur la médiane à 3.15 mm du centre. Les caractéristiques du substrat utilisé sont : épaisseur 1.524 mm, permittivité 2.2,  $\text{tg}\delta = 0.001$ . L'épaisseur de métallisation  $T = 0.035 \text{ mm}$ .

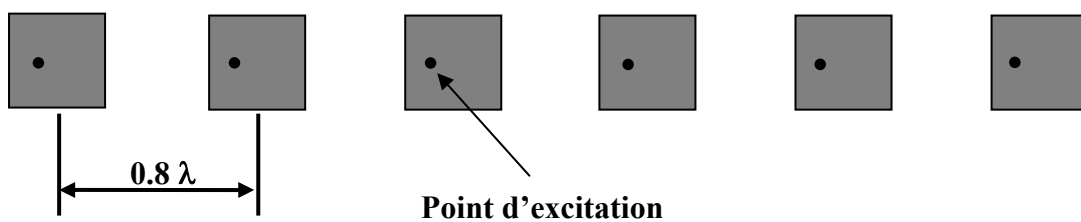


Figure II.12 : Réseau d'antennes fonctionnant à 5GHz

La figure II.13 présente, simultanément les deux composantes  $E_\theta$  et  $E_\phi$  du champ rayonné dans le plan E ( $\Phi = 90^\circ$ ). Elle montre la sommation des champs produits par les six sources rayonnantes. Un lobe principal dans l'axe du réseau et plusieurs lobes secondaires symétriques de part et d'autre de cette direction.

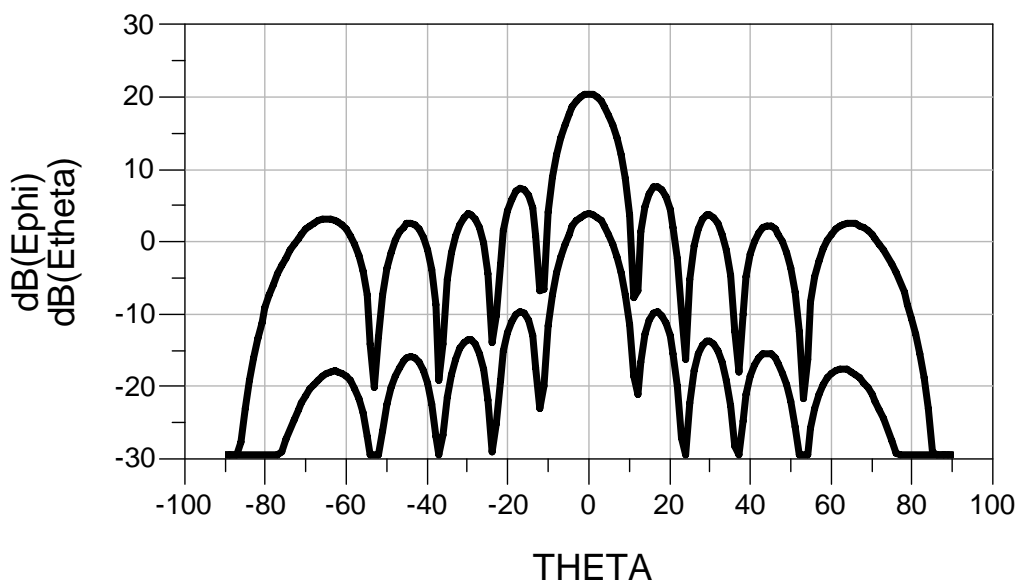


Figure II.13 : Composante  $E_\theta$  et  $E_\phi$  du champ rayonné par le réseau d'antennes

On constate sur la figure II.14 l'augmentation de la directivité.

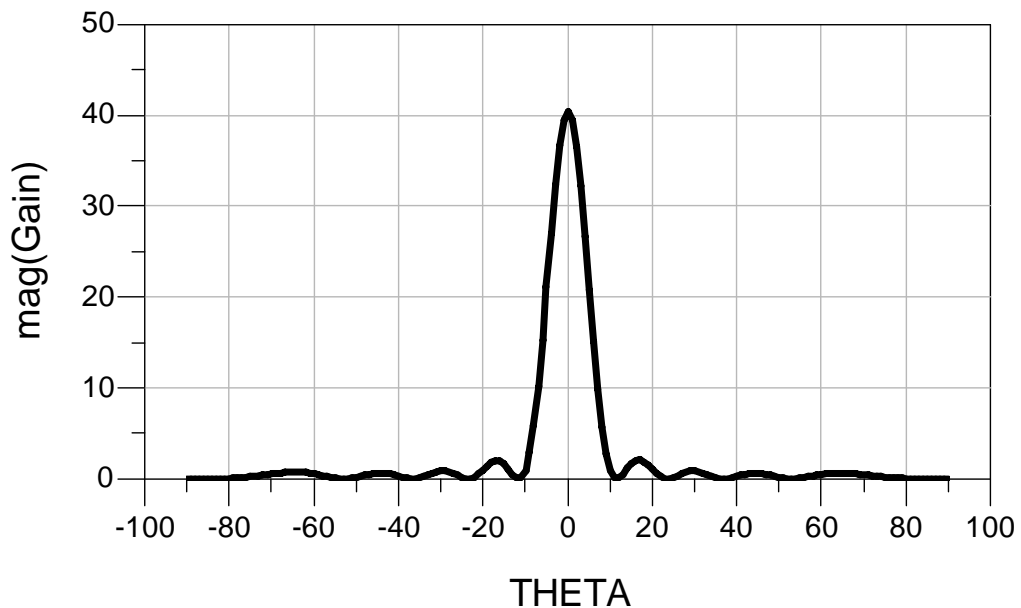


Figure II.14 : Directivité du réseau d'antennes

## II.7 Circuits d'alimentation

Un réseau d'antennes est constitué de N sources disposées selon une certaine géométrie. Le rôle du circuit d'alimentation va être de répartir l'énergie entre les diverses sources du réseau selon une certaine loi d'amplitude et de phase.

Dans un premier temps, nous avons étudié l'antenne imprimée. Après avoir étudié les calculs des lignes micro-ruban, nous allons étudier, et simulé à l'aide du logiciel ADS quelques circuits d'alimentation qui seront réalisés en technologie micro-ruban. Cela a l'avantage d'utiliser la technologie micro-ruban pour l'antenne et son alimentation. Par la suite nous allons agencer toutes ces informations pour la conception des réseaux d'antennes imprimées.

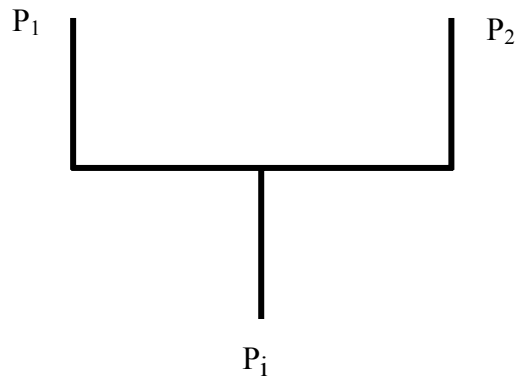
### II.7.1 Diviseur de puissance

L'utilisation des lignes de transmission s'est énormément développée dans les microcircuits où les lignes de transmission interviennent comme éléments de liaison mais aussi comme constituant de nombreux composants tels que les diviseurs de puissance, les coupleurs directionnels ou encore les éléments hybrides.

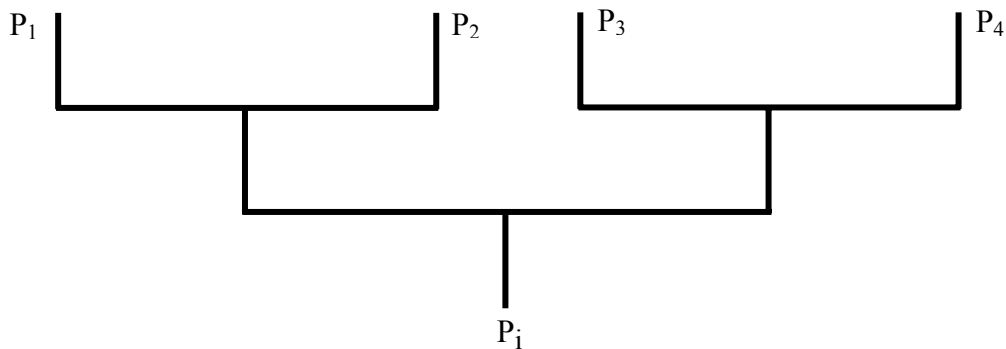
Un circuit diviseur de puissance devrait être idéalement :

- adapté, vu des entrées, vu des sorties.
- répartir sans perte la puissance sur n sorties.

Il existe de nombreux types de diviseur de puissance. La plupart utilisent des diviseurs à deux voies pour progressivement subdiviser la puissance vers les éléments rayonnants. Les figures II.15 et II.16 représentent respectivement un diviseur de puissance par deux et par quatre.



**Figure II.15** : Diviseur de puissance par deux



**Figure II.16** : Diviseur de puissance en arborescence

Le signal appliqué à l'entrée de ces circuits est divisé en deux ou plusieurs signaux de puissance plus faible. La division successive de puissance s'effectue grâce à des tronçons de ligne de largeur différente.

### II.7.2 Division en deux parties égales

Avec ce type de diviseur de puissance, si on envoie en entrée une puissance incidente  $P_i$ , il sera restitué en sortie une puissance  $P_i/2$  (en négligeant toutes les pertes).

$$P_i = P_1 + P_2 \text{ avec } P_1 = P_2 = P_i/2$$

Les impédances des ports de sorties doivent être de valeur double que celle du port d'entrée. En effet, pour que la division soit par deux, on doit avoir :



$$P_i = \frac{1}{2} \frac{V_i^2}{Z_i} \quad (\text{II. 14})$$

$$P_1 = P_2 = \frac{1}{2} P_i \Rightarrow \frac{1}{2} \frac{V_i^2}{Z_1} = \frac{1}{2} \frac{1}{2} \frac{V_i^2}{Z_i} \quad (\text{II. 15})$$

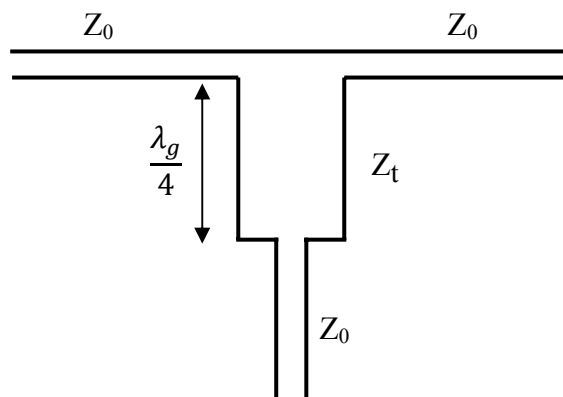
$$Z_1 = Z_2 = 2Z_i \quad (\text{II. 16})$$

De plus,  $Z_1$  en parallèle avec  $Z_2$  ramène une impédance équivalente égale effectivement à  $Z_i$  d'où adaptation.

### II.7.3 Division en deux parties égales avec adaptation par ligne quart d'onde

Lorsque les impédances de sortie sont choisies préalablement, on utilise des transformateurs quart d'onde pour faire l'adaptation d'impédance.

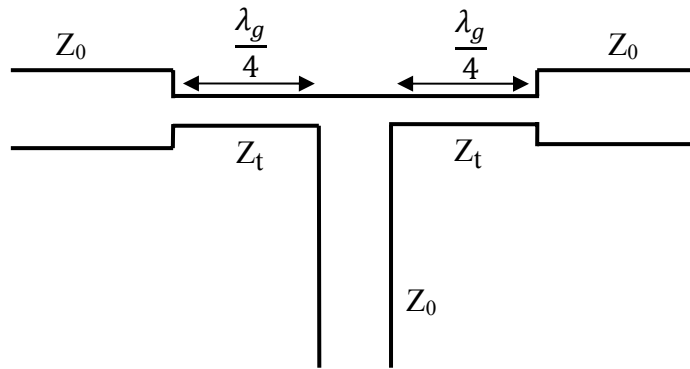
On peut placer la ligne quart d'onde à l'entrée (Figure II.17) ou sur les deux ports de sortie (Figure II.18).



**Figure II.17:** Diviseur de puissance par deux avec adaptateur à l'entrée

On voit que  $Z_0$  en parallèle avec  $Z_0$  ramène  $Z_0/2$ , nous utilisons la relation d'adaptation entre deux lignes, l'impédance du tronçon quart d'onde s'écrit :

$$Z_t = \sqrt{\frac{1}{2} Z_0 Z_0} = \frac{Z_0}{\sqrt{2}} \quad (\text{II. 17})$$



**Figure II.18:** Diviseur de puissance par deux avec adaptateurs en sortie

L'impédance ramenée par chaque ligne quart d'onde est de  $2Z_0$ . L'impédance du tronçon quart d'onde s'écrit :

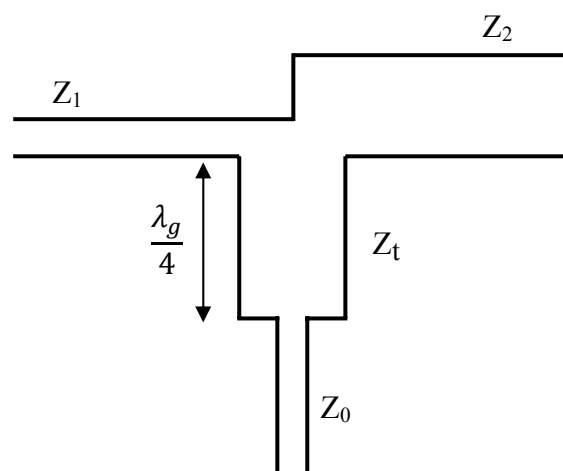
$$Z_t = \sqrt{2 Z_0 Z_0} = \sqrt{2} Z_0 \quad (\text{II. 18})$$

Une fois les impédances des lignes obtenues, à l'aide de l'outil LINECALC d'ADS on peut calculer les largeurs de ligne nécessaires pour atteindre les valeurs calculées. On calcule ensuite la longueur des lignes en utilisant les formules des lignes.

$$L = \frac{\lambda_g}{4} \text{ avec } \lambda_g = \frac{\lambda}{\sqrt{\epsilon_{r_{eff}}}} = \frac{c}{f \sqrt{\epsilon_{r_{eff}}}} \quad (\text{II. 19})$$

#### II.7.4 Division en deux parties inégales

Si on désire une distribution de la puissance quelconque sur chaque sortie, le diviseur nécessite en général une adaptation d'impédance (Figure II.19).



**Figure II.19:** Diviseur de puissance en deux parties inégales

L'impédance du tronçon quart d'onde s'écrit :

$$Z_t = \sqrt{Z_0 \frac{Z_1 Z_2}{Z_1 + Z_2}} \quad (\text{II. 20})$$

## II.8 Conception des diviseurs de puissance

Pour la conception sur CAO d'un circuit électrique, on peut faire une analyse d'un montage afin d'en déterminer les performances à partir du schéma complet et de ses paramètres connus. Mais on peut également faire une optimisation c'est-à-dire que certaines valeurs sont paramétrées et seront améliorées pour se rapprocher des performances recherchées.

### II.8.1 Conception d'un diviseur par deux

Le répartiteur à concevoir est destiné à alimenter deux antennes identiques à partir d'un même générateur (Figure II.20). Le générateur possède une impédance d'entrée de  $50\Omega$  de même que les antennes présentent une impédance d'entrée de  $50\Omega$ . Les antennes doivent être alimentées avec la même pondération en amplitude et en phase.

Les conditions à remplir sont les suivantes :

-Les ports de sorties doivent être alignés

-Il faut que la distance entre deux ports soit d'environ  $0.8\lambda$  pour respecter l'écartement entre les patchs. Pour cela, nous allons imposer une longueur de  $0.8\lambda$  aux deux tronçons du diviseur.

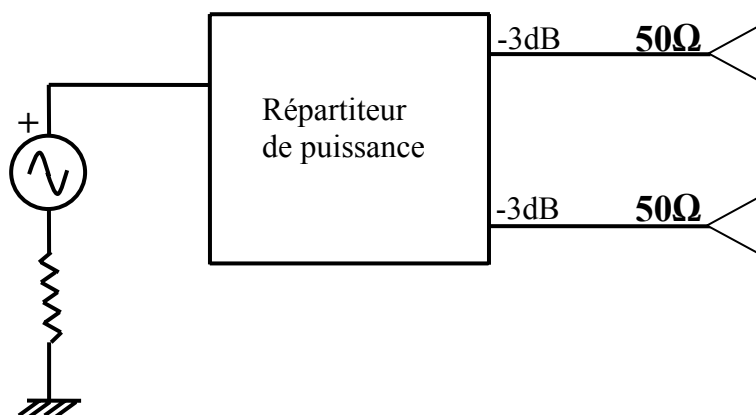
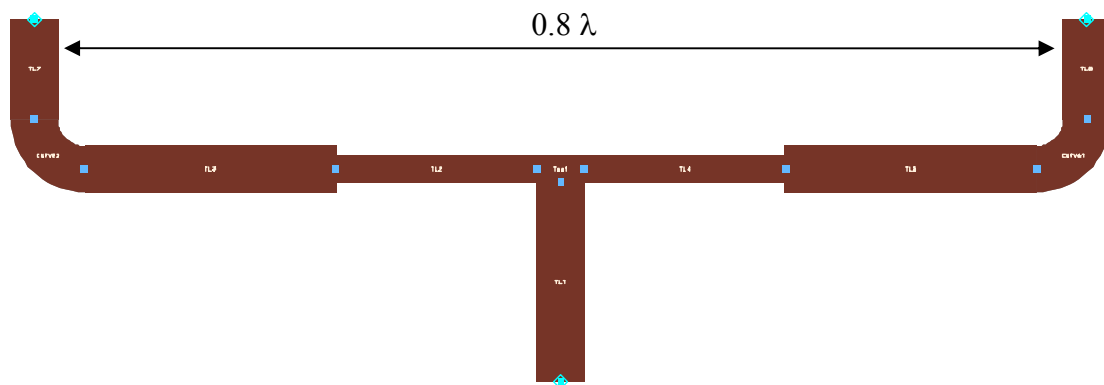


Figure II.20 : Diviseur de puissance par deux

Les caractéristiques du substrat utilisé sont : épaisseur 0.762 mm, permittivité 2.2,  $tg\delta=0.001$ . L'épaisseur de métallisation  $T=0.035$ mm.

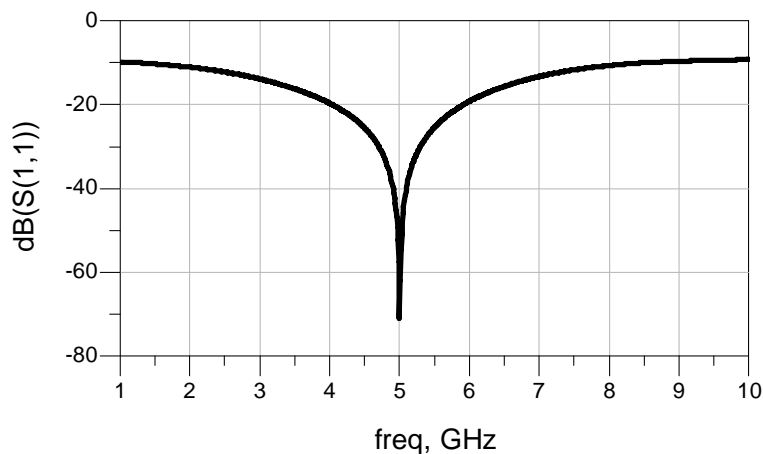
Nous prenons les largeurs des lignes correspondant aux impédances définies théoriquement et nous commençons la simulation avec ces valeurs afin de voir les performances du circuit. Pour atteindre les objectifs voulus, à savoir adaptation et division de puissance par deux, nous faisons varier les longueurs et les largeurs des lignes quart d'onde. Ces valeurs ont variées d'à peu près 5% vis-à-vis de leurs valeurs calculées.

Le design du diviseur ainsi obtenu est montré sur la figure II.21.

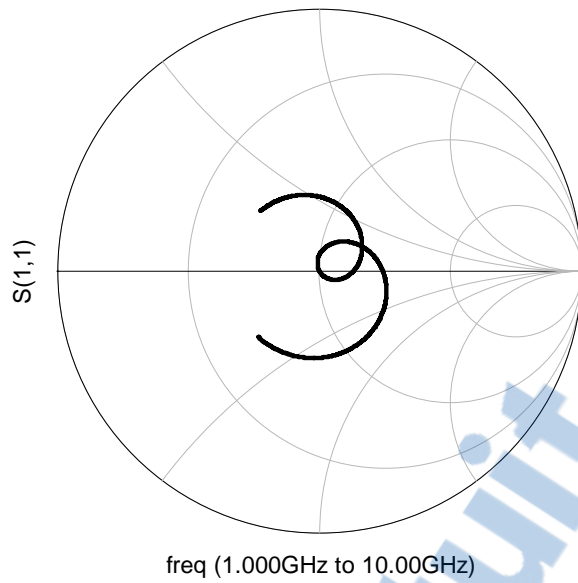


**Figure II.21:** Masque du diviseur de puissance par deux

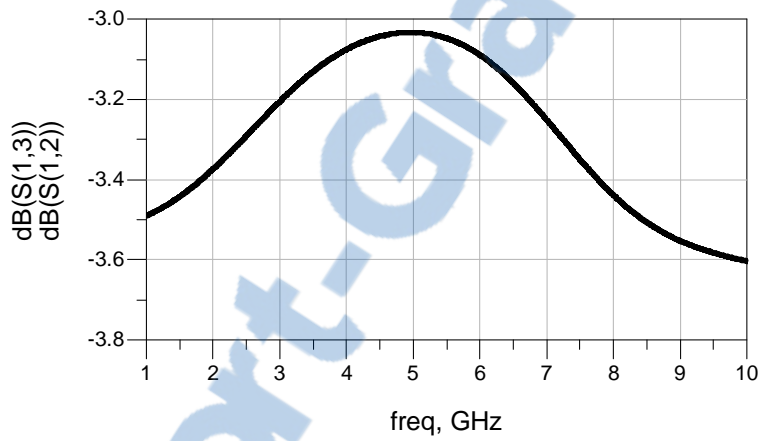
Nous présentons sur les figures II.22 l'évolution des paramètres S en fonction de la fréquence. Nous remarquons d'après ces courbes que l'on a une très bonne adaptation de l'entrée : module du coefficient de réflexion inférieur à -70 dB, le lieu des impédances se situe proche du centre de l'abaque qui correspond à une adaptation idéale. Nous remarquons aussi qu'il y a effectivement division de la puissance par deux car sur chacun des ports de sortie on a un coefficient de transmission aux alentours de -3 dB. Les phases des signaux de sortie sont identiques.



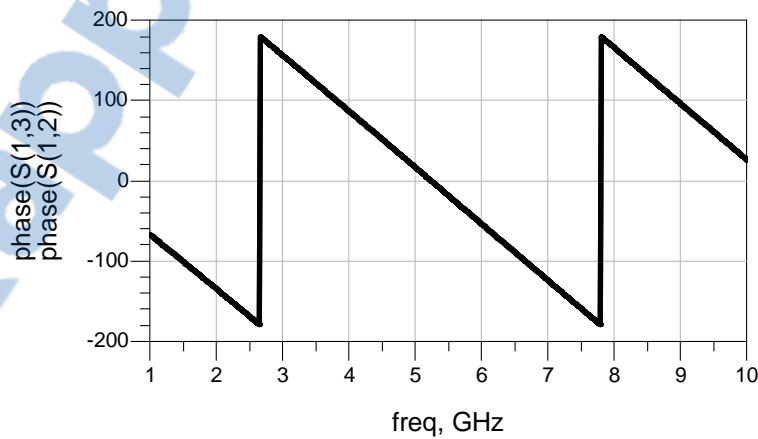
**Figure II.22.a :** Allure du coefficient de réflexion



**Figure II.22.b** : Allure du lieu d'impédance d'entrée



**Figure II.22.c** : Allure des coefficients de transmission  $S_{13}$  et  $S_{12}$



**Figure II.22.d** : Allure des phases des coefficients  $S_{13}$  et  $S_{12}$

**Figure II.22** : Allure des paramètres S du diviseur par deux

## II.8.2 Conception d'un diviseur par quatre

Pour concevoir ce diviseur, il suffit de mettre en cascade trois circuits diviseurs par deux. Mais, pour respecter l'écartement entre les antennes, nous imposons une longueur de  $2 \cdot 0.8 \lambda$  aux deux tronçons du premier diviseur. La géométrie du diviseur ainsi obtenu est montrée sur la figure II.23.

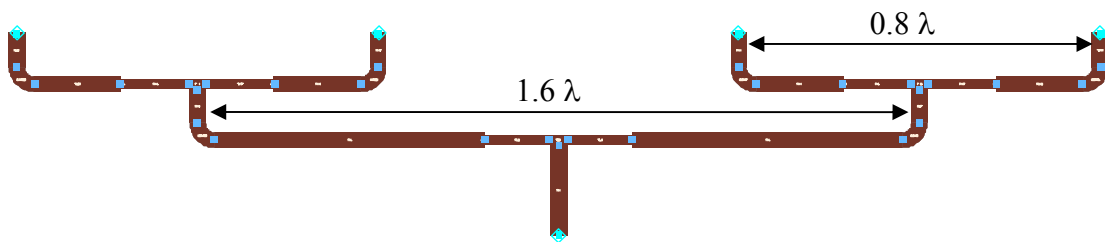


Figure II.23 : Masque du diviseur de puissance par quatre

Le résultat de simulation de ce diviseur est représenté sur les figures II.24, II.25, II.26 et II.27. Les représentations des différents paramètres S montrent qu'il y a à peu près un quart (-6 dB) de la puissance sur chacun des ports de sortie et que les phases sont identiques. Nous avons une bonne adaptation à l'entrée le  $S_{11}$  est inférieur à -44dB.

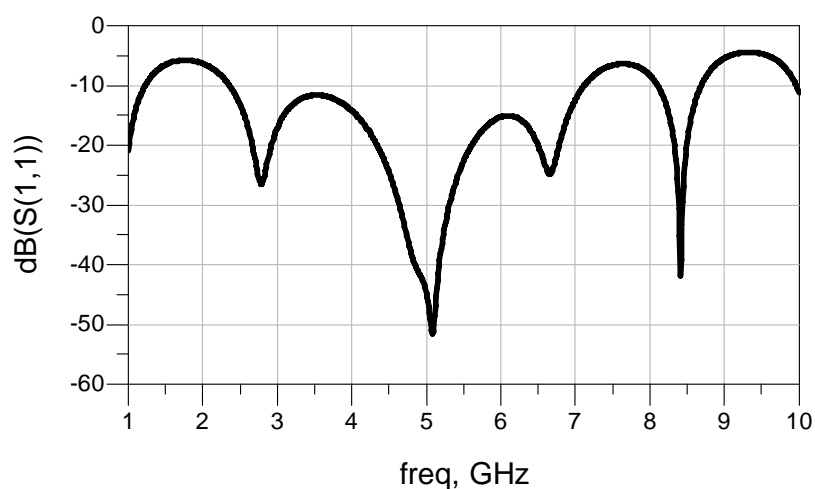
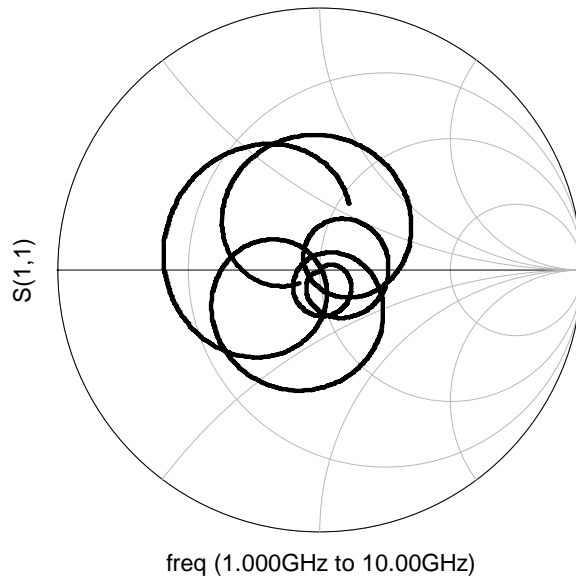
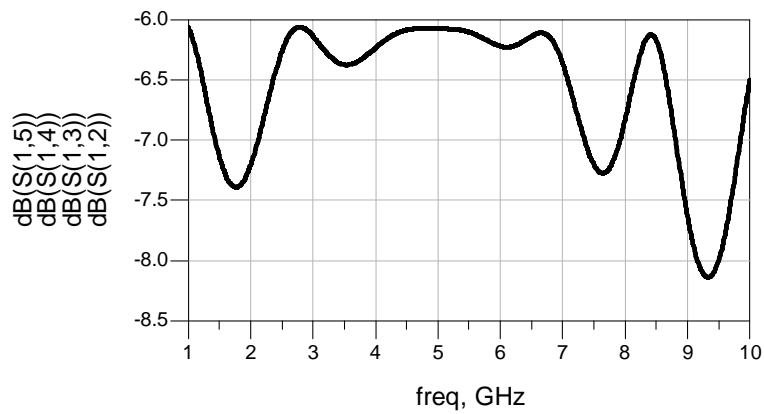


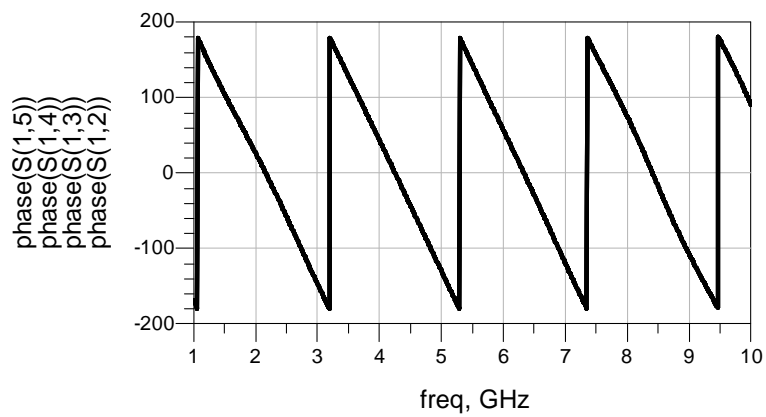
Figure II.24 : Allure du coefficient de réflexion



**Figure II.25:** Allure du lieu d'impédance d'entrée



**Figure II.26 :** Allure des coefficients de transmission



**Figure II.27 :** Allure des phases des paramètres S

## II.9 Conception de réseau d'antennes alimentées par lignes micro-rubans:

Nous allons étudier la mise en réseau d'antennes à la fréquence de 5 Ghz, tout d'abord de deux éléments rayonnants, puis de quatre éléments.

Après avoir terminé la conception du circuit d'alimentation et de l'antenne, nous plaçons les éléments rayonnants aux ports de sortie du circuit d'alimentation pour concevoir le réseau complet.

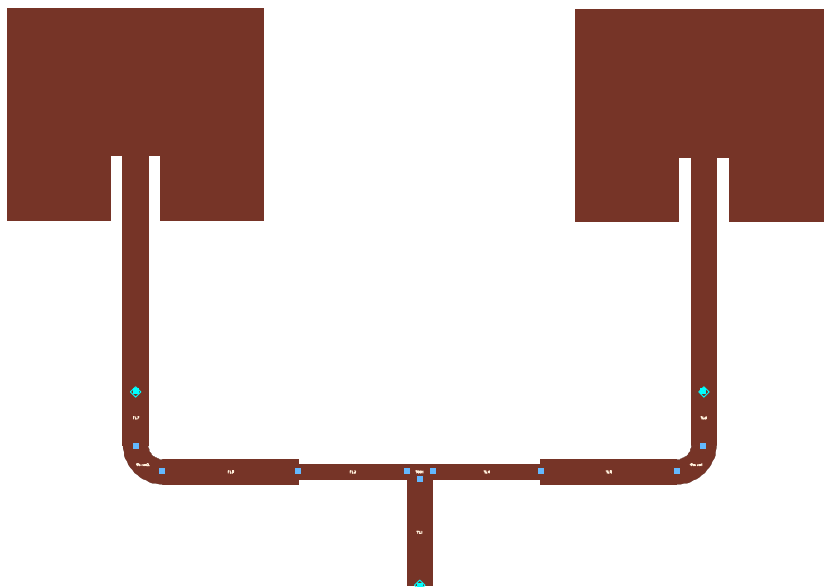
### II.9.1 Conception d'un réseau de deux éléments

Nous représentons à la figure II.28 le masque du réseau obtenu. Nous pouvons bien distinguer les deux parties du réseau :

- Les patches
- Diviseur de puissance

Une sonde de  $50 \Omega$  est employée pour alimenter l'antenne globale.

Nous présentons sur la figure II.29 l'évolution du coefficient de réflexion en fonction de la fréquence. Le lieu des impédances est représenté sur la figure II.30 Ces résultats montrent la bonne adaptation à l'entrée.

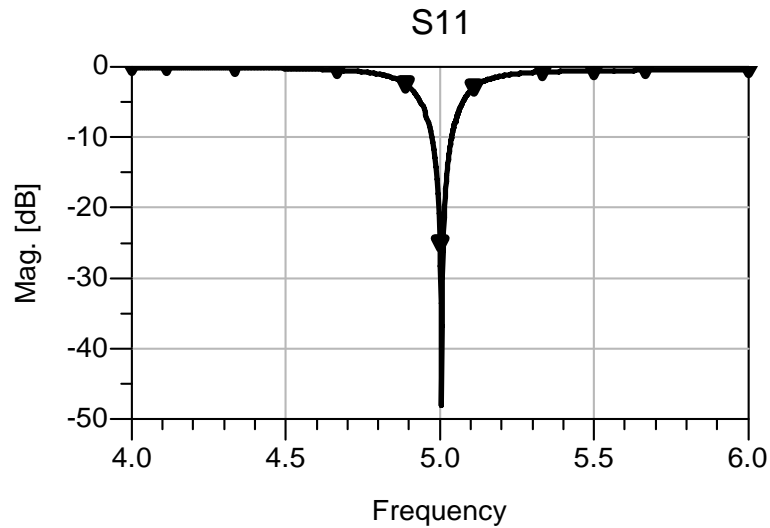


**Figure II.28 :** Masque du réseau de deux éléments alimenté par ligne

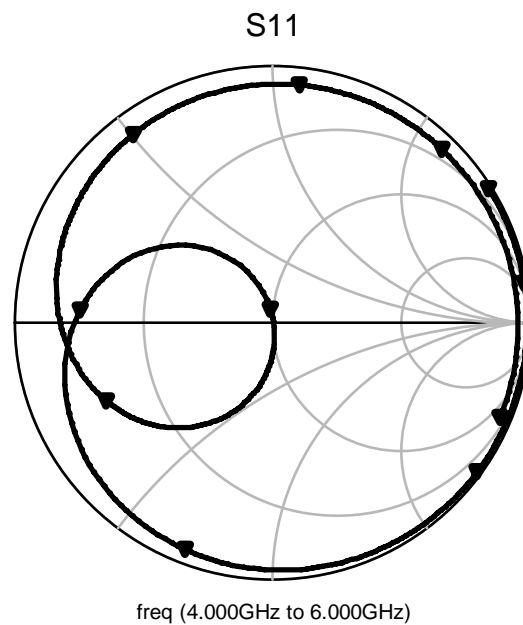


La figure II.31 représente le rayonnement de l'antenne à la fréquence de 5 GHz.

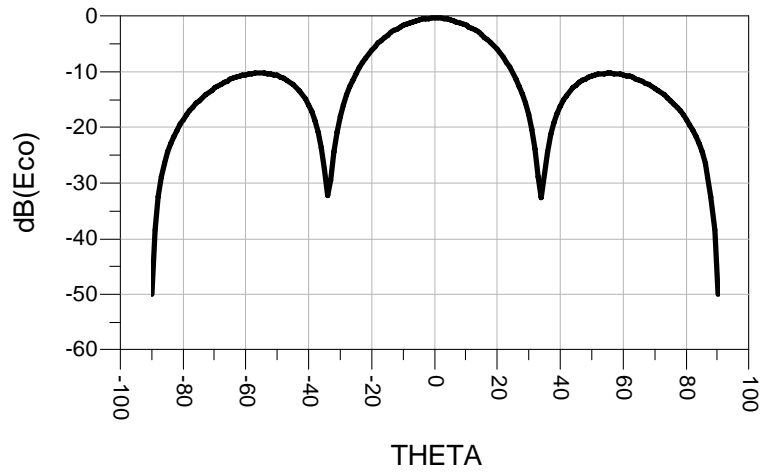
On constate la sommation des champs produits par les deux sources rayonnantes. Le diagramme est formé par un lobe principal dans l'axe du réseau et deux lobes secondaires symétriques de part et d'autre de cette direction. On remarque aussi la présence de zéros de rayonnement dans ce plan principal, dont les directions sont fixées par l'écartement des sources.



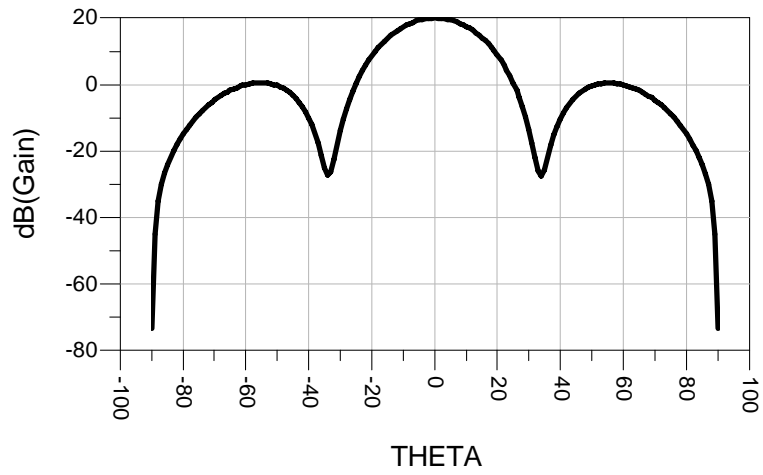
**Figure II.29** : Allure du coefficient de réflexion



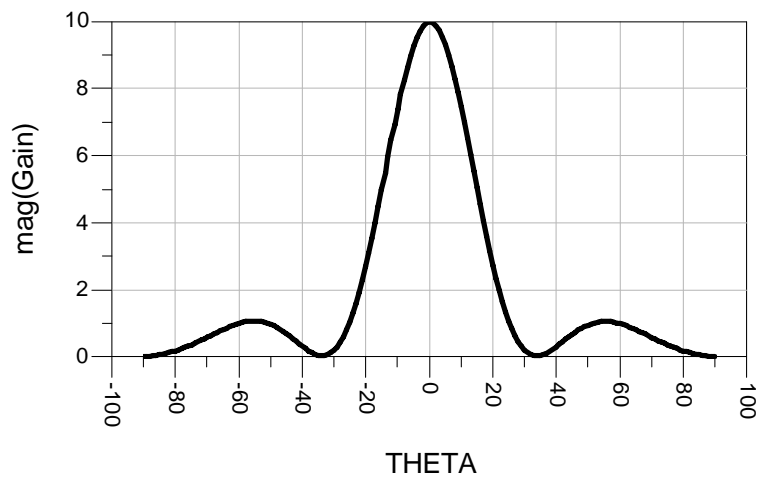
**Figure II.30** : Allure du lieu d'impédance d'entrée



**Figure II.31:** Allure du rayonnement du réseau



**Figure II.32 :** Représentation du gain du réseau en décibel



**Figure II.33 :** Représentation du gain du réseau

## II.9.2 Conception d'un réseau à quatre éléments

Le réseau obtenu possède la forme suivante illustrée sur la figure II.34. L'antenne globale est formée de deux parties : circuit d'alimentation et patches. Une sonde de  $50 \Omega$  est utilisée pour alimenter le réseau.

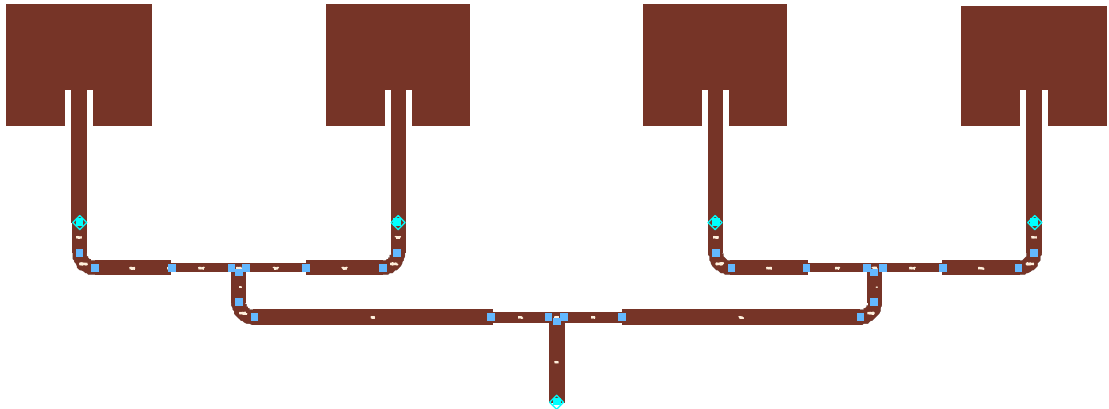


Figure II.34 : Masque du réseau à quatre éléments alimentés par ligne

On remarque sur la figure II.35 la bonne adaptation à l'entrée du circuit. La figure II.36 donne le diagramme de rayonnement. On constate que l'augmentation du nombre d'éléments augmente la directivité (figure II.37) et entraîne la multiplicité des lobes secondaires.

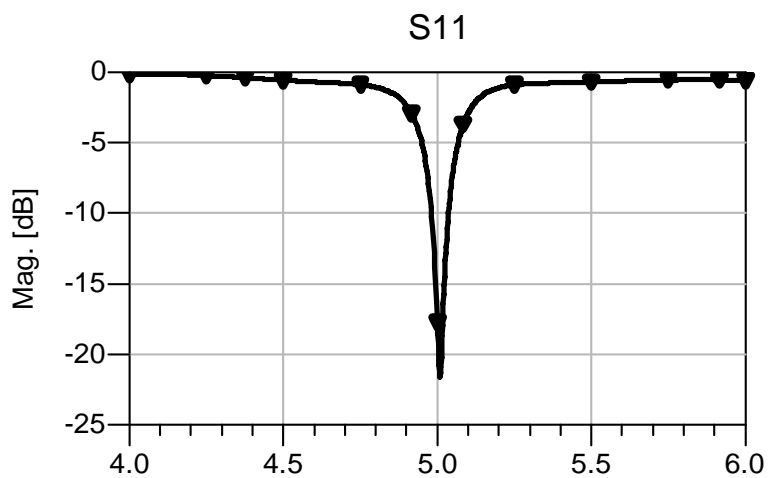
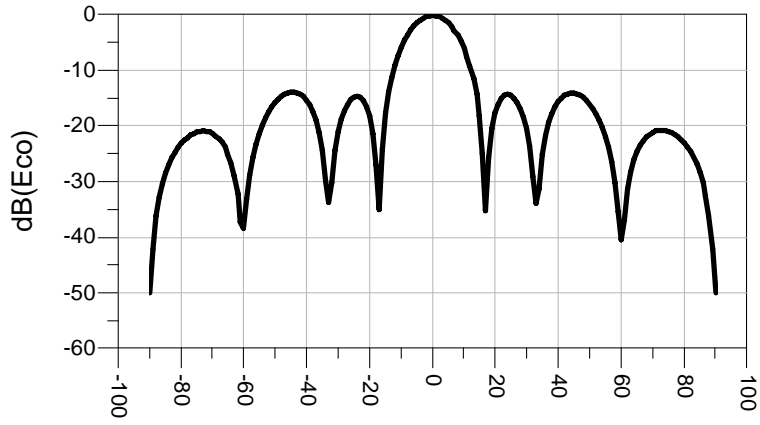
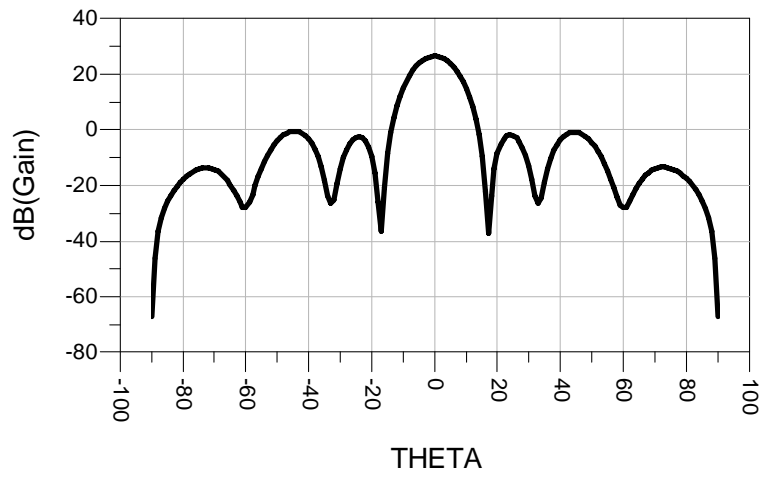


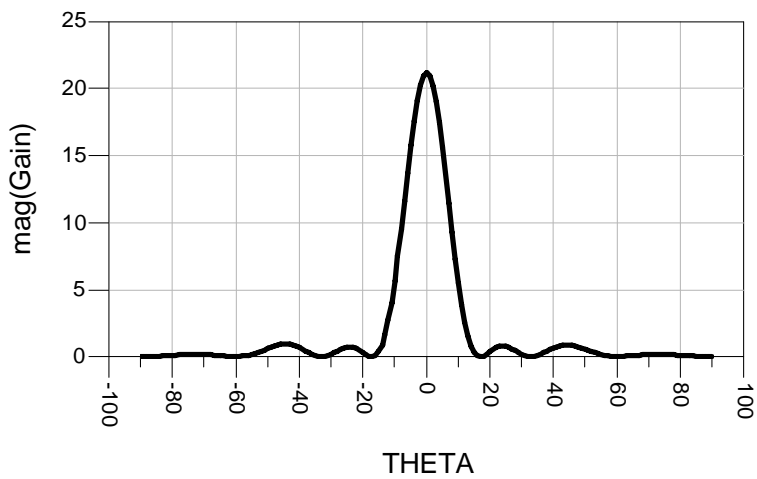
Figure II.35 : Allure du coefficient de réflexion



**Figure II.36 :** Allure du rayonnement du réseau



**Figure II.37 :** Allure du gain du réseau en décibel



**Figure II.38:** Allure du gain du réseau

## **II.10 Conclusion :**

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes étapes de conception de réseaux d'antennes imprimées en vue de leur réalisation.

Après une présentation du logiciel ADS Momentum, Une antenne alimentée par sonde et une autre alimentée par ligne ont été conçues. Les performances de ces antennes ont été simulées. Pour améliorer les performances, un premier réseau, fonctionnant à la fréquence de 5 GHz, et comportant six éléments rayonnants alimentés par sonde coaxiale, a été conçu. Ensuite, nous avons conçu deux circuits d'alimentation en technologie micro-ruban, l'un pour alimenter un réseau de deux éléments rayonnants et le deuxième pour alimenter un réseau de quatre éléments. Deux réseaux alimentés par lignes micro-rubans, comportant respectivement deux antennes et quatre antennes, ont été conçus.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter l'analyse des réseaux d'antennes imprimées.

## **CHAPITRE III**

# **ANALYSE DES RESEAUX D'ANTENNES IMPRIMEES**

### III.1 Introduction

Pour caractériser une antenne, le calcul du diagramme de rayonnement est nécessaire. Dans ce troisième chapitre, nous nous intéressons à l'analyse des réseaux d'antennes imprimées. Cette analyse consiste à déterminer le rayonnement obtenu lorsque l'on connaît l'amplitude et la phase de l'onde appliquée à chaque antenne. L'analyse doit nous permettre de comprendre comment l'association de plusieurs antennes modifie le diagramme de rayonnement, ainsi que l'influence des principaux paramètres physiques du réseau sur ce rayonnement.

Les réseaux d'antennes peuvent avoir deux structures : une structure plane et une structure conformée. La première partie de ce chapitre est consacrée aux réseaux plans : rectiligne, bidimensionnel.

La deuxième partie aborde le cas des antennes imprimées sur une surface conformée, et est plus amplement développée. Nous présentons tout d'abord la méthode de l'approximation plane, méthode sur laquelle s'est porté notre choix. Cette méthode simple à mettre en œuvre permet un calcul rapide du rayonnement issu de réseaux disposés sur une grande variété de surfaces convexes.

### III.2 Élément imprimé

Les réseaux que nous avons étudiés comportent des sources élémentaires. Chacune de ces sources élémentaires est un élément rayonnant imprimé (patch). Notre choix s'est porté sur un élément de forme carrée car c'est la forme la plus simple et donc, la plus facilement modélisable.

Diverses méthodes ont ainsi permis de calculer son champ rayonné lointain. Des approximations justifiées ont permis d'exprimer les composantes de son champ par des équations analytiques simples [22] (annexe 1), rendant ainsi la procédure de calcul du champ électromagnétique lointain facilement programmable. La taille des éléments rayonnants est optimisée par CAO pour une adaptation parfaite.

Les techniques d'antennes imprimées (patch imprimé) offrent une opportunité intéressante pour la réalisation d'un réseau conformé grâce à la conformabilité du substrat. Pour que le substrat soit conformable, il doit être fabriqué d'un matériau mou. Son épaisseur doit être faible pour permettre de le conformer facilement autour de la surface porteuse.

### III.3 Réseaux plans d'antennes imprimées

L'utilisation d'une antenne imprimée unique s'avère souvent insuffisante pour répondre aux contraintes de rayonnement imposées. Des caractéristiques spécifiques comme un gain élevé ou un faisceau orienté électroniquement dans une direction désirée ne peuvent généralement être obtenues que par le regroupement de plusieurs sources rayonnantes pour former un système appelé "réseau".

#### III.3.1 Réseau rectiligne

Il est constitué par un alignement de sources sur un axe (Figure III.1). La distance  $d$  séparant deux centres de sources voisines, appelée pas du réseau, joue un rôle important dans les propriétés du réseau.

##### - Champ rayonné par un réseau rectiligne

Considérons un réseau rectiligne constitué de  $N$  antennes (sources rayonnantes) identiques et admettons que le diagramme de rayonnement de chaque source n'est pas modifié par la présence des autres.

L'axe  $OZ$  du système de référence correspond à la direction normale à l'antenne globale. Il représente également notre référence en terme de variation en colatitude  $\theta$  pour tous les réseaux étudiés dans cette thèse. L'axe  $OX$  donne la référence pour des variations en gisement  $\varphi$ .

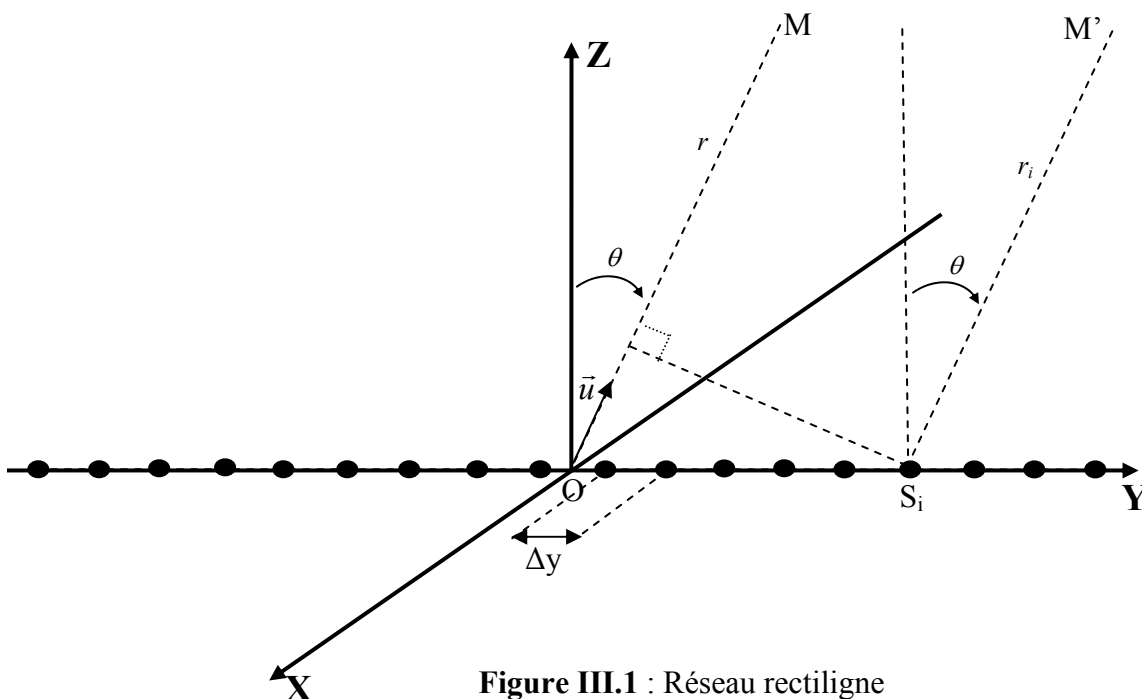


Figure III.1 : Réseau rectiligne



Le champ rayonné, en un point M de l'espace se trouvant dans une direction  $\vec{u}$  dans la zone lointaine, par une source d'ordre  $i$  est donné par :

$$\vec{E}_i(\vec{u}) = \frac{e^{-jk_0 r_i}}{r_i} \vec{e}_i(\vec{u}) \quad (III.1)$$

Où  $\vec{e}_i(\vec{u})$  diagramme élémentaire de la source  $S_i$ .

$$k_0 = \frac{2\pi f}{\lambda_0}$$

$$\lambda_0 = \frac{c}{f}$$

$\lambda_0$  : Longueur d'onde, et  $f$  fréquence du signal.

Au point M, à une distance  $r$  tendant vers l'infini, le champ total s'obtient, en vertu du théorème de superposition et du théorème de translation [23,24], par sommation des champs des sources élémentaires, compte tenu de leurs pondérations  $W_i$  :

$$\vec{E}(M) = \sum_{i=1}^N A_i \vec{E}_i(\vec{u}) = \sum_{i=1}^N A_i \frac{e^{-jk_0 r_i}}{r_i} \vec{e}_i(\vec{u}) \quad (III.2)$$

avec :

$$A_i = a_i e^{j\psi_i} \quad (III.3)$$

Le terme  $A_i$  représente l'amplitude complexe associé aux courants d'alimentation  $I_i$ . Il pondère cette somme discrète sur le nombre  $N$  de sources. La figure III.1 permet, avec l'hypothèse du champ lointain, de vérifier la relation :

$$r_i \cong r - (\vec{u} \cdot \overrightarrow{OS_i})$$

$$\vec{E}(M) = \sum_{i=1}^N A_i \frac{e^{-jk_0 r} e^{jk_0 (\vec{u} \cdot \overrightarrow{OS_i})}}{r - (\vec{u} \cdot \overrightarrow{OS_i})} \vec{e}_i(\vec{u}) \quad (III.4)$$

Suivant les approximations classiques du champ lointain, on peut négliger la distance  $\vec{u} \cdot \overrightarrow{OS_i}$  devant  $r$  sur le terme d'amplitude du champ, mais non sur la phase, à cause de la périodicité des exponentielles complexes du numérateur.

Ainsi :

$$\vec{E}(M) = \frac{e^{-jk_0 r}}{r} \sum_{i=1}^N A_i e^{jk_0(\vec{u} \cdot \vec{OS}_i)} \vec{e}_i(\vec{u}) \quad (III.5)$$

De plus, on suppose que le réseau est composé de sources identiques, ayant comme diagramme de rayonnement  $\vec{E}(\vec{u}) = \vec{E}(\theta, \varphi) = \vec{e}_i(\vec{u})$  et disposées dans le plan selon les coordonnées  $y_i$  par rapport à l'origine du repère.

On peut donc déduire le champ total émis par cet ensemble d'éléments en faisant intervenir les coordonnées sphériques  $(\theta, \varphi)$  du point d'observation :

$$\vec{E}_{tot}(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^N A_i e^{j \frac{2\pi}{\lambda_0} (y_i \sin\theta \sin\varphi)} \vec{E}(\theta, \varphi) \quad (III.6)$$

Le champ de la relation (III.6) peut se mettre sous la forme :

$$\vec{E}_{tot}(\theta, \varphi) = F_R(\theta, \varphi) \cdot \vec{E}(\theta, \varphi) \quad (III.7)$$

Le terme  $F_R(\theta, \varphi)$  est appelé facteur de réseau. Il est donné par :

$$F_R(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^N A_i e^{jk_0 y_i \sin\theta \sin\varphi} \quad (III.8)$$

Si le réseau présente une périodicité c'est-à-dire s'il est uniforme, alors on peut écrire le facteur de réseau sous la forme suivante :

$$F_R(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^N A_i e^{jk_0 i d \sin\theta \sin\varphi} \quad (III.9)$$

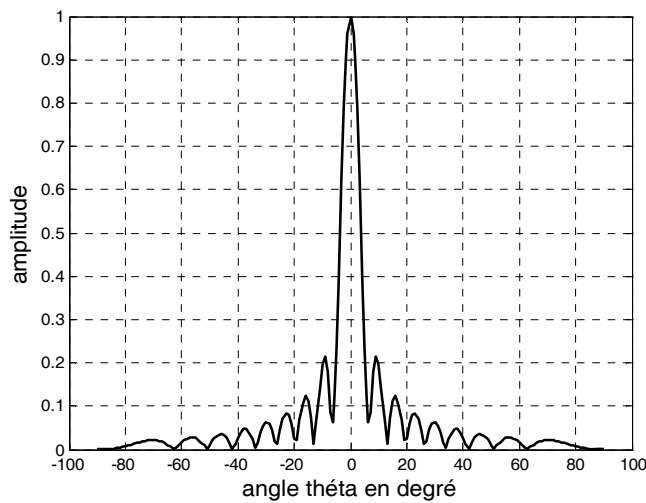
La figure III.2 donne, dans le plan  $\varphi = 90$  et pour une alimentation équi-amplitude, le diagramme de rayonnement en fonction de l'angle  $\theta$  d'un réseau rectiligne de 18 sources rayonnantes alignées sur l'axe des  $y$  et espacées d'une distance égale à  $\frac{\lambda}{2}$ .

Souvent, on préfère tracer le diagramme de rayonnement du réseau en décibels : on trace donc

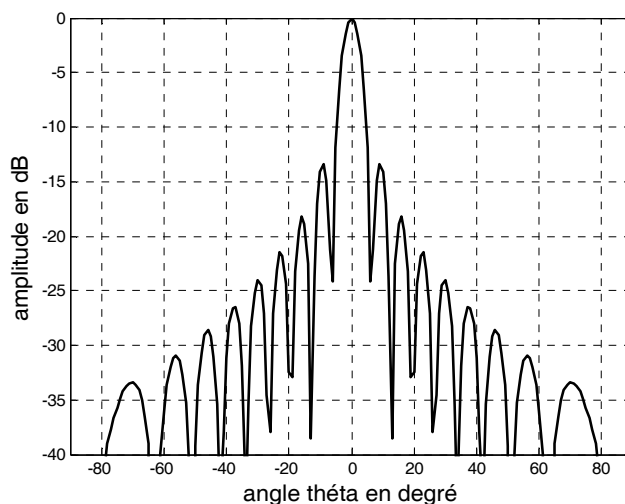
$$E_{dB}(\theta, \varphi) = 20 \log_{10} E(\theta, \varphi)$$

Ce tracé permet de mieux apprécier les rapports de puissances, comme le montrent les figures III.2 et III.3 on peut voir sur la figure III.3 un lobe principal et plusieurs lobes

secondaires dont le niveau du premier se trouve à -13.38 dB en dessous du niveau du lobe principal.



**Figure III.2 :** Diagramme de rayonnement d'un réseau rectiligne



**Figure III.3 :** Diagramme de rayonnement d'un réseau rectiligne en dB

### III.3.2 Réseaux bidimensionnels

Le balayage électronique obtenu par un réseau rectiligne à déphasage est étroitement piégé dans le plan perpendiculaire à la surface du réseau et colinéaire à l'alignement des sources alors que dans certaines applications une exploration bidimensionnelle de l'espace s'impose (radar). Afin d'obtenir un effet réseau dans tout l'espace et, en particulier dans les plans E et H, il est nécessaire d'avoir recours à des réseaux bidimensionnels où les éléments sont répartis sur un plan. On distingue deux types de réseaux bidimensionnels, le réseau planaire et le réseau circulaire.

### III.3.2.1 Réseaux planaires

Les sources rayonnantes composant le réseau sont disposées aux sommets d'une grille rectangulaire (figure III.4).

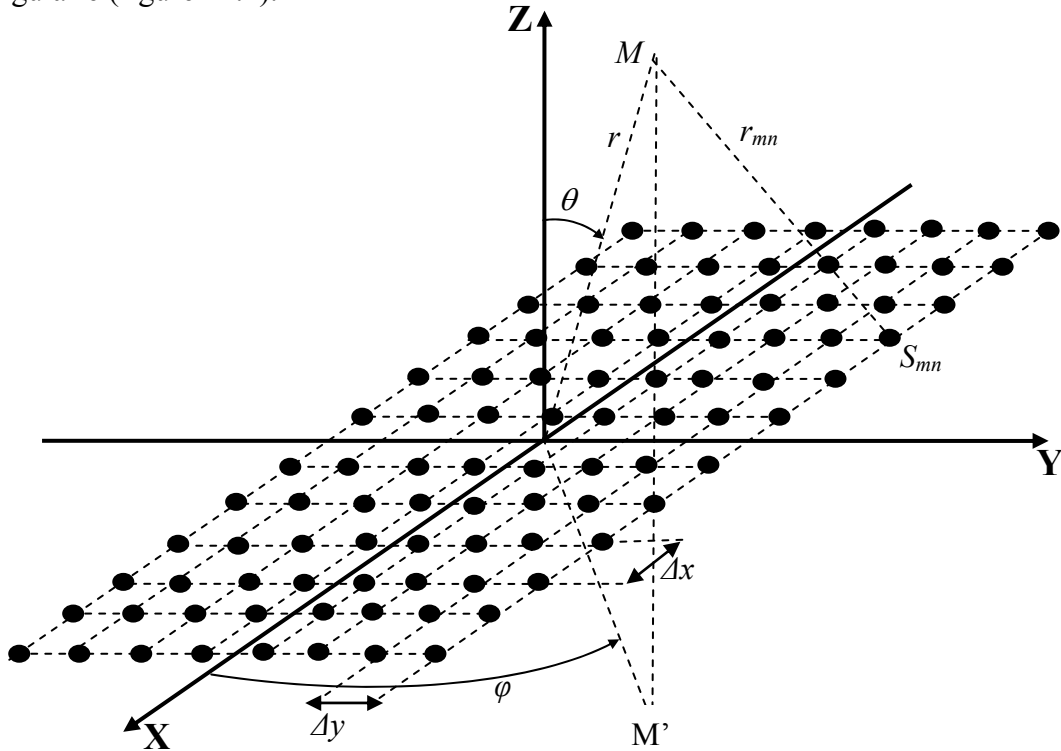


Figure III.4 : Réseau planaire.

En admettant que le diagramme de rayonnement de chaque source n'est pas modifié par la présence des autres et en appliquant la même procédure que pour le réseau rectiligne, on peut donc déduire le champ total rayonné par le réseau [23,24] :

$$\vec{E}_{tot}(\theta, \varphi) = \vec{E}(\theta, \varphi) \sum_{m=1}^{N_x} \sum_{n=1}^{N_y} A_{mn} \cdot e^{j \frac{2\pi}{\lambda_0} (x_{0m} \cdot \sin\theta \cdot \cos\varphi + y_{0n} \cdot \sin\theta \cdot \sin\varphi)} \quad (III.10)$$

Avec  $N_x$  le nombre d'éléments suivant l'axe des x et  $N_y$  le nombre des éléments suivant l'axe des y.

Le champ de la relation (III.10) peut se mettre sous la forme :

$$\vec{E}_{tot}(\theta, \varphi) = F_R(\theta, \varphi) \cdot \vec{E}(\theta, \varphi) \quad (III.11)$$

Le terme  $F_R(\theta, \varphi)$  est appelé facteur de réseau. Il est donné par :

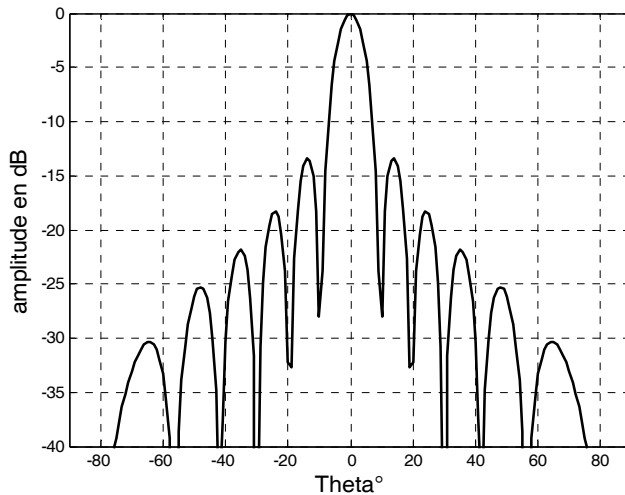
$$F_R(\theta, \varphi) = \sum_{m=1}^{N_x} \sum_{n=1}^{N_y} A_{mn} \cdot e^{j \frac{2\pi}{\lambda_0} (x_{0m} \cdot \sin\theta \cdot \cos\varphi + y_{0n} \cdot \sin\theta \cdot \sin\varphi)} \quad (III.12)$$

Si le réseau présente une double périodicité dans le plan, alors on peut écrire le facteur de réseau suivant :

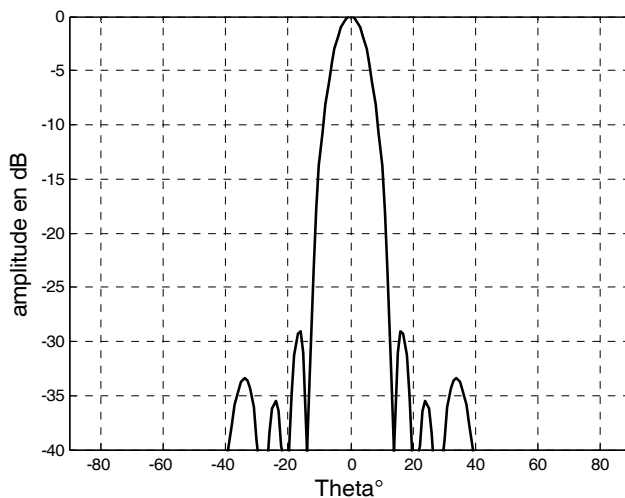
$$F_R(\theta, \varphi) = \sum_{m=1}^{N_x} \sum_{n=1}^{N_y} A_{mn} \cdot e^{j\frac{2\pi}{\lambda_0}(m \cdot \Delta_x \cdot \sin\theta \cdot \cos\varphi + n \cdot \Delta_y \cdot \sin\theta \cdot \sin\varphi)} \quad (III.13)$$

Ce terme dépend uniquement de la loi d'alimentation choisie et du pas du réseau.

Les figure III.5 et III.6 représentent respectivement le diagramme de rayonnement, dans la plan  $\varphi = 0^\circ$  et  $\varphi = 45^\circ$ , d'un réseau plan de  $12 \times 8 = 96$  éléments rayonnants de forme carrée, alimentés par sonde coaxiale et répartis symétriquement par rapport aux axes  $ox$  et  $oy$ . La distance entre éléments est de 3cm soit  $\Delta x = \Delta y = 3\text{cm}$ .



**Figure III.5 :** Diagramme de rayonnement dans le plan  $\varphi = 0^\circ$



**Figure III.6 :** Diagramme de rayonnement dans le plan  $\varphi = 45^\circ$

### III.3.2.2 Réseaux circulaires

Le réseau circulaire est constitué de sources placées dans le plan (O,X,Y) et réparties sur des cercles.

#### -Réseau circulaire à un seul anneau

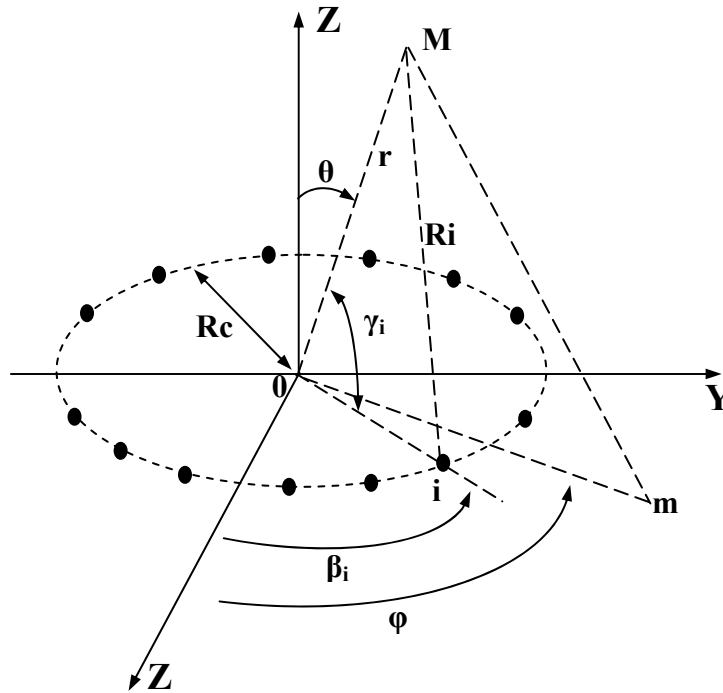


Figure III.7 : Réseau circulaire à un seul anneau

Le champ total rayonné est le résultat d'une somme de la contribution de chaque élément dans la direction observée [25-26].

On peut alors écrire :

$$E_{tot}(r, \theta, \varphi) = \sum_{i=1}^N A_i \frac{e^{-j k_0 R_i}}{R_i} E(\theta, \varphi) \quad (III.14)$$

$R_i$  : distance du  $i^{\text{ème}}$  élément au point M d'observation.

$E(\theta, \varphi)$  : diagramme élémentaire d'un élément rayonnant.

En remarquant que  $r \gg R_c$ , nous aboutissons à l'hypothèse suivante :

$$R_i \cong r - R_c \cos \gamma_i \Rightarrow R_i \cong r - R_c \sin \theta \cos(\varphi - \beta_i) \quad (III.15)$$

Ainsi, le champ total devient :

$$E_{tot}(r, \theta, \varphi) = \frac{e^{-jk_0 r}}{r} \sum_{i=1}^N A_i e^{j[k_0 R_c \sin \theta \cos(\varphi - \beta_i)]} E(\theta, \varphi) \quad (III.16)$$

L'angle  $\beta_i$  vérifie la relation de position angulaire  $\beta_i = 2\pi \left(\frac{i}{N}\right)$  et l'excitation  $A_i$  vérifie la pondération :  $A_i = a_i e^{j\psi_i}$

On obtient finalement :

$$E_{tot}(r, \theta, \varphi) = \frac{e^{-jk_0 r}}{r} F_R(\theta, \varphi) \cdot E(\theta, \varphi) \quad (III.17)$$

$$E_{tot}(r, \theta, \varphi) = \frac{e^{-jk_0 r}}{r} \sum_{i=1}^N a_i e^{j[k_0 R_c \sin \theta \cos(\varphi - \beta_i) + \psi_i]} E(\theta, \varphi) \quad (III.18)$$

avec :

$$F_R(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^N a_i e^{j[k_0 R_c \sin \theta \cos(\varphi - \beta_i) + \psi_i]} \quad (III.19)$$

Pour réaliser la fonction de balayage électronique avec un tel dispositif et placer ainsi le lobe de rayonnement principal dans une direction  $(\theta_0, \varphi_0)$ , il faut que le terme  $\psi_i$  vérifie l'équation :

$$\psi_i = -k_0 R_c \sin \theta_0 \cos(\varphi_0 - \beta_i) \quad (III.20)$$

Alors, le facteur peut s'écrire sous la forme suivante :

$$F_R(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^N a_i e^{jk_0 R_c [\sin \theta \cos(\varphi - \beta_i) - \sin \theta_0 \cos(\varphi_0 - \beta_i)]} \quad (III.21)$$

$$F_R(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^N a_i e^{jk_0 d_0 \cos(\beta_i - \xi)} \quad (III.22)$$

$$\text{Avec : } \xi = \text{arc tg} \left[ \frac{\sin \theta \sin \varphi - \sin \theta_0 \sin \varphi_0}{\sin \theta \cos \varphi - \sin \theta_0 \cos \varphi_0} \right] \quad (III.23)$$

$$d_0 = R_c \left[ (\sin\theta \cos\varphi - \sin\theta_0 \cos\varphi_0)^2 + (\sin\theta \sin\varphi - \sin\theta_0 \sin\varphi_0)^2 \right]^{1/2} \quad (III.24)$$

**-Réseau circulaire à plusieurs anneaux :**

En fonction des performances désirées, on peut envisager un réseau comportant plusieurs anneaux [27]. Parmi les diverses manières de répartir les éléments, on a choisi une répartition comme le montre la figure III.8.

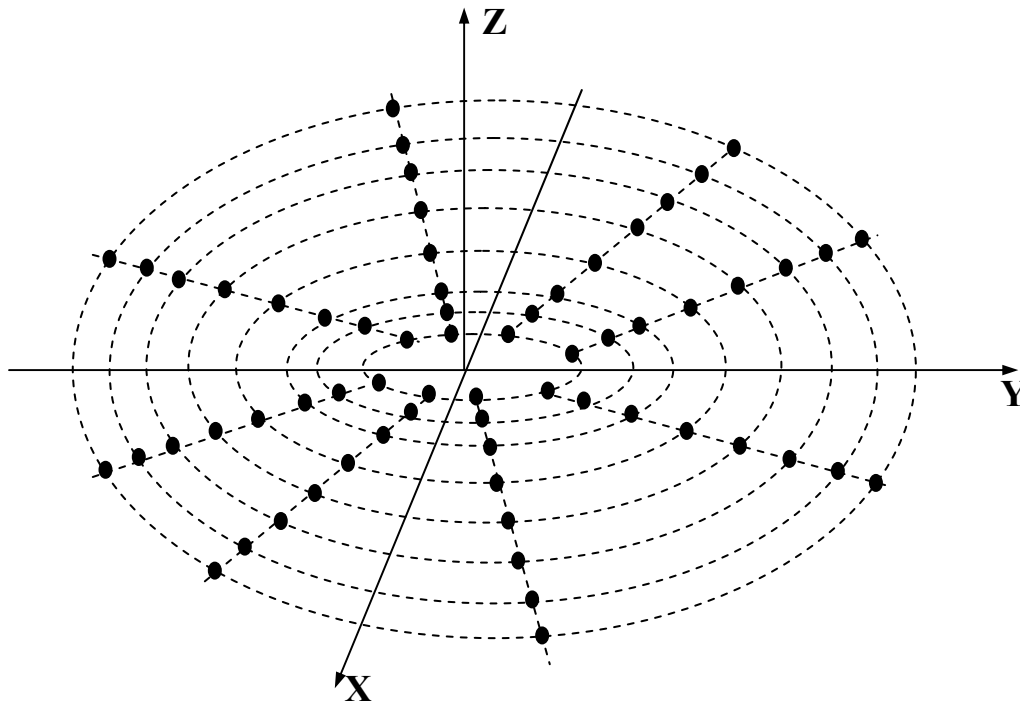
Le cercle qui présente le plus petit rayon doit vérifier l'écartement le plus faible entre les sources ( $d_j = 0.6\lambda$ ). L'écartement entre les cercles est de  $d_2 = 0.6\lambda$ .

Le champ total rayonné dans ce cas est :

$$E_{tot}(r, \theta, \varphi) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N A_{ij} e^{jk_0 R_{cij} \sin\theta \cos(\varphi - \beta_{ij})} \cdot E(\theta, \varphi) \quad (III.25)$$

Avec :  $A_{ij} = a_{ij} e^{j\psi_{ij}}$

$$E_{tot}(r, \theta, \varphi) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N a_{ij} e^{j[k_0 R_{cij} \sin\theta \cos(\varphi - \beta_{ij}) + \psi_{ij}]} \cdot E(\theta, \varphi) \quad (III.26)$$



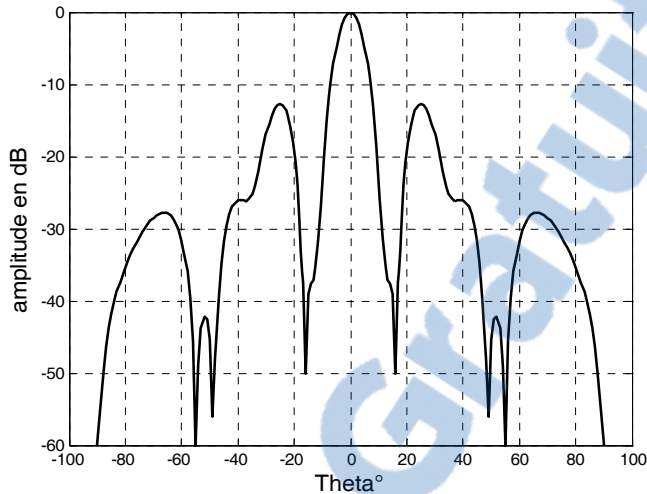
**Figure III.8 :** Réseau circulaire à plusieurs anneaux



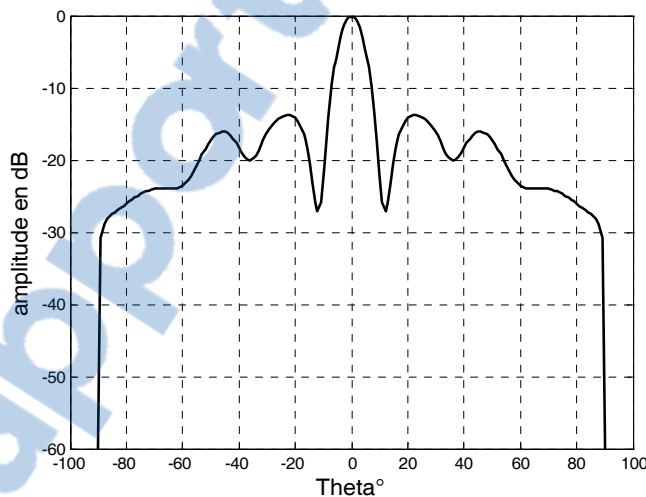
On présente dans les figures III.9 et III.10 le diagramme de rayonnement d'un réseau circulaire constitué de huit anneaux de huit sources chacun.

Le rayon du petit anneau est calculé à partir de la relation  $C_1=2\pi R_1=8.d_1$  d'où  $R_1= 8.d_1/2\pi$  avec  $d_1= 0.6\lambda$ . Les autres rayons sont déduits de la relation suivante :

$R_i= R_1 +(i-1) d_2$  avec  $i=2$  à 8. Soit :  $R_1=3.82$  cm,  $R_2=6.82$  cm,  $R_3=9.82$  cm,  $R_4=12.82$  cm,  $R_5=15.82$  cm,  $R_6=18.82$  cm,  $R_7=21.82$  cm,  $R_8=24.82$  cm.



**Figure III.9 :** Diagramme de rayonnement dans le plan  $\varphi = 0^\circ$



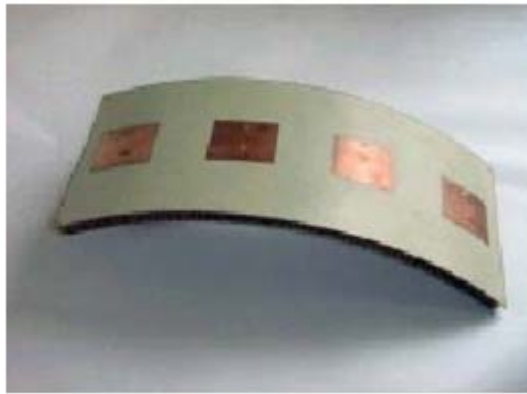
**Figure III.10 :** Diagramme de rayonnement dans le plan  $\varphi = 22.5^\circ$

### III.4 Réseaux conformés d'antennes imprimées

Les réseaux plans possèdent un rayonnement limité au demi-espace. Cependant certaines applications nécessitent une couverture omnidirectionnelle. Les antennes

conformées, disposées sur des surfaces non planes de plates-formes terrestres ou aériennes, sont très importantes dans les systèmes de communications, de navigation et de surveillance. Plus particulièrement dans le domaine des applications aéroportées, les antennes conformées, épousant la forme de la surface sur laquelle elles sont portées, permettent d'obtenir un plus grand champ de vision [28].

Une antenne réseau conformée est un ensemble d'éléments rayonnants épousant la forme de la surface sur laquelle il est déposé. La figure III.11 présente un exemple de réseau conformé.



**Figure III.11** : Réseau conformé de quatre éléments

#### **III.4.1 Méthode d'analyse**

L'analyse des réseaux d'antennes imprimées conformées diffère beaucoup de celle des réseaux planaires précédents sur de nombreux points [29-30]. En effet, les éléments rayonnants, disposés sur des surfaces non planes, ne sont pas orientés de la même manière, et leurs diagrammes de rayonnements peuvent être tous différents, supprimant la notion de facteur de réseau. Il faut ajouter à cela les difficultés d'analyse : les méthodes analytiques deviennent trop difficiles à mettre en œuvre pour un calcul global du champ.

Nous avons choisi donc d'étudier plus particulièrement une conformation « douce ». Le rayon de courbure de la structure supportant la conformation est grand devant les dimensions de l'antenne. On peut donc considérer l'élément comme plan et la surface est alors composée de facettes [31-32]. Ainsi, nous pouvons utiliser des modèles analytiques connus dans le cas d'éléments à structure et forme simples pour calculer le diagramme de rayonnement de chacun et sommer par la suite pour trouver le champ total rayonné par le réseau conformé. Ces modélisations simples de l'élément rayonnant sont peu gourmandes en temps de calcul, ceci nous permet de traiter des réseaux conformés constitués d'un grand nombre d'éléments.

### III.4.2 Champ rayonné par un réseau conformé

Nous proposons, dans ce paragraphe, de montrer les étapes de calcul du champ rayonné par un réseau conformé d'antennes imprimées. L'élément choisi est une antenne imprimée de forme carrée, car c'est une antenne bien connue et simple.

Les deux principales différences, entre un réseau d'antennes de géométrie plane et un réseau d'antennes de géométrie conformée, se situent au niveau de la répartition des sources et des diagrammes élémentaires. Si les diagrammes élémentaires sont identiques pour chaque source, la contribution de ces sources est la même pour une direction donnée. C'est à dire  $E_n(\theta, \varphi) = E(\theta, \varphi)$  pour tout  $n$  variant de 1 à  $N$ , comme le montre la figure III.12

Pour un réseau conformé, la normale de chacune des sources pointant des directions différentes, la contribution de leurs diagrammes élémentaires est différente (figure III.13). D'où l'utilité d'indicer les diagrammes de rayonnement élémentaires par rapport à chacune des sources. Il est donc nécessaire de connaître, par mesure ou par calcul, les diagrammes pour chaque source dans toutes les directions.

L'approximation plane consiste à prendre pour  $E_n(\theta, \varphi)$  le diagramme de l'élément rayonnant sur une masse plane [30]. Ce diagramme est normalement connu dans un repère local propre à chaque élément. Il doit être évalué dans le même repère que le champ total  $E$ , c'est-à-dire en fonction de  $\theta$  et  $\varphi$ . Les repères liés aux différentes sources peuvent être déduits du repère principal par une ou plusieurs rotations autour des axes  $ox$ ,  $oy$  ou  $oz$ . Il faut donc faire des changements de repère.

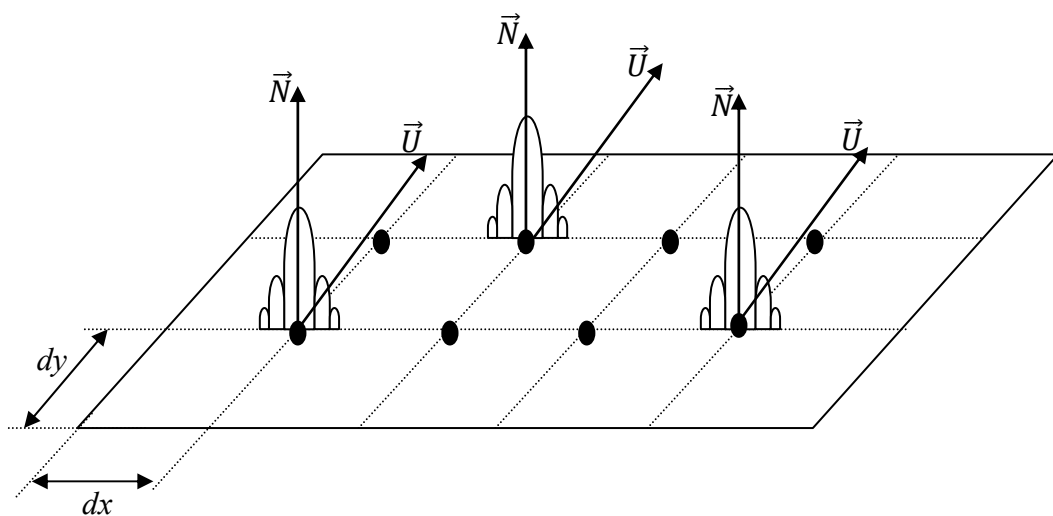
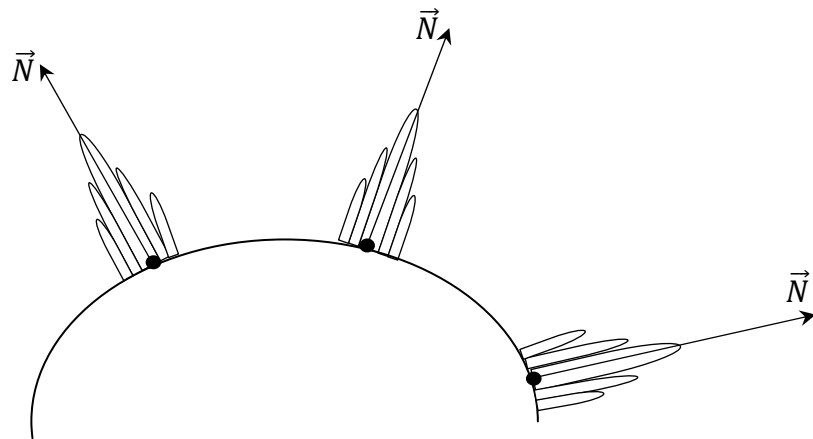


Figure III.12 : Diagrammes élémentaires, cas du réseau plan.



**Figure III.13 :** Diagrammes élémentaires, cas du réseau conformé.

Sur la géométrie de la figure III.13, considérons le repère principal du réseau OXYZ et le repère local  $O_t X_t Y_t Z_t$  propre à l'élément  $n$ .

Nous commençons par faire un échantillonnage des directions de l'espace.  $\theta$  varie de  $0^\circ$  à  $180^\circ$  dans les plans  $\varphi$  observé de  $0^\circ$  à  $360^\circ$ . Ainsi nous décrivons entièrement la sphère d'observation.

Un point M de l'espace sera repéré par ces coordonnées :

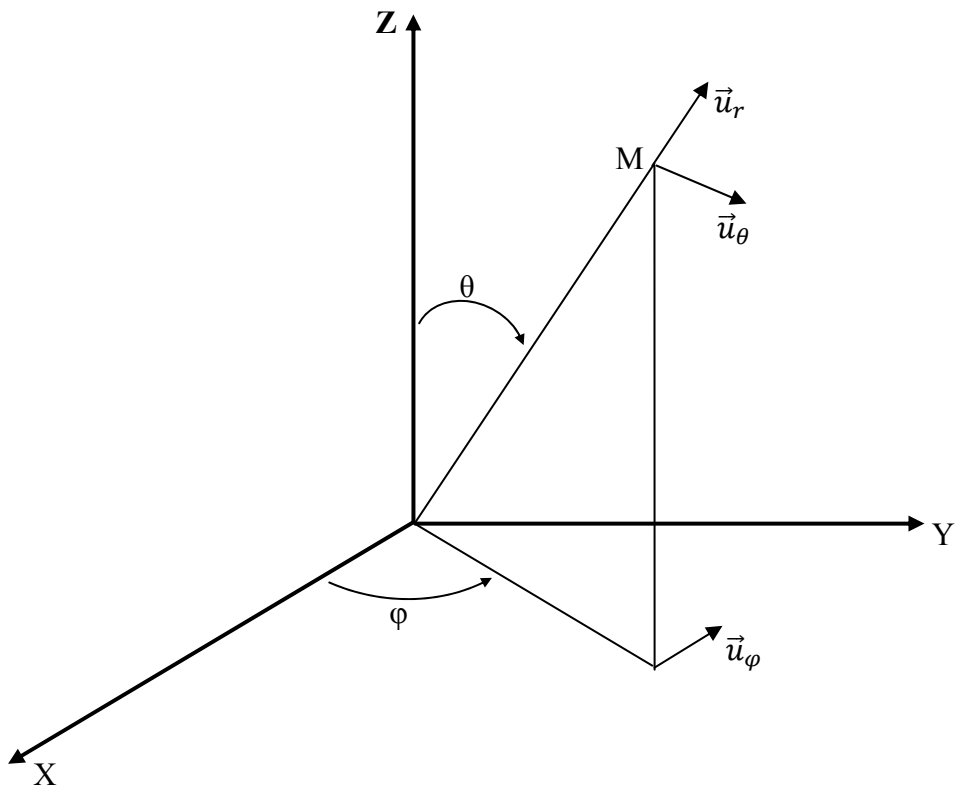
Cartésiennes dans le repère principal :  $(x, y, z)$

Sphériques dans le repère principal :  $(r, \theta, \varphi)$

Cartésiennes dans le repère de la source :  $(x_t, y_t, z_t)$

Sphériques dans le repère de la source :  $(r_t, \theta_t, \varphi_t)$

La figure III.14 présente les coordonnées dans le repère principal. Aux axes cartésiens sont attachés des vecteurs unitaires  $\vec{u}_x, \vec{u}_y, \vec{u}_z$ . De même, au repère de coordonnées sphériques sont attachés trois vecteurs  $\vec{u}_r, \vec{u}_\theta, \vec{u}_\varphi$ .



**Figure III.14** : Système de coordonnées dans le repère principal

Le passage entre les différents systèmes de coordonnées est donné par les équations suivantes :

$$\begin{cases} x = r \cdot \sin(\theta) \cdot \cos(\varphi) \\ y = r \cdot \sin(\theta) \cdot \sin(\varphi) \\ z = r \cdot \cos(\theta) \end{cases} \quad (\text{III.27})$$

$$\begin{cases} r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \theta = \arccos\left(\frac{z}{r}\right) \\ \varphi = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) \end{cases} \quad (\text{III.28})$$

$$\begin{pmatrix} \vec{u}_r \\ \vec{u}_\theta \\ \vec{u}_\varphi \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sin(\theta) \cdot \cos(\varphi) & \sin(\theta) \sin(\varphi) & \cos(\theta) \\ \cos(\theta) \cdot \cos(\varphi) & \cos(\theta) \cdot \sin(\varphi) & -\sin(\theta) \\ -\sin(\varphi) & \cos(\varphi) & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{u}_x \\ \vec{u}_y \\ \vec{u}_z \end{pmatrix} \quad (\text{III.29})$$

Soit :

$$[M_1] = \begin{pmatrix} \sin(\theta) \cdot \cos(\varphi) & \sin(\theta) \sin(\varphi) & \cos(\theta) \\ \cos(\theta) \cdot \cos(\varphi) & \cos(\theta) \cdot \sin(\varphi) & -\sin(\theta) \\ -\sin(\varphi) & \cos(\varphi) & 0 \end{pmatrix} \quad (\text{III.30})$$

La matrice  $[M_1]$  permet le passage des coordonnées cartésiennes vers les coordonnées sphériques.

$$\begin{pmatrix} \vec{u}_x \\ \vec{u}_y \\ \vec{u}_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sin(\theta) \cdot \cos(\varphi) & \cos(\theta) \cdot \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) \\ \sin(\theta) \sin(\varphi) & \cos(\theta) \cdot \sin(\varphi) & \cos(\varphi) \\ \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{u}_r \\ \vec{u}_\theta \\ \vec{u}_\varphi \end{pmatrix} \quad (\text{III.31})$$

Soit :

$$[M_2] = \begin{pmatrix} \sin(\theta) \cdot \cos(\varphi) & \cos(\theta) \cdot \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) \\ \sin(\theta) \sin(\varphi) & \cos(\theta) \cdot \sin(\varphi) & \cos(\varphi) \\ \cos(\theta) & -\sin(\theta) & 0 \end{pmatrix} \quad (\text{III.32})$$

La matrice  $[M_2]$  permet le passage des coordonnées sphériques vers les coordonnées cartésiennes.

$\vec{u}_\theta$  est le vecteur contenu dans le plan formé par les deux vecteurs  $(\vec{u}_r, \vec{u}_z)$  et perpendiculaire à  $\vec{u}_r$ .

$\vec{u}_\varphi$  est le vecteur contenu dans le plan formé par les deux vecteurs  $(\vec{u}_x, \vec{u}_y)$  et perpendiculaire à la projection de  $\vec{u}_r$  sur  $(oxy)$ .

$\theta$  est défini comme l'angle que font les vecteurs  $\vec{u}_r$  et  $\vec{u}_z$ . On a donc l'équation suivante :

$$\cos(\theta) = (\vec{u}_r \cdot \vec{u}_z)$$

$\varphi$  est défini comme l'angle que font les deux vecteurs  $\vec{u}_x$  et la projection sur  $oxy$  de  $\vec{u}_r$ .  
Nous avons donc l'équation :

$$\cos(\varphi) = \frac{(\vec{u}_r \cdot \vec{u}_x)}{\sin(\theta)}$$

Les axes cartésiens du repère lié à la source, centrée en  $O_t$  sont définis par :

L'axe normal au support de la source :  $O_t z_t$

Le plan tangent au support de la source dans lequel se trouvent  $O_t x_t y_t$

Nous déterminons d'abord le champ électrique pour chaque source  $S_i$  du réseau, dans le repère lié à l'élément, par une approche simplifiée de la méthode des moments. Pour cela il faut déterminer les nouvelles coordonnées sphériques  $(\theta_t, \varphi_t)$  dans le repère lié T.

Les matrices de changement de repère ne peuvent s'appliquer que sur les coordonnées cartésiennes. Ainsi, les nouvelles coordonnées cartésiennes  $x_t, y_t, z_t$  dans le repère T, sont exprimées à partir de celles du repère principal F par la relation suivante :

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ z_t \end{pmatrix} = [P] \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \quad (\text{III.33})$$

Nous avons dans le repère T :

$$\begin{aligned} x_t &= r \sin \theta_t \cos \varphi_t \\ y_t &= r \sin \theta_t \sin \varphi_t \\ z_t &= r \cos \theta_t \end{aligned} \quad (\text{III.34})$$

Nous pouvons alors déduire les nouvelles coordonnées sphériques  $(\theta_t, \varphi_t)$  dans T par :

$$\begin{aligned} \theta_t &= \arccos(z_t/r) \\ \varphi_t &= \arctg(y_t/x_t) \end{aligned} \quad (\text{III.35})$$

Nous déterminons le champ électrique pour chaque source  $S_i$  du réseau, dans le repère lié T, par une approche simplifiée de la méthode des moments. Ce champ est exprimé en coordonnées sphériques, soit  $\vec{E}_{sph_T}$

Ainsi, le champ électrique en coordonnées cartésiennes dans T est donné par :

$$\vec{E}_{cart_T} = [M_3] \cdot \vec{E}_{sph_T} \quad (\text{III.36})$$

La matrice  $[M_3]$  permet le passage des coordonnées sphériques vers les coordonnées cartésiennes dans le repère T lié à la source. Elle est donnée par :

$$[M_3] = \begin{bmatrix} \sin\theta_t \cos\varphi_t & \cos\theta_t \cos\varphi_t & -\sin\varphi_t \\ \sin\theta_t \sin\varphi_t & \cos\theta_t \sin\varphi_t & \cos\varphi_t \\ \cos\theta_t & -\sin\theta_t & 0 \end{bmatrix}$$

Le champ électrique en coordonnées cartésiennes dans le repère principal F se déduit, en tenant compte du positionnement de la source sur la surface porteuse par :

$$\vec{E}_{cart_F} = [P_i] \cdot \vec{E}_{cart_T} = [P_i] \cdot [M_3] \cdot \vec{E}_{sph_T} \quad (III.37)$$

Enfin, le champ électrique en coordonnées sphérique de la source i, exprimé dans F, est obtenu par la relation :

$$\vec{E}_{sph_F} = [M_4] \cdot \vec{E}_{cart_F} = [M_4] \cdot [P_i] \cdot [M_3] \cdot \vec{E}_{sph_T} \quad (III.38)$$

$$\vec{E}_{sph_F} = [R_i] \cdot \vec{E}_{sph_T} \quad (III.39)$$

La matrice  $[M_4]$  permet le passage des coordonnées cartésiennes vers les coordonnées sphériques dans le repère principal F.

$$[M_4] = \begin{bmatrix} \sin\theta \cos\varphi & \sin\theta \sin\varphi & \cos\theta \\ \cos\theta \cos\varphi & \cos\theta \sin\varphi & -\sin\varphi \\ -\sin\varphi & \cos\varphi & 0 \end{bmatrix}$$

Ainsi, nous obtenons une relation directe entre le champ rayonné dans le repère T et celui dans le repère F, pour chaque source i.

Le champ total est alors donné par :

$$\vec{E}_{tot} = E_{r_{tot}} \cdot \vec{U}_r + E_{\theta_{tot}} \cdot \vec{U}_\theta + E_{\varphi_{tot}} \cdot \vec{U}_\varphi \quad (III.40)$$

Son module est donné par :  $|\vec{E}_{tot}| = \sqrt{E_{r_{tot}}^2 + E_{\theta_{tot}}^2 + E_{\varphi_{tot}}^2}$

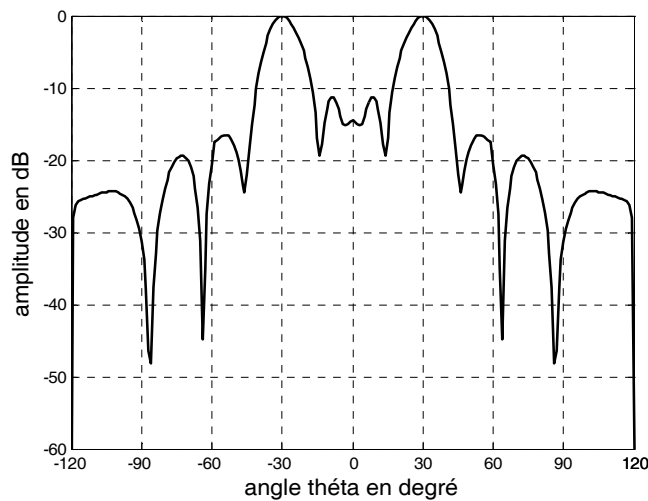




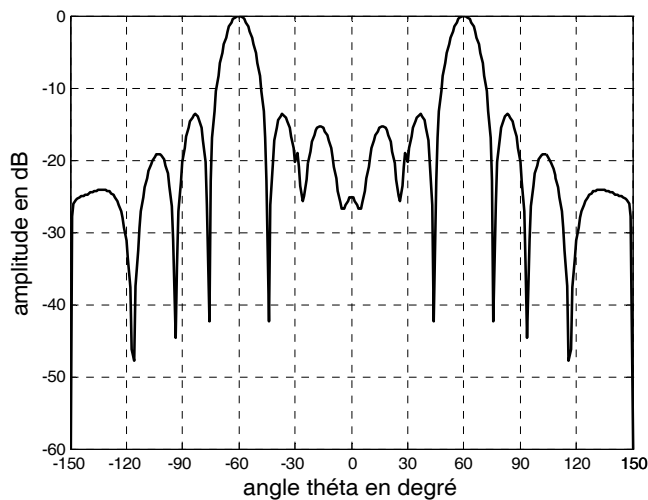
ou alors que les sources  $S_7$  à  $S_{12}$  subissent une rotation positive [33-35]. Les abscisses des sources sont nulles alors que l'altitude  $Z_i$  est donnée par :

$$Z_i = (6-i) d \sin(\alpha).$$

Les figures III.16, III.17 et III.18 représentent respectivement le champ rayonné par le réseau dièdre pour une inclinaison de  $30^\circ$ ,  $60$  et de  $90^\circ$  dans le plan  $\varphi = 90^\circ$ . On voit bien l'effet produit par l'inclinaison : une plus grande partie de l'espace est illuminée en fonction de l'angle d'inclinaison. Le rayonnement tend vers deux diagrammes distincts dont les maximums correspondent à l'inclinaison. Le cas limite correspond à une inclinaison de  $90^\circ$  qui engendre un rayonnement s'étendant sur  $360^\circ$ . On trouve pour chaque demi-plan le rayonnement d'un réseau plan de 6 éléments.



**Figure III.16** : Diagramme de rayonnement pour une inclinaison de  $30^\circ$



**Figure III.17** : Diagramme de rayonnement pour une inclinaison de  $60^\circ$

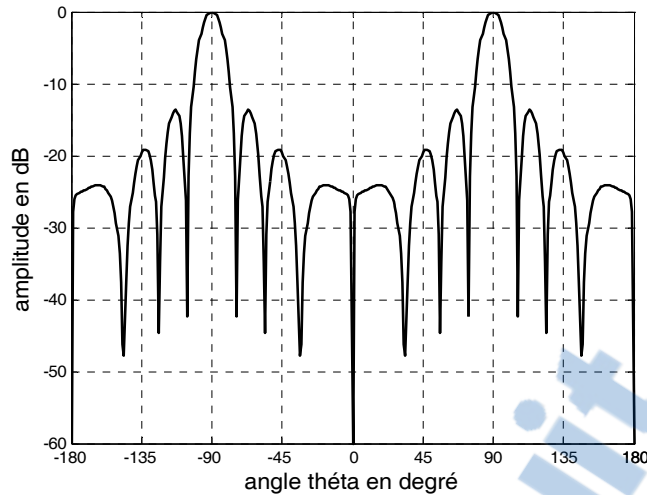


Figure III.18 : Diagramme de rayonnement pour une inclinaison de 90°

### III.4.3.2 Réseau conique

Ce réseau est constitué de plusieurs anneaux comportant le même nombre d'éléments. Les sources sont alignées. La distance entre les anneaux est  $d$ . Les  $N_a$  sources de chaque anneau sont placées sur la surface porteuse de circonférence  $C_i = 2 \cdot \pi \cdot R_{a_i} = N_a \cdot d_i$

Tous les éléments présentent la même rotation selon l'axe  $ox$  donc l'altitude  $Z_{a_i} = (i-1) d \sin(\alpha)$ .

Le réseau conique simulé comprend quatre anneaux de seize éléments chacun (figure III.19). Nous commençons par déterminer le rayon  $R_{a_4}$  de l'anneau N°4 qui présente le plus petit rayon à partir de la relation  $C_4 = 2 \cdot \pi \cdot R_{a_4} = 16 \cdot d_4$  d'où  $R_{a_4} = 16 \cdot d_4 / 2 \cdot \pi$ .  $d_4$  étant fixée à  $0.6\lambda$ . Nous déterminons ensuite  $ds$  et les rayons des autres anneaux par :

$$R_{a_4} = ds \cos(\alpha).$$

$$R_{a_3} = (ds + d) \cos(\alpha).$$

$$R_{a_2} = (ds + 2 \cdot d) \cos(\alpha).$$

$$R_{a_1} = (ds + 3 \cdot d) \cos(\alpha).$$

Les dimensions sont données ci-dessous :

Pente du cône : 30°

Distance de l'anneau le plus élevé au sommet du cône :  $ds = 10.59 \text{ cm}$

Distance entre les anneaux :  $d = 0.6 \lambda$

Rayon des anneaux :  $R_{a_4} = 9.17 \text{ cm}$ ,  $R_{a_3} = 12.29 \text{ cm}$ ,  $R_{a_2} = 15.4 \text{ cm}$ ,  $R_{a_1} = 18.52 \text{ cm}$ .

Espacement entre les sources  $d_1 = 7.26 \text{ cm}$ ,  $d_2 = 6.04 \text{ cm}$ ,  $d_3 = 4.82 \text{ cm}$ ,  $d_4 = 3.6 \text{ cm}$ .

Altitude  $z$  :  $Z_{a_1} = 0$ ,  $Z_{a_2} = 1.8\text{cm}$ ,  $Z_{a_3} = 3.6\text{cm}$ ,  $Z_{a_4} = 5.4\text{cm}$ .

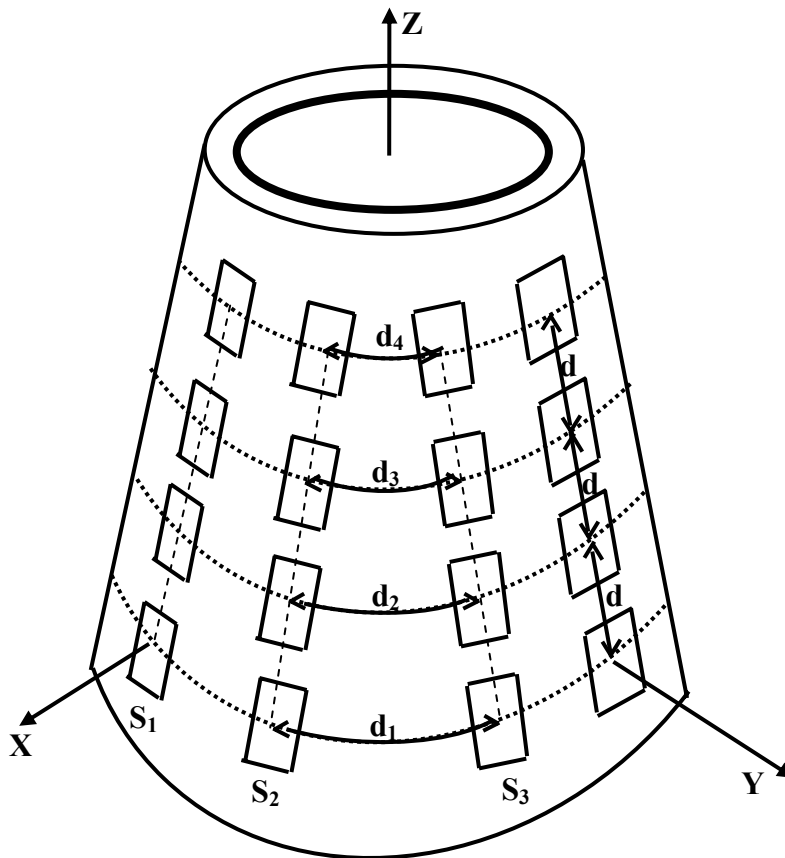


Figure III.19 : Réseau conformé conique

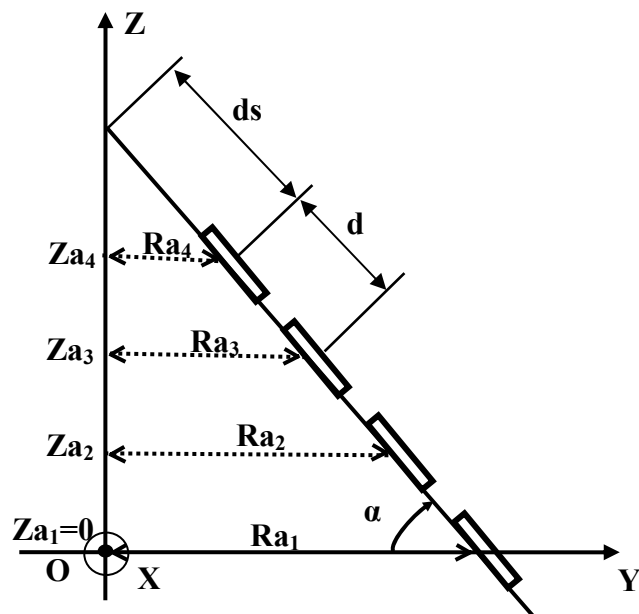
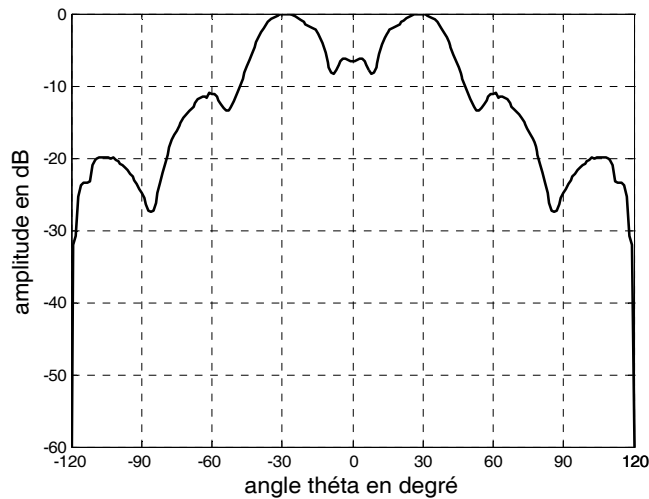
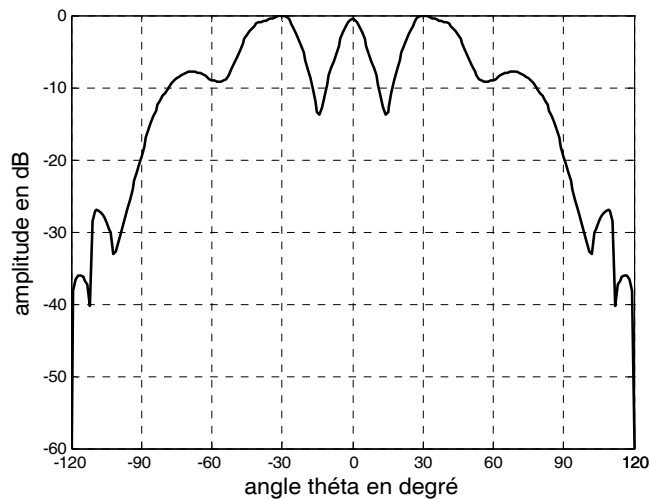


Figure III.20 : Position des anneaux

Les figures III.21 et III.22 donnent le champ rayonné dans le plan  $\varphi = 0^\circ$ . Le rayonnement obtenu est symétrique et nous remarquons qu'il est maximal dans la direction  $\theta = \pm 30^\circ$ . Dans la direction  $\theta = 0^\circ$ , le rayonnement est maximal lorsque un gradient de phase de  $22.5^\circ$  est appliqué entre les éléments et pour chaque anneau alors qu'il est de  $-6.623$  dB lorsque les sources sont alimentées en phase.



**Figure III.21** : Diagramme de rayonnement pour une loi équiphasée



**Figure III.22** : Diagramme de rayonnement : gradient de phase de  $22.5^\circ$

Dans le cas de réseau conformé, il est possible d'obtenir un balayage dans les plans d'élévation, en plus de celui existant en azimut.

### III.4.3.3 Réseau cylindrique

Ce réseau conformé (figure III.23) que l'on appelle réseau ceinture est constitué de plusieurs anneaux placés l'un sous l'autre sur un cylindre. Chaque anneau est composé de  $N$  sources. L'espacement entre les sources et les anneaux est choisi de façon à ce que le couplage électromagnétique entre les éléments soit négligeable.

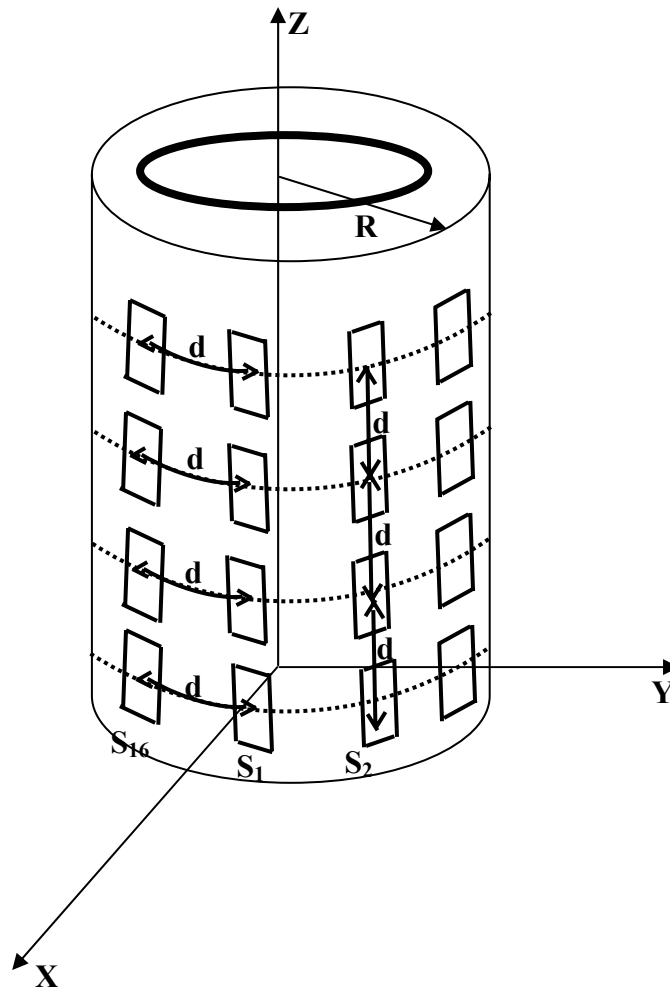


Figure III.23 : Réseau conformé cylindrique

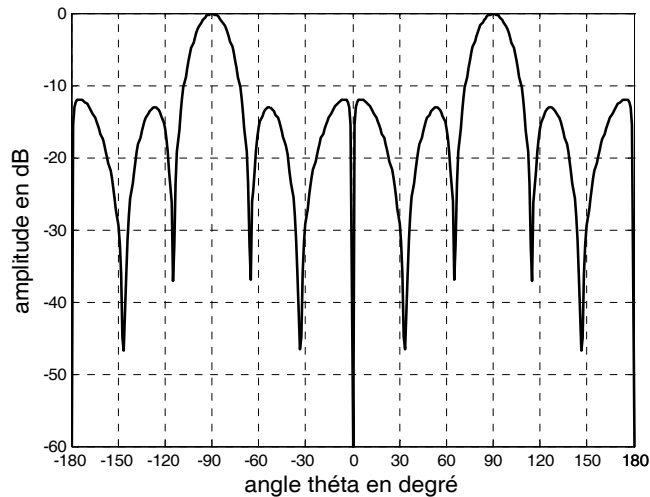
Le réseau étudié est constitué de quatre anneaux de seize éléments chacun. Les  $N$  sources de chaque anneau, espacées de  $d = 0.6 \lambda$ , sont placées sur le cylindre de rayon  $R$  et de circonférence  $C = 2.\pi.R = 16.d = 9.6 \lambda$  d'où nous déduisons le rayon  $R$  :

$$R = 9.6 \lambda / 2.\pi = 9.17\text{cm.}$$

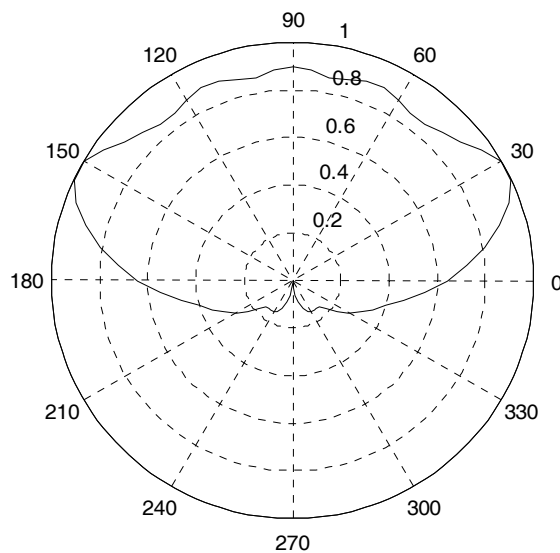
$$\text{Altitude } z : Z_{a1} = 0, Z_{a2} = 3.6\text{cm}, Z_{a3} = 7.2\text{cm}, Z_{a4} = 10.8\text{cm}$$

La figure III.24 représente le diagramme de rayonnement du réseau cylindrique dans le plan  $\varphi = 0^\circ$  pour une loi d'alimentation équi-amplitude et équi-phase. Nous obtenons un maximum de rayonnement dans la direction  $\theta = \pm 90^\circ$  quel que soit le plan  $\varphi$ .

La figure III.25 présente le diagramme de rayonnement en coordonnées polaire lorsque seulement 9 sources adjacentes de chaque anneau sont excitées avec une loi de phase nulle. On remarque que le rayonnement est concentré, dans le demi plan où les sources excitées se situent, symétriquement par rapport à la direction  $\varphi = 90^\circ$ .



**Figure III.24 :** Diagramme de rayonnement dans le plan  $\varphi = 0^\circ$



**Figure III.25 :** Diagramme de rayonnement en coordonnées polaires

Dans le cas d'un réseau directif, l'avantage principal de la structure cylindrique est son habilité à balayer le faisceau sur  $360^\circ$  en azimut, quasiment sans modification du diagramme de rayonnement.

### **III.5 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'analyse des réseaux d'antennes imprimées disposées sur des surfaces planes ou conformées. Il s'agissait de calculer le champ rayonné, en fonction d'une géométrie donnée du réseau, d'une loi d'alimentation connue et d'un type de source définie.

Dans un premier temps, nous avons rappelés le calcul du champ lointain rayonné par un réseau planaire.

Une seconde partie a concerné l'analyse de réseaux disposés sur des surfaces non planes. Nous avons développé une démarche de calcul afin de déterminer le diagramme de rayonnement de réseaux d'antennes disposées sur des surfaces quelconques, en prenant appui sur les calculs déjà développés dans le cas des antennes disposées sur des surfaces planes.

Une méthode d'approximation plane a été utilisée. Cette méthode simple à mettre en œuvre, nous a permis d'analyser rapidement des réseaux conformés disposés sur de nombreuses surfaces. Nos hypothèses de travail étaient une conformation douce et un couplage entre éléments négligeable.

Cette analyse nous a permis de voir l'influence des paramètres physiques et géométriques sur le diagramme de rayonnement du réseau.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter différentes méthodes d'optimisation qui seront appliquées dans la synthèse des réseaux d'antennes imprimées.



# **CHAPITRE IV**

## **METHODES D'OPTIMISATION**

## IV.1 Introduction

Les chercheurs et les ingénieurs sont confrontés quotidiennement à des problèmes de complexité grandissante, relatifs à des secteurs techniques très divers, comme dans la conception de systèmes, l'électronique, les télécommunications, le traitement des images, etc. Généralement, les problèmes à résoudre peuvent souvent s'exprimer sous forme de problèmes d'optimisation. Nous cherchons en effet de plus en plus à minimiser les coûts de production, la taille des circuits électroniques, etc.

Nous présentons dans ce chapitre trois méthodes d'optimisation, appelées méta-heuristiques comprenant la méthode du recuit simulé (RS), les algorithmes génétiques (AG) et la méthode d'optimisation par essaim particulaire (PSO). L'algorithme génétique sous contrôleur de logique floue (AGF) et l'algorithme par essaim particulaire sous contrôleur de logique flou (PSOF) sont aussi présentées, en apportant des adaptations et améliorations à l'AG standard et à la PSO standard.

## IV.2 Problème d'optimisation

Un problème d'optimisation est défini par un ensemble de variables, une fonction objectif (fonction de coût) et un ensemble de contraintes. L'espace d'état, appelé aussi domaine de recherche, est l'ensemble des domaines de définition des différentes variables du problème. Il est en général fini, puisque les méthodes opèrent dans des espaces bornés. Pour des raisons pratiques et de temps de calcul, l'espace de recherche doit être fini. La fonction objectif définit le but à atteindre, on cherche à minimiser ou maximiser celle-ci. L'ensemble des contraintes est en général un ensemble d'égalités ou d'inégalités que les variables de l'espace d'état doivent satisfaire. Ces contraintes limitent l'espace de recherche. Les méthodes d'optimisation recherchent un point ou un ensemble de points dans l'espace de recherche qui satisfont l'ensemble des contraintes, et qui maximisent ou minimisent la fonction objectif.

Il existe de nombreuses méthodes d'optimisation "classiques" pour résoudre de tels problèmes, applicables lorsque certaines conditions mathématiques sont satisfaites : ainsi, la programmation linéaire traite efficacement le cas où la fonction objectif, ainsi que les contraintes, s'expriment linéairement en fonction des variables de décision. Malheureusement, les situations rencontrées en pratique comportent souvent une ou plusieurs complications, qui mettent en défaut ces méthodes : par exemple, la fonction objectif peut être non linéaire, ou même ne pas s'exprimer analytiquement en fonction des paramètres, ou

encore, le problème peut exiger la considération simultanée de plusieurs objectifs contradictoires.

### IV.3 Optimisation difficile

Nous distinguons en réalité deux types de problèmes d'optimisation : les problèmes combinatoires (ou problèmes "discrets") et les problèmes à variables continues. Le premier cas rassemble les problèmes de type NP-complets, tels que le problème du voyageur de commerce. Un problème 'NP' est dit complet, s'il est possible de le décrire à l'aide d'un algorithme polynomial sous la forme d'un sous-ensemble d'instances. Dans la seconde catégorie, les variables du problème d'optimisation sont continues. C'est le cas par exemple des problèmes d'identification, où l'on cherche à minimiser l'erreur entre le modèle d'un système et des observations expérimentales. En pratique, nous rencontrons aussi des problèmes mixtes, qui comportent à la fois des variables discrètes et des variables continues.

Cette différenciation est nécessaire pour cerner le domaine de l'optimisation difficile. En effet, deux sortes de problèmes reçoivent, dans la littérature, cette appellation.

- Certains problèmes d'optimisation combinatoire, pour lesquels nous ne connaissons pas d'algorithme exact rapide. C'est le cas, en particulier, des problèmes dit "NP-difficiles", c'est-à-dire schématiquement dont la résolution exacte n'est pas possible en un temps de calcul proportionnel à  $N^n$ , où  $N$  désigne le nombre de paramètres inconnus du problème, et  $n$  est un entier.

- Certains problèmes d'optimisation à variables continues, pour lesquels nous ne connaissons pas d'algorithme permettant de repérer un optimum global à coup sûr et en un nombre fini de calculs.

Des efforts ont longtemps été menés, séparément, pour résoudre ces deux types de problèmes "difficile". Dans le domaine de l'optimisation continue, il existe ainsi un arsenal important de méthodes classiques dites d'optimisation globale, mais ces techniques sont souvent inefficaces si la fonction objectif ne possède pas une propriété structurelle particulière, telle que la convexité. Dans le domaine de l'optimisation combinatoire, un grand nombre d'heuristiques, qui produisent des solutions proches de l'optimum, ont été développées; mais la plupart d'entre elles ont été conçues spécifiquement pour un problème donné.

Le développement d'outils de modélisation, d'algorithmes et de moyens de calcul de plus en plus rapides et performants a dynamisé les recherches dans le domaine d'optimisation et facilité le développement d'une nouvelle classe de méthodes, nommées méta-heuristiques.

#### **IV.4 Méta-heuristiques**

Les méta-heuristiques sont désormais d'un emploi courant dans tous les secteurs de l'ingénierie. L'arrivée de cette nouvelle classe de méthodes, nommées méta-heuristiques, marque une réconciliation des deux domaines : en effet, celles-ci s'appliquent à toutes sortes de problèmes combinatoires, et elles peuvent également s'adapter aux problèmes continus. Ces méthodes, qui comprennent notamment la méthode du recuit simulé, les algorithmes génétiques, la méthode de recherche tabou, les algorithmes de colonies de fourmis, l'essaim de particule, etc. sont apparues, à partir des années 1980, avec une ambition commune : résoudre au mieux les problèmes d'optimisation difficile. Elles ont en commun, en outre, les caractéristiques suivantes :

- Elles sont, au moins pour partie, stochastiques : cette approche permet de faire face à l'explosion combinatoire des possibilités.

- Elles sont d'origine combinatoire : elles ont l'avantage, décisif dans le cas continu, d'être directes, c'est-à-dire qu'elles ne recourent pas au calcul, souvent problématique, des gradients de la fonction objectif.

- Elles sont inspirées par des analogies : avec la physique (recuit simulé, diffusion simulée, etc.), avec la biologie (algorithmes génétiques, recherche tabou, etc.) ou avec l'éthologie (colonies de fourmis, essaims de particules, etc.).

- Elles sont capables de guider, dans une tâche particulière, une autre méthode de recherche spécialisée (par exemple, une autre heuristique, ou une méthode d'exploration locale).

- Elles partagent aussi les mêmes inconvénients : les difficultés de réglage des paramètres mêmes de la méthode et le temps de calcul élevé.

Les méta-heuristiques ne s'excluent pas mutuellement : en effet, dans l'état actuel de la recherche, il est le plus souvent impossible de prévoir avec certitude l'efficacité d'une méthode donnée, quand elle est appliquée à un problème donné. De plus, la tendance actuelle est l'émergence de méthodes hybrides, qui s'efforcent de tirer parti des avantages spécifiques d'approches différentes en les combinant.

## IV.5 Source de l'efficacité des méta-heuristiques

Prenons un exemple simple de problème d'optimisation : celui du placement des composants d'un circuit électronique. La fonction objectif à minimiser est la longueur des connexions, et les variables de décision sont les emplacements des composants du circuit. L'allure de la fonction objectif de ce problème peut être schématiquement représentée comme sur la figure IV.1, en fonction de la "configuration" : chaque configuration est un placement particulier, associé à un choix de valeur pour chacune des variables de décision.

Lorsque l'espace des configurations possibles présente une structure aussi tourmentée, il est difficile de repérer le minimum global  $x^*$ .

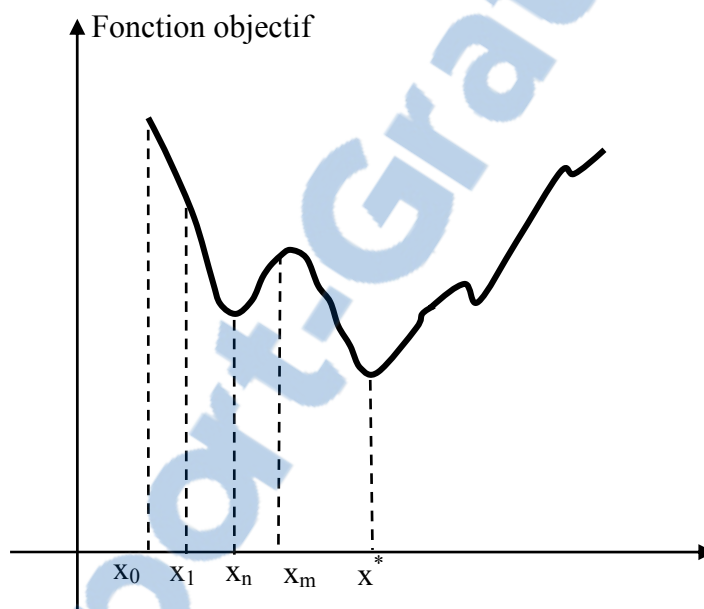


Figure IV.1 : Allure de la fonction objectif

## IV.6 Problème d'un algorithme itératif "classique"

Le principe d'un algorithme classique d' "amélioration itérative" est le suivant : on part d'une configuration initiale  $x_0$ , qui peut être choisie au hasard, ou bien par exemple dans le cas du placement d'un circuit électronique, qui peut être celle d'un concepteur. On essaie alors une modification élémentaire, souvent appelée "mouvement" (par exemple, on permute deux composants choisis au hasard, ou bien on translate l'un d'entre eux), et l'on compare les valeurs de la fonction objectif, avant et après cette modification. Si le changement conduit à

une diminution de la fonction objectif, il est accepté, et la configuration  $x_1$  obtenue, qui est “voisine” de la précédente, sert de point de départ pour un nouvel essai. Dans le cas contraire, on revient à la configuration précédente avant de faire une autre tentative. Le processus est itéré jusqu’à ce que toute modification rende le résultat moins bon. La figure IV.1 montre que cet algorithme d’amélioration itérative (désigné aussi sous les termes de méthode de descente) ne conduit pas, en général, au minimum absolu, mais seulement à un minimum local  $x_n$ , qui constitue la meilleure des solutions accessibles compte tenu de l’hypothèse initiale.

Pour améliorer l’efficacité de la méthode, on peut, bien entendu, l’appliquer plusieurs fois, avec des conditions initiales différentes choisies arbitrairement, et retenir comme solution finale le meilleur des minima locaux obtenus ; cependant, cette procédure augmente sensiblement le temps de calcul de l’algorithme, et ne garantit pas de trouver la configuration optimale  $x^*$ .

## **IV.7 Robustesse des méta-heuristiques**

Pour surmonter l’obstacle des minima locaux, une autre idée s’est montrée très fructueuse, au point qu’elle est à la base de toutes les méta-heuristiques dites de voisinage (recuit simulé, méthode tabou) : il s’agit d’autoriser, de temps en temps, des mouvements de remontée, autrement dit d’accepter une dégradation temporaire de la situation, lors du changement de la configuration courante. C’est le cas si l’on passe de  $x_n$  à  $x_m$  (figure IV.1). Un mécanisme de contrôle des dégradations, spécifique à chaque méta-heuristique, permet d’éviter la divergence du procédé. Il devient, dès lors, possible de s’extraire du piège que représente un minimum local, pour partir explorer une autre “vallée” plus prometteuse.

Les méta-heuristiques “distribuées” (telles que les algorithmes génétiques) ont-elles aussi des mécanismes permettant la sortie hors d’un “puits” local de la fonction objectif. Ces mécanismes (comme la mutation dans les algorithmes génétiques) affectant une solution viennent, dans ce cas, seconder le mécanisme collectif de lutte contre les minima locaux, que représente le contrôle en parallèle de toute une “population” de solutions.

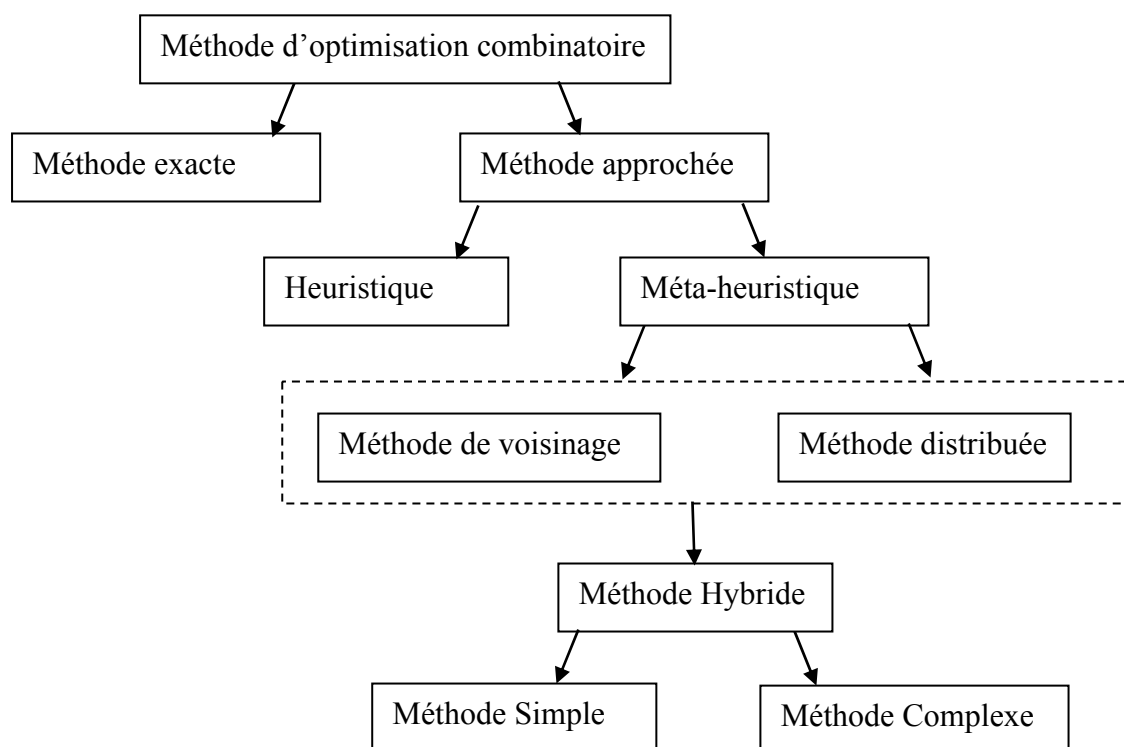
## **IV.8 Classification des méthodes d’optimisation**

La figure IV.2 donne une classification générale des méthodes d’optimisation combinatoire.

- On différencie les méthodes approchées des méthodes exactes.

- Parmi les méta-heuristiques, on peut différencier les méta-heuristiques de “voisinage”, qui font progresser une seule solution à la fois (recuit simulé, recherche tabou, etc.), et les méta-heuristiques “distribuées”, qui manipulent en parallèle toute une population de solutions (algorithmes génétiques, etc.).

- Enfin, les méthodes hybrides associent souvent une méta-heuristique et une méthode locale. Cette coopération peut prendre la simple forme d’un passage de relais entre la méta-heuristique et la technique locale, chargée d’affiner la solution. Mais les deux approches peuvent aussi être entremêlées de manière plus complexe.



**Figure IV.2 :** Classification des méthodes d’optimisation

On a recours aux méthodes approchées lorsqu’on est confronté à un problème difficile; dans ce cas, le choix est parfois possible entre une heuristique “spécialisée”, entièrement dédiée au problème considéré et une méta-heuristique.

Un grand nombre de méta-heuristiques existent, nous allons dans le paragraphe suivant présenter quelques une.

## **IV.9 Méthode du recuit simulé (Simulated annealing)**

### **IV.9.1 Présentation de la méthode**

La méthode du recuit simulé est une méta-heuristique inspirée de la technique du recuit utilisée en métallurgie pour améliorer la qualité d'un solide. S. Kirkpatrick et ses collègues étaient des spécialistes de physique statistique, qui s'intéressaient précisément aux configurations de basse énergie de matériaux magnétiques désordonnés, regroupés sous le terme de verres de spin. La détermination numérique de ces configurations posait de redoutables problèmes d'optimisation, car le paysage d'énergie d'un verre de spin présente une multitude de vallées de profondeurs inégales, il est analogue au paysage de la figure IV.1. S. Kirkpatrick et al [36] et indépendamment V. Cerny [37] ont proposé de traiter ces problèmes en s'inspirant de la technique expérimentale du recuit utilisée par les métallurgistes pour obtenir un état solide "bien ordonné", d'énergie minimale, en évitant les structures "métastable", caractéristiques des minimums locaux d'énergie. Cette technique consiste à porter le matériau à haute température, puis à abaisser lentement celle-ci.

### **IV.9.2 Recuit réel et recuit simulé**

Pour modifier l'état d'un matériau, le physicien dispose d'un paramètre de commande : la température. Le recuit est précisément une stratégie de contrôle de la température en vue d'approcher un état optimum. La technique du recuit consiste à chauffer préalablement le matériau pour lui conférer une énergie élevée. Puis on refroidit lentement le matériau, en marquant des paliers de température de durée suffisante pour que les atomes aient le temps de s'ordonner régulièrement. Si la descente en température est trop rapide, il apparaît des défauts qui peuvent être éliminés par un réchauffement local. Cette stratégie de baisse contrôlée de la température conduit à un état solide cristallisé, qui est un état stable, correspondant à un minimum absolu de l'énergie. La technique opposée est celle de la trempe, qui consiste à abaisser très rapidement la température du matériau : on obtient dans ce cas une structure amorphe, état métastable qui correspond à un minimum local de l'énergie. Avec la technique du recuit, le refroidissement du matériau a provoqué une transformation désordre-ordre, tandis que la technique de la trempe a abouti à figer un état désordonné.

L'idée d'utiliser la technique du recuit en vue de traiter un problème d'optimisation a donné naissance à la méthode du recuit simulé. Elle consiste à introduire, en optimisation, un paramètre de contrôle, qui joue le rôle de la température. La température du système à optimiser doit avoir le même effet que la température du système physique : elle doit



conditionner le nombre d'états accessibles et conduire vers l'état optimal si elle est abaissée de façon lente et bien contrôlée (technique du recuit) et vers un minimum local si elle est abaissée brutalement (technique de la trempe). Afin de transposer la technique du recuit, on établit l'analogie présentée dans le tableau IV.1.

<b>Problème d'optimisation</b>	<b>Système physique</b>
Fonction objectif	Energie libre
Paramètres du problème	Coordonnées des particules
Trouver une bonne configuration (voir la configuration optimale)	Trouver les états de basse énergie

**Tableau IV.1.** Correspondance entre système physique et problème d'optimisation

Le recuit simulé s'appuie sur un algorithme mis au point en physique statistique : algorithme de Metropolis, paru en 1953 dans *The Journal of Chemical Physics*, qui permet de décrire l'évolution d'un système thermodynamique [38].

### IV.9.3 Algorithme du recuit simulé

L'algorithme s'appuie sur deux résultats de la physique statistique. D'une part, lorsque l'équilibre thermodynamique est atteint à une température donnée  $T$ , la probabilité, pour un système physique, de posséder une énergie donnée  $E$ , est proportionnelle au facteur de Boltzmann :  $e^{\frac{-E}{k_B T}}$ , où  $k_B$  désigne la constante de Boltzmann, la répartition des états d'énergie est alors la distribution de Boltzmann à la température considérée.

D'autre part, pour simuler l'évolution d'un système physique vers son équilibre thermodynamique à une température donnée  $T$ , on peut utiliser l'algorithme de Metropolis [38] : Partant d'un état initial donné, on fait subir au système une modification élémentaire, c'est -à-dire perturber d'une manière aléatoire la position d'un atome quelconque de manière à avoir un nouvel état d'énergie. Soit  $\Delta E$  la différence d'énergie occasionnée par une telle perturbation. Le nouvel état est accepté si l'énergie du système diminue ( $\Delta E \leq 0$ ). Sinon, il est accepté avec une probabilité [39] définie par :

$$H \approx \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right)$$

L'acceptation ou le rejet d'un nouvel état dont l'énergie est supérieure à celle de l'état courant est déterminée de manière probabiliste : un réel  $0 \leq P < 1$  est tiré aléatoirement et ensuite comparé avec  $H$ . Si  $P \leq H$ , alors le nouvel état est accepté pour remplacer l'état

courant, sinon, l'état courant est maintenu. En appliquant itérativement cette règle d'acceptation de Metropolis, on engendre une séquence de configurations qui constitue une chaîne de Markov (en ce sens que chaque configuration ne dépend que de celui qui la précède immédiatement). Avec ce formalisme, on montre que lorsque la chaîne est de longueur infinie (en pratique, de longueur suffisante), le système atteint (en pratique se rapproche de) l'équilibre thermodynamique à la température considérée : autrement dit, on aboutit à une distribution de Boltzmann des états d'énergie à cette température.

On comprend le rôle confié à la température par la règle de Metropolis : à haute température,  $\exp \frac{\Delta E}{T}$  est voisin de 1, donc la plupart des mouvements sont acceptés : l'algorithme équivaut à une simple marche aléatoire dans l'espace des configurations, à basse température,  $\exp \frac{\Delta E}{T}$  est voisin de 0, donc la plupart des mouvements augmentant l'énergie sont refusés : l'algorithme se ramène à une itérative classique, à température intermédiaire, l'algorithme autorise, de temps en temps, des transformations qui dégradent la fonction objectif : il laisse ainsi au système une chance de s'extraire d'un minimum local.

Une fois l'équilibre thermodynamique atteint à une température donnée, on abaisse légèrement la température, et on effectue une nouvelle chaîne de Markov à ce nouveau palier de température (si la température est abaissée trop vite, l'évolution vers le nouvel équilibre thermodynamique est ralentie : la théorie établit une corrélation étroite entre le taux de décroissance de la température et la durée minimale des paliers de température). En comparant les distributions de Boltzmann successives obtenues à l'issue des différents paliers de température, on constate une augmentation progressive du poids des configurations de basse énergie : lorsque la température tend vers zéro, l'algorithme converge vers le minimum absolu de l'énergie.

L'algorithme du recuit simulé est donné sur la figure IV.3.

#### **IV.9.4 Règles d'acceptation**

Le principe du recuit simulé exige que l'on accepte, occasionnellement et sous le contrôle de la température, une augmentation de l'énergie de l'état courant, ce qui permet de s'extraire d'un minimum local. La règle d'acceptation généralement utilisée est celle de Metropolis. Son avantage est qu'elle découle directement de la physique statistique. Il existe cependant plusieurs variantes à cette règle [39], qui peuvent être plus efficaces du point de vue du temps de calcul.

Un autre aspect de la question est l'examen du problème suivant : à basse température, le taux d'acceptation de l'algorithme devient très faible, de sorte que la méthode est inefficace. C'est là une difficulté bien connue du recuit simulé, qui peut être résolue en substituant à la règle classique de Metropolis une variante accélérée, dite du 'thermostat' [39], dès que le taux d'acceptation est tombé trop bas. En pratique cette possibilité est peu employée.

Les différents paramètres qui commandent la convergence de l'algorithme sont [41] :

- La température initiale,
- La longueur des chaînes de Markov homogènes, c'est-à-dire le critère de changement de palier de température,
- La loi de décroissance de la température,
- Le critère d'arrêt du programme.

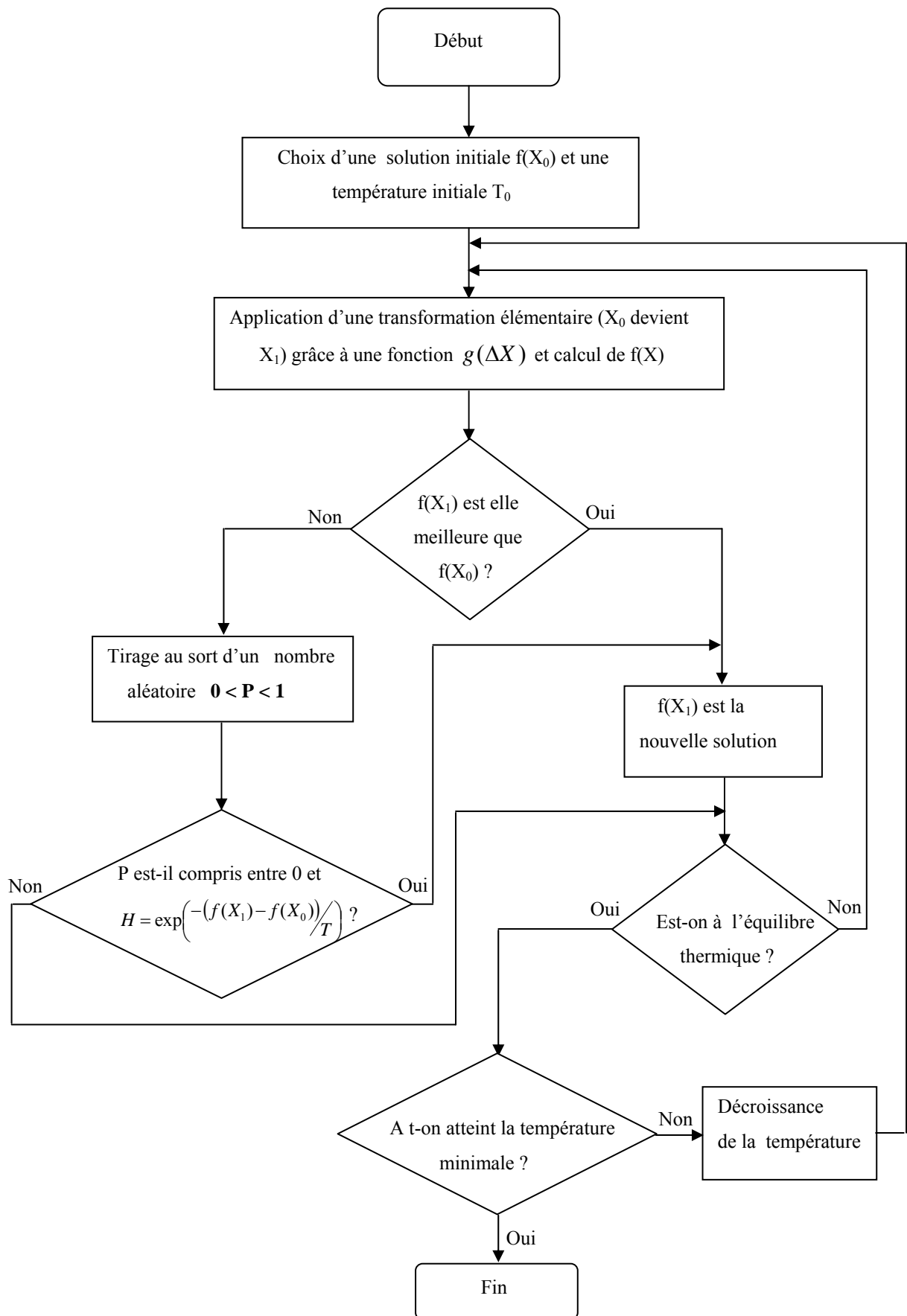
En l'absence de résultats théoriques généraux réellement exploitables, le réglage de ces paramètres se fait empiriquement.

Pour la décroissance de la température, Plusieurs lois de décroissance peuvent être utilisées en pratique [40,41], la loi de décroissance géométrique :  $T_{k+1} = \alpha \cdot T_k$ ,  $\alpha =$  constante, est la plus répandue, en raison de sa simplicité. Une solution alternative, potentiellement plus efficace, consiste à recourir à une loi adaptative, de la forme :  $T_{k+1} = \alpha(T_k) \cdot T_k$ .

Le recuit simulé peut être vu comme une version étendue de la méthode de descente. Le processus du recuit simulé répète une procédure itérative qui cherche des configurations de coût plus faible tout en acceptant de manière contrôlée des configurations qui dégradent la fonction de coût. A chaque itération, on génère une nouvelle solution  $X'$  dans le voisinage de  $X$ . on effectue un pas de déplacement à partir de la solution  $X$ .

Il existe plusieurs algorithmes de recuit simulé, nous avons utilisé pour notre problème d'optimisation de réseaux d'antennes imprimées un algorithme de recuit simulé, présenté par Corona [42] qui ne perturbe qu'une seule variable à la fois et ajuste la taille du pas en fonction du taux d'acceptation des mouvements au cours du programme. Cet algorithme est présenté sur la figure IV.4, son fonctionnement est le suivant :

Soit un vecteur  $X(x_1, x_2, x_3, \dots, x_h, \dots, x_N)$  inconnu, dont chaque composante est comprise dans un intervalle qui peut être différent ( $a_1 < x_1 < b_1$ ,  $a_2 < x_2 < b_2$ , ...,  $a_h < x_h < b_h, \dots, a_N < x_N < b_N$ ). Soit  $f(X)$  la fonction coût que l'on doit minimiser.



**Figure IV.3** : Algorithme du recuit simulé

L'algorithme génère successivement, à partir de  $X_0$ , les nouveaux points  $X_1, \dots, X_i$ , jusqu'à obtention du minimum global de la fonction  $f(x)$ .

Un point voisin  $X'$  de  $X_i$  est calculé par la formule suivante :

$$X' = X_i + r \cdot v_{m,h} \cdot e_h$$

Où  $X_i = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_h, \dots, x_N)$  représente la  $i^{\text{ème}}$  valeur de  $X$  acceptée par le recuit simulé.

$e_h$  est un vecteur unitaire dans la direction  $h$ , soit par exemple  $e_3 = (0, 0, 1, 0, \dots, 0)$  et  $r$  une variable aléatoire comprise dans l'intervalle  $[-1, 1]$ .

Le nouveau point  $X'$  est obtenu en appliquant un mouvement aléatoire sur la coordonnée  $x_h$  de  $X_i$ . L'indice  $h$  est incrémenté de 1 à  $N$ . Si  $x_h$  n'est pas comprise entre  $a_h$  et  $b_h$  c'est-à-dire que le point  $X'$  généré n'est pas compris dans le domaine du vecteur  $X$ , on utilise alors la modification aléatoire suivante pour la coordonnée  $x_h$  du vecteur  $X$  :

$$x_h = a_h + (b_h - a_h) \times \frac{(r+1)}{2}$$

On évalue ensuite ce point voisin, s'il est meilleur que  $X_i$ , il est alors accepté et devient  $X_{i+1}$ . Dans le cas contraire, on peut quand même accepter le point  $X'$  comme nouveau point de départ  $X_{i+1} = X'$ , mais avec une probabilité  $\exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right)$  (qui varie en sens inverse de la température  $T$ ).

Le vecteur "pas"  $v_{m,h}$  est périodiquement ajusté ( toutes les  $N \times N_s$  itérations) pour chaque composante :

$$V_{m+1,h} = V_{m,h} \left( 1 + c_h \frac{n_h / N_s - 0,6}{0,4} \right) \quad \text{Si } n_h > 0,6 N_s$$

$$V_{m+1,h} = \frac{V_{m,h}}{\left( 1 + c_h \frac{0,4 - n_h / N_s}{0,4} \right)} \quad \text{Si } n_h < 0,4 N_s$$

$$V_{m+1,h} = V_{m,h} \quad \text{ailleurs}$$

Où  $n_h$  : le nombre de points acceptés par le recuit simulé.

$c_h$  est un paramètre qui contrôle la variation du pas selon la direction  $h$ . il est pris égale à 2 dans tous le programme.

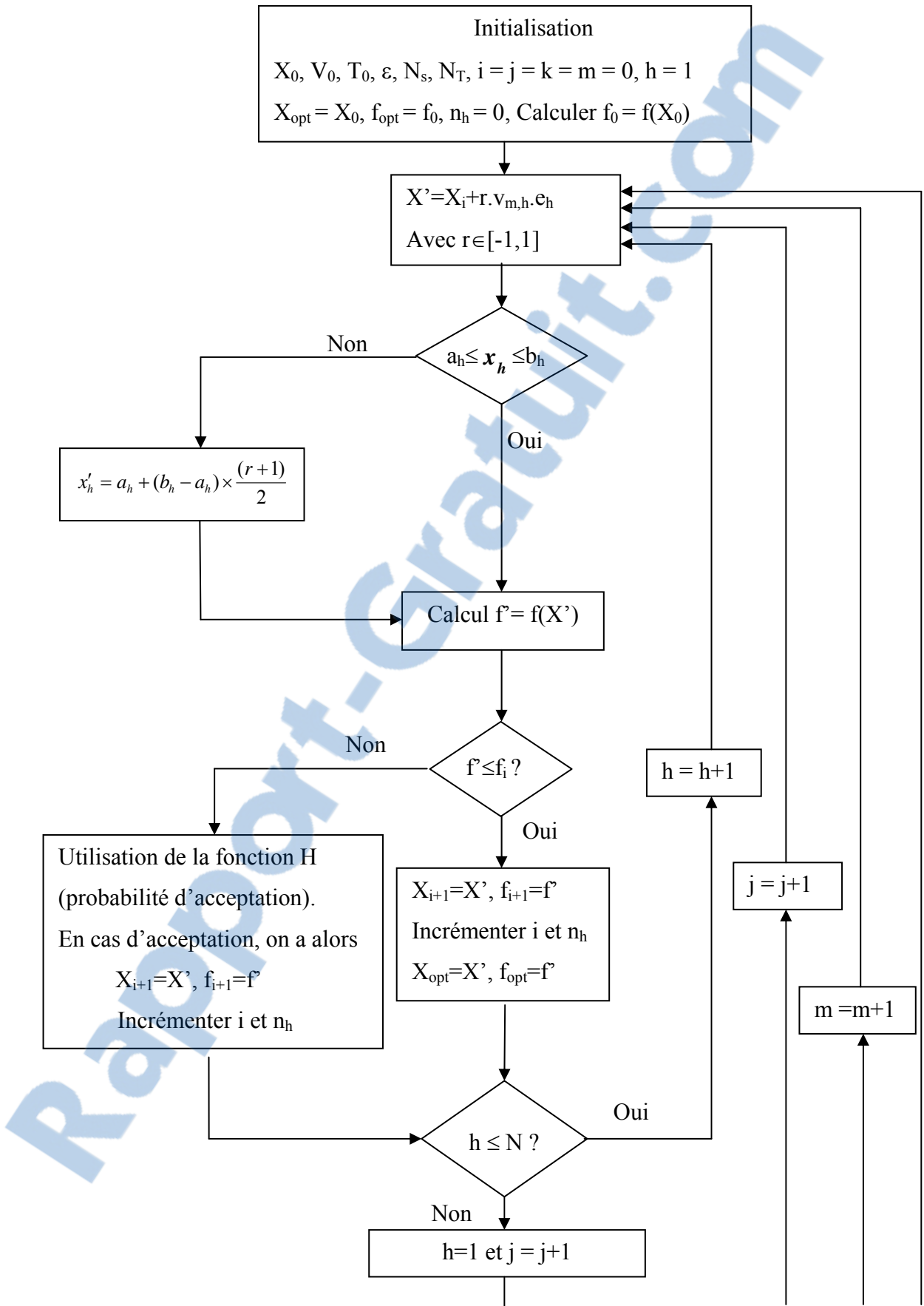
Après  $N \times N_s \times N_T$  itérations (équilibre thermique), on diminue la température  $T$  ( $T = r_T \cdot T$ ) et on répète toutes ces étapes. L'algorithme peut se terminer de différentes manières [43,44]. Avant

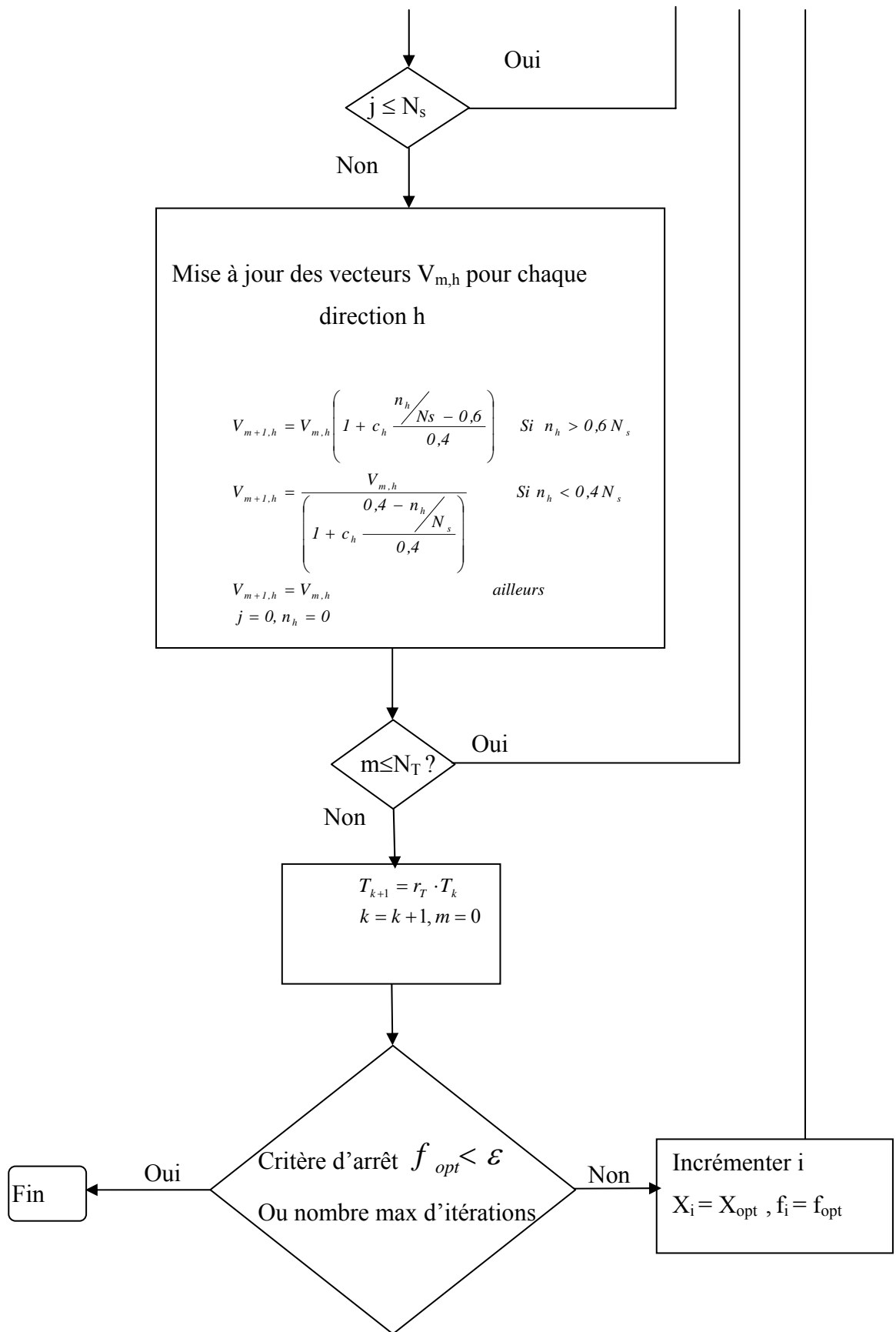
chaque diminution de température, si la fonction coût est inférieure à  $\epsilon$ , alors l'algorithme s'arrête, ou après un certain nombre maximal d'itérations, ou aucune amélioration de la fonction coût (fonction coût stable au bout d'un nombre important d'itérations). Dans notre cas, le nombre maximal d'itérations est fixé à 50000 et  $\epsilon$  à  $10^{-4}$ .

Il faut noter que le choix de la température  $T$  dans le processus a une grande importance. Accepter trop de remontées ( $T$  trop grand) entraîne une convergence très lente, au contraire un taux d'acceptation trop faible ( $T$  trop petit) risque de piéger l'algorithme dans un minimum local.

Comparé à la méthode de descente, le recuit simulé présente l'avantage d'être indépendant du point initial, et en acceptant de plus de mauvais points au cours du processus, il évite d'être piégé dans un optimum local. Cet algorithme, en plus d'être efficace, s'adapte facilement à un grand nombre de problèmes [45,46]. En revanche, il est sensible aux choix de certains paramètres (température initiale, règle de décroissance de la température, etc).

L'application à la synthèse de réseaux d'antennes imprimées repose sur l'analogie suivante : la fonction à minimiser est assimilée à l'énergie  $E$  du système et les variables de synthèse aux positions des atomes. On introduit également un paramètre fictif, de contrôle de la convergence de l'algorithme, assimilé à la température  $T$  du système.





**Figure IV.4** : Algorithme de Corona



## IV.10 Algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires (AEs) sont des techniques de recherche inspirées par l'évolution biologique des espèces, apparues à la fin des années 1950 [47]. Parmi plusieurs approches [48,49], les algorithmes génétiques (AGs) en constituent certainement l'exemple le plus connu [50]. Les méthodes évolutionnaires ont d'abord suscité un intérêt limité, du fait de leur important coût d'exécution. Mais, elles connaissent, ces dernières années, un développement considérable, grâce à l'augmentation vertigineuse de la puissance des calculateurs, et notamment suite à l'apparition des architectures massivement parallèles, qui exploitent leur "parallélisme intrinsèque" [51].

### IV.10.1 Principe d'un algorithme évolutionnaire

Dans le monde des algorithmes évolutionnaires, les individus soumis à l'évolution sont des solutions, plus ou moins performantes, à un problème posé. Ces solutions appartiennent à l'espace de recherche du problème d'optimisation. L'ensemble des individus traités simultanément par l'algorithme évolutionnaire (AE) constitue une population. Un AE consiste à faire évoluer progressivement, par générations successives, la composition de la population, en maintenant sa taille constante. Au cours des générations, l'objectif est d'améliorer globalement la performance des individus, on essaie d'obtenir un tel résultat en mimant les deux principaux mécanismes qui régissent l'évolution des êtres vivants, selon la théorie de C. Darwin :

- La sélection, qui favorise la reproduction et la survie des individus les plus performants,
- et la reproduction, qui permet le brassage, la recombinaison et les variations des caractères héréditaires des parents, pour former des descendants aux potentialités nouvelles.

Durant chaque génération, une succession d'opérations est appliquée aux individus d'une population pour engendrer la nouvelle population à la génération suivante. Lorsqu'un ou plusieurs individus sont utilisés par un opérateur, on convient de les désigner comme des parents. Les individus résultant de l'application de l'opérateur sont des enfants. Ainsi, lorsque deux opérateurs sont appliqués en séquence, les enfants engendrés par l'un peuvent devenir des parents pour l'autre.

L'algorithme est interrompu après un certain nombre de générations, selon un critère d'arrêt à préciser.

#### **IV.10.2 Opérateurs de sélection**

A chaque génération, des individus se reproduisent, survivent ou disparaissent de la population sous l'action de deux opérateurs de sélection :

- La sélection pour la reproduction, ou plus simplement sélection, qui détermine combien de fois un individu sera reproduit en une génération,
- La sélection pour le remplacement ou plus simplement : le remplacement, qui détermine quels individus devront disparaître de la population à chaque génération de façon que, de génération en génération, la taille de la population reste constante, ou plus rarement, soit contrôlée selon une politique définie.

Conformément au credo darwiniste, un individu sera sélectionné pour se reproduire ou survivre d'autant plus souvent qu'il est meilleur. Il se peut, selon la variante d'algorithme, qu'un des deux opérateurs ne favorise pas les bons individus par rapport aux autres, mais il est nécessaire que l'application de l'ensemble des deux opérateurs durant une génération introduise un biais en faveur des meilleurs. Pour que la sélection soit possible, une valeur de performance, qui dépend évidemment de la fonction objectif, doit être attachée à chaque individu. Cela implique que, à chaque génération, la performance des enfants soit évaluée, ce qui peut être fort lourd en calculs.

#### **IV.10.3 Opérateurs de variation**

Pour que l'algorithme puisse trouver des solutions meilleures que celles représentées dans la population courante, il est indispensable qu'elles soient transformées par l'application d'opérateurs de variation ou encore opérateurs de recherche. On peut en imaginer une grande variété. Ils sont classés en deux catégories :

- Les opérateurs de mutation, qui modifient un individu pour en former un autre.
- Les opérateurs de croisement (crossover), qui utilisent plusieurs parents (souvent deux) pour créer un ou plusieurs descendants.

Ces opérateurs permettent de créer de la nouveauté dans une population en construisant des individus "descendants", qui héritent en partie des caractéristiques d'individus "parents". Ils doivent être capables d'assurer deux fonctions importantes durant la recherche d'un optimum défini par :

- L'exploration de l'espace de recherche, afin d'en découvrir les régions intéressantes, qui ont de grandes chances de contenir les optimums globaux,

- L'exploitation de ces régions intéressantes, de façon à y concentrer la recherche et y découvrir les optimums avec la précision requise, pour celles qui les contiennent.

#### **IV.10.4 Boucle générationnelle**

A chaque génération, un algorithme évolutionnaire effectue un tour de boucle qui enchaîne l'application de ces opérateurs sur la population :

1. Pour la reproduction, sélection des parents parmi une population de  $\mu$  individus pour engendrer  $\lambda$  enfants.

2. Croisement et mutation à partir des  $\lambda$  individus sélectionnés engendrant les  $\lambda$  enfants.

3. Evaluation des performances des enfants.

4. Sélection pour la survie de  $\mu$  individus parmi les  $\lambda$  enfants et  $\mu$  parents, ou uniquement parmi les  $\lambda$  enfants, selon le jeu de paramètres choisi pour l'algorithme, afin de former la population à la génération suivante.

#### **IV.11 Algorithmes génétiques**

Les algorithmes génétiques (AG) sont des méta-heuristiques inspirées de l'analogie entre un processus d'optimisation et l'évolution des êtres vivants [52-54]. La simulation des mécanismes de variation et de sélection œuvrant dans les processus évolutifs naturels est exploitée pour résoudre des problèmes artificiels d'optimisation.

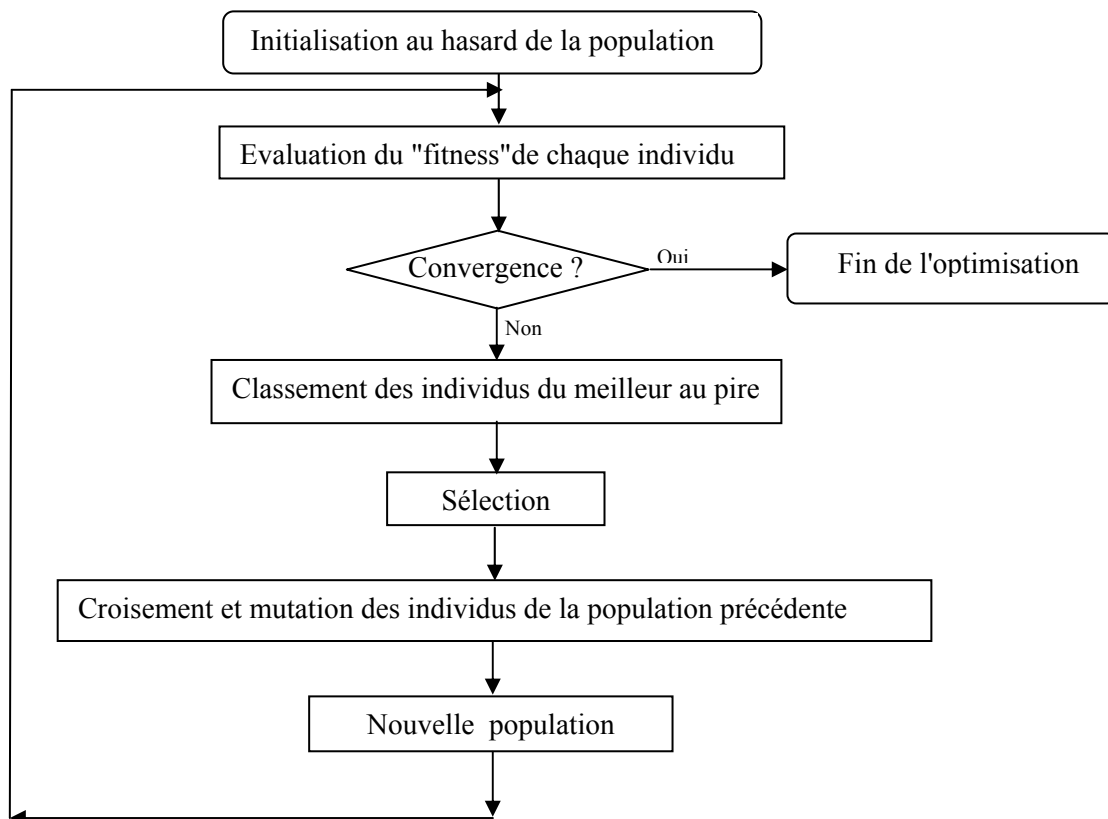
Les algorithmes génétiques simples respectent le principe d'un algorithme évolutionnaire tel qu'il est présenté ci-dessus, avec une originalité notable : ils s'inspirent de la transcription génotype – phénotype de la génétique naturelle. Cette transcription précède la phase d'évaluation des performances des individus. Un génotype est une chaîne de symboles souvent binaires [52]. Cette chaîne est décodée pour construire une solution d'un problème représentée dans son formalisme naturel : il s'agit du phénotype. Ce dernier peut alors être évalué pour donner une valeur de performance exploitable par les opérateurs de sélection. Par exemple, si une solution s'exprime naturellement sous la forme d'un vecteur de nombres réels, le phénotype sera ce vecteur. Le génotype sera ainsi une chaîne de symboles binaires qui code ce vecteur. Pour coder l'ensemble des variables réelles d'un problème numérique dans une chaîne de symboles binaires, le plus simple est de convertir chaque variable sous

forme binaire, puis ces nombres binaires sont concaténés pour former le génotype. Enfin, la technique la plus immédiate pour coder un nombre réel sous forme binaire consiste à le représenter en virgule fixe sur un nombre de bits correspondant à la précision souhaitée.

La procédure stochastique utilisée dans un AG repose sur les points suivants :

- La définition d'une fonction à optimiser
- Un codage des données, associant à chaque point de l'espace de recherche une structure de données particulière, appelée génotype ou ensemble de chromosomes, qui caractérisera chaque individu de la population.
- Une population initiale, définie comme un ensemble d'individus, dont dériveront toutes les futures générations.
- Des opérateurs d'évolution de la population, permettant l'exploration, plus ou moins déterministe, de l'espace de recherche.
- Un processus de sélection des individus les mieux adaptés, qui sera appliqué sur chaque nouvelle génération d'individus.

Le schéma d'un algorithme génétique simple est représenté sur la figure IV.5.

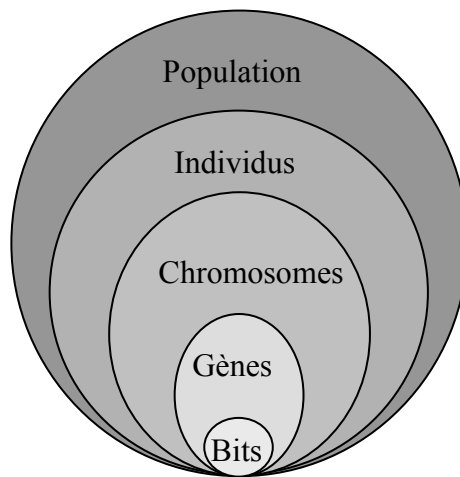


**Figure IV.5 :** Organigramme d'un algorithme génétique

### IV.11.1 Codage des variables

Les algorithmes génétiques font évoluer une population de points appelés individus par analogie avec la génétique. Ils nécessitent une représentation des individus qui sont des solutions du problème que l'on cherche à résoudre. L'algorithme génétique classique utilise une représentation binaire des individus sous la forme d'une chaîne de caractères appartenant à l'alphabet  $\{0,1\}$ .

Pour un problème à  $N$  variables, chaque variable  $x_i$  est assimilée à un gène, toutes les valeurs qu'il peut prendre sont les allèles de ce gène. Un chromosome est un ensemble de gènes, chaque individu est représenté par un ou plusieurs chromosomes. Une population est un ensemble d'individus (figure IV.6).



**Figure IV.6 :** Les cinq niveaux d'organisation d'un algorithme génétique.

Nous considérons un espace de recherche fini pour les  $N$  variables supposées réelles :

$$x_{i_{min}} < x_i < x_{i_{max}} \quad \forall i \in [1, N]$$

A chaque variable réelle  $x_i$ , on associe donc une chaîne binaire de longueur  $L_i$ . Pour un choix de résolution, égal à  $\varepsilon$ , la taille de cette chaîne est définie de la manière suivante :

$$L_i \geq \log_2\left(\frac{x_{i_{max}} - x_{i_{min}}}{\varepsilon}\right)$$

Un codage sur  $L_i$  bits implique une discrétisation de l'espace de recherche en  $2^{L_i} - 1$  valeurs discrètes.

On peut voir que plus l'incrément de résolution est faible, plus la précision sur la variable sera grande, mais aussi plus la chaîne binaire sera longue.

Le décodage de la chaîne binaire en valeur réelle s'effectue en deux étapes :

1- La chaîne binaire est décodée sous la forme d'un entier décimal  $g_i = \sum_{j=0}^{L_i} b_j 2^j$

2- La valeur physique de la variable est obtenue par la relation suivante :

$$x_i = x_{i_{min}} + g_i \frac{x_{i_{max}} - x_{i_{min}}}{2^{L_i} - 1}$$

Un des avantages du codage binaire est que l'on peut ainsi facilement coder toutes sortes d'objets : des réels, des entiers, des valeurs booléennes, des chaînes de caractères, etc cela nécessite simplement l'usage de fonctions de codage et de décodage pour passer d'une représentation à l'autre.

#### **IV.11.2 Fonction de performance**

La fonction de performance (fitness function) associe une valeur de performance à chaque individu afin de déterminer le nombre de fois qu'il sera sélectionné pour être reproduit ou s'il sera remplacé. Dans certain cas, la fonction de performance est aussi la fonction objectif. Il est essentiel de transformer le problème posé pour qu'il devienne un problème de maximisation d'une fonction numérique à valeurs positives sur son domaine de définition. Par exemple, la résolution d'un système d'équations  $S(x) = 0$  pourra se ramener à la recherche des maxima de  $1/(a+abs(S(x)))$ , où la notation  $abs(V)$  représente le module du vecteur  $V$  et  $a$  est une constante positive non nulle.

#### **IV.11.3 Sélection**

La capacité d'un individu à être sélectionné, que ce soit pour la reproduction ou le remplacement, dépend de sa performance. L'opérateur de sélection est ainsi chargé de déterminer un nombre de sélections pour chaque individu en fonction de sa performance.

Il existe plusieurs méthodes de sélection telles que la méthode de la roulette, la méthode de tournoi, etc, [55-57].

#### IV.11.3.1 Sélection proportionnelle

Cette méthode de sélection a été conçue à l'origine par J. Holland pour les algorithmes génétiques. Elle n'est utilisée que pour la reproduction. Le nombre espéré de sélections  $\lambda_i$  d'un individu  $i$  est proportionnel à sa performance  $f_i$ . Cela implique d'abord que la fonction de performance soit positive dans le domaine de recherche et qu'elle doit être maximisée, ce qui peut déjà imposer quelques transformations simples de la fonction objectif pour respecter ces contraintes.

Une méthode d'échantillonnage stochastique constitue le cœur de l'opérateur de sélection proportionnelle.

La technique de la roulette exploite la métaphore d'une roulette de casino, qui comporterait autant de cases que d'individus dans la population et où la taille de ces cases serait proportionnelle à la performance de chaque individu. Le jeu étant lancé, l'individu sélectionné est désigné par l'arrêt de la bille sur sa case.

Avec cette technique, la probabilité d'être sélectionné associée à l'individu  $i$  correspond à son coût relatif :

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}$$

Où  $f_i$  est la fonction d'évaluation de l'individu  $i$  (fonction coût). La somme des probabilités des  $N$  individus de la population de parents est égale à 1.

La meilleure façon de mettre en œuvre le mécanisme de la sélection proportionnelle est de choisir un nombre aléatoire réel  $r \in [0, \sum_{j=1}^N f_j]$ . L'individu  $i$  est alors sélectionné si :

$$\sum_{j=1}^{i-1} f_j \leq r \leq \sum_{j=1}^i f_j$$

Où  $\sum_{j=1}^0 f_j = 0$  par convention et  $i \in [1, N]$

### **IV.11.3.2 Sélection par tournoi**

La sélection par tournoi est une alternative à la sélection proportionnelle [58].

#### **IV.11.3.2.1 Tournois déterministes**

Le tournoi le plus simple consiste à choisir aléatoirement un nombre  $k$  d'individus dans la population et à sélectionner pour la reproduction celui qui a la meilleure performance. Au cours d'une étape de sélection, il y a autant de tournois que d'individus sélectionnés. Les individus qui participent à un tournoi sont remis dans la population ou en sont retirés, selon le choix de l'utilisateur. Un tirage sans remise permet de faire  $[N/k]$  tournois avec une population de  $N$  individus. Une copie de la population est réengendrée quand elle est épuisée, et ce autant de fois que nécessaire, jusqu'à ce que le nombre voulu de sélection soit atteint. La variance de ce processus est élevée, ce qui favorise la dérive génétique. Elle est cependant plus faible dans le cas de tirages sans remise. Cette méthode de sélection est très utilisée, car elle est beaucoup plus simple à mettre en œuvre qu'une reproduction proportionnelle.

#### **IV.11.3.2.2 Tournois stochastiques**

Avec le tournoi binaire stochastique, sur deux individus en compétition, celui qui a la meilleure fitness gagne avec une probabilité  $p$  comprise entre 0.5 et 1. On répète ce processus  $n$  fois de manière à obtenir les  $n$  individus qui serviront de parents.

#### **IV.11.3.3 Sélection déterministe**

Cette sélection est très simple à mettre en œuvre, puisqu'elle ne fait que choisir les  $n$  meilleurs individus d'une population,  $n$  étant un paramètre que l'utilisateur doit fixer. Si l'opérateur est utilisé dans le cadre de la sélection pour la reproduction, pour engendrer  $\lambda$  enfants à partir des  $n$  parents choisis, chaque parent aura  $\lambda/n$  enfants.

### **IV.11.4 Elitisme**

Une stratégie élitiste consiste à conserver dans la population, d'une génération à l'autre, au moins l'individu ayant la meilleure performance. Si les meilleurs individus ne sont pas gardés, ils risquent de ne pas survivre pour les prochains cycles après les opérations de croisement ou la mutation. Concrètement l'élitisme consiste donc à copier un pourcentage (normalement choisi comme un paramètre de l'AG) des meilleurs individus dans la nouvelle



génération pour éviter qu'ils soient effacés de la population. Il existe diverses stratégies élitistes [56].

Il apparaît que de telles stratégies améliorent considérablement les performances d'algorithmes évolutionnaires pour certaines classes de fonctions, mais s'avèrent décevantes pour d'autres classes, en augmentant le taux des convergences prématurées. En fait, une stratégie élitiste favorise l'exploitation des meilleures solutions, se traduisant par une recherche locale accentuée, au détriment de l'exploration de l'espace de recherche.

#### **IV.11.5 Opérateurs de variation des AGs**

Les opérateurs de variations travaillent sur les génotypes (des chaînes binaires), tandis que le phénotype ne sert qu'à l'évaluation de la performance d'un individu. Dès lors qu'une paire d'individus a été sélectionnée, une paire d'enfants est créée par croisement et mutation des chromosomes des parents, en utilisant les opérateurs AG classiques.

##### **IV.11.5.1 Croisement (crossover)**

Le croisement est considéré comme l'opérateur de recherche essentiel. Il utilise deux parents pour former un ou deux descendants. L'opérateur est généralement stochastique, dans la mesure où le croisement répété d'un même couple de parents distincts donnera des descendants différents. Le taux de croisement détermine la proportion des individus qui sont croisés parmi ceux qui remplaceront l'ancienne génération. Si ce taux est égal à 1, tout descendant est obtenu par croisement.

Plusieurs types de croisement ont été développés [52-59]. Le plus souvent utilisé est le croisement en un point (mono-croisement). Nous pouvons également utiliser le croisement en deux points (double croisement), ou encore le croisement uniforme (ou multi-point).

##### **IV.11.5.1.1 Croisement en un point**

Le croisement en un point est le plus simple et le plus classique pour des codages utilisant un alphabet à faible cardinalité, comme le codage binaire.

Un couple d'individus étant constitué par tirage dans la population, le croisement en un point [52] se déroule en deux étapes :

1. Choix aléatoire d'un point de coupure identique sur les deux chaînes binaires.

2. Coupure des deux chaînes et échange des deux fragments situés à droite.

Ce processus produit deux descendants à partir de deux parents. Si un seul descendant est utilisé par l'algorithme utilisé, il est choisi au hasard.

Il est appliqué avec une probabilité  $P_c$  appelée taux de croisement :

- Si  $P > P_c$ , le croisement est effectué.
- Si  $P < P_c$ , le croisement n'est pas appliqué. Les parents sont directement copiés dans la population suivante.

Mais avec ce type de croisement, les couples de gènes n'ont pas tous la même probabilité de rester ensemble (ainsi les extrémités d'un chromosome seront systématiquement séparées). On peut alors modifier ce croisement en un "croisement à deux points" (et plus généralement à  $k$  points) [59].

#### **IV.11.5.1.2 Croisement en deux points**

Au lieu de choisir aléatoirement une position après laquelle faire la coupure, on choisit aléatoirement deux positions (communes aux deux parents), et on échange les morceaux de chromosome compris entre ces deux points de coupure.

#### **IV.11.5.1.3 Croisement uniforme**

Le croisement uniforme peut être vu comme un croisement multi-points dont le nombre de coupures est indéterminé a priori. Pratiquement, on utilise un "masque de croisement", qui est un mot binaire de même longueur que les individus. Un "0" à la  $n^{\text{ième}}$  position du masque laisse inchangés les symboles à la  $n^{\text{ième}}$  position des deux chaînes, un "1" déclenche un échange des symboles correspondants. Le masque est engendré aléatoirement pour chaque couple d'individus. Les valeurs "0" ou "1" des éléments du masque sont généralement tirées avec une probabilité 0,5.

#### **IV.11.5.2 Mutation**

L'opérateur de mutation est chargé de maintenir un certain degré de diversité dans la population. La plupart des mutations modifient un individu de telle façon que le résultat de la transformation lui soit proche. De cette façon, l'opérateur assure une recherche locale aléatoire autour de chaque individu. Dans cet ordre d'idée, la mutation peut améliorer considérablement la qualité des solutions découvertes. En effet, le croisement perd de son importance lorsqu'une grande partie de la population est localisée dans les voisinages des

maxima de la fonction d'adaptation. Dans ce cas, les individus situés sur un même pic sont souvent identiques et ne subissent aucune modification, ou alors, si les parents appartiennent à des pics différents, les descendants montreront généralement de faibles performances. En revanche, une recherche aléatoire due aux mutations donne une chance à chaque individu de s'approcher des positions exactes des maxima, autant que le permet la précision de codage [60].

L'opérateur de mutation change de façon aléatoire un bit ou plusieurs bits sur un individu avec une faible probabilité, typiquement de l'ordre de 0,01 à 0,1 égale au taux de mutation. Si ce dernier est trop élevé, l'évolution des individus de la population équivaut à une marche au hasard dans l'espace de recherche, et l'algorithme génétique perd de son efficacité. Il existe plusieurs variétés de mutation. Les plus classiques sont la mutation déterministe et la mutation bit flip.

#### **IV.11.5.2.1 Mutation bit flip**

Dans ce cas, chaque bit peut être inversé indépendamment des autres avec une faible probabilité.

Pour chaque chromosome de la population courante et chaque bit dans ce chromosome, nous procédons de la manière suivante :

Générer un nombre aléatoire  $P$  dans le domaine de variation  $[0,1]$

Si  $P < P_m$ , permuter ce bit (changement de 0 à 1 ou vice versa)

#### **IV.11.5.2.2 Mutation déterministe**

Un nombre fixé de bits choisis au hasard par individu muté sont inversés, c'est-à-dire qu'un 1 devient 0 et vice versa.

#### **IV.11.6 Critère d'arrêt**

Le processus évolutif d'un AG se termine lorsqu'un critère d'arrêt est atteint. Le critère d'arrêt peut être une des conditions suivantes :

- Un nombre de générations maximal fixé a été atteint.
- La valeur de la fonction de performance a atteint une valeur fixée a priori s'il s'agit d'un problème de maximisation ou d'un problème de minimisation.
- Un nombre donné d'évaluations de la fonction est atteint.

- Un temps de calcul maximal est atteint.

Une fois que la condition d'arrêt est satisfaite, les meilleurs individus de la population sont retenus comme les solutions au problème.

## **IV.12 Optimisation par essaim particulaire (PSO)**

L'optimisation par essaim particulaire a été inventée en 1995 aux Etats-Unis sous le nom de Particule Swarm Optimisation (PSO). Cette méthode est issue d'une analogie avec le comportement collectif de déplacement d'animaux.

Initialement, ses deux concepteurs de profils très différents [61], Russ Eberhart (Ingénieur et Enseignant) et Jim Kennedy (Psychologue social et statisticien), souhaitaient modéliser des interactions sociale entre des « agents » devant atteindre un objectif donné, en s'appuyant sur des modèles, développés par Reynold, Heppner et Grenander, permettant de simuler les vols groupés d'oiseaux et les bancs de poisson. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une intelligence limitée et une connaissance seulement locale de sa situation dans l'essaim. Un individu de l'essaim n'a pour connaissance que la position et la vitesse de ses plus proches voisins. Chaque individu utilise donc, non seulement, sa propre mémoire, mais aussi l'information locale sur ses plus proches voisins pour décider de son propre déplacement. Des règles simples, telles que « aller à la même vitesse que les autres », « se déplacer dans la même direction » ou encore « rester proche de ses voisins » sont des exemples de comportement qui suffisent à maintenir la cohésion de l'essaim, et qui permettent la mise en œuvre de comportement collectifs complexes et adaptatifs. L'intelligence globale de l'essaim est donc la conséquence directe des interactions locales entre les différentes particules de l'essaim. La performance du système entier est supérieure à la somme des performances de ces parties.

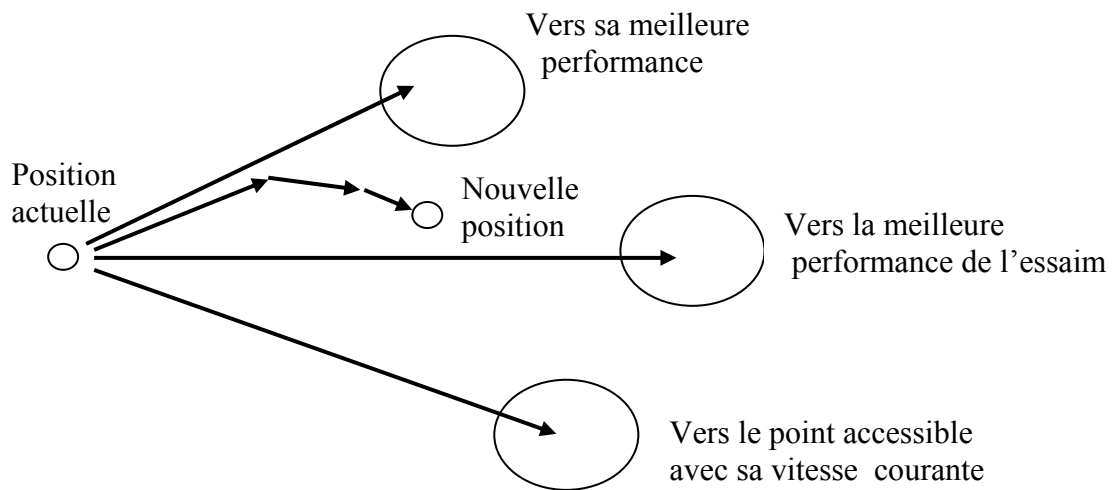
Le modèle est censé expliquer et reproduire certains comportements sociaux. Mais s'est révélé être trop simple pour vraiment simuler un comportement social. Par contre, convenablement modifié, il peut résoudre des problèmes d'optimisation, car le processus fait apparaître des particules de plus en plus performantes : c'est ainsi que la PSO est née.

### **IV.12.1 Principe**

On considère, dans l'espace de recherche, un essaim de particules. Chaque particule est entrain de bouger, c'est-à-dire qu'elle a une vitesse. Egalement, chaque particule a une petite

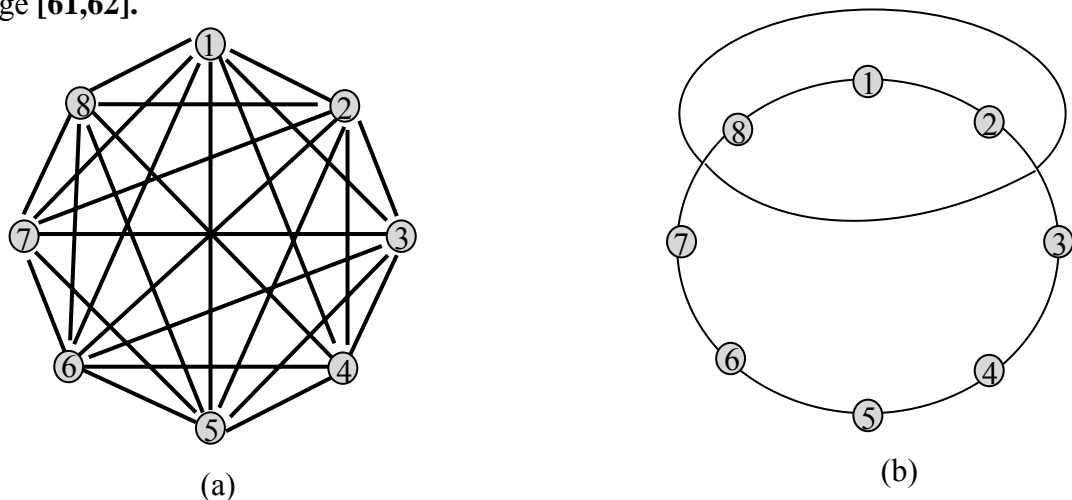
mémoire, lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance, en position et en valeur. Enfin, chaque particule dispose d'un groupe d'informatrices, appelé son voisinage. A partir des quelques informations dont elle dispose, une particule doit décider de son prochain mouvement, c'est-à-dire décider de sa nouvelle vitesse. Pour ce faire, elle combine linéairement trois informations : sa vitesse actuelle, sa meilleure performance et la meilleure performance de ses voisines (ses informatrices). A l'aide de trois paramètres parfois appelés coefficients de confiance, qui pondèrent trois tendances : tendance à suivre sa propre voie, tendance conservatrice (revenir sur ses pas), tendance « panurgienne » suivre le meilleur voisin.

La figure IV.7 illustre la stratégie de déplacement d'une particule.



**Figure IV.7 :** Déplacement d'une particule.

Pour chaque particule, on définit son voisinage. Il existe plusieurs topologies de voisinage [61,62].



**Figure IV.8 :** Topologie de Voisinage

Pour la topologie de voisinage montrée sur la figure IV.8.a, la meilleure particule est choisie à partir de la population entière. Le graphe est donc entièrement connecté.

Pour le voisinage circulaire (Figure IV.8.b), les particules de l'essaim sont virtuellement disposées en cercle et numérotées séquentiellement à partir de 1 en parcourant le cercle. La particule n'est donc plus informée par toutes les particules de l'essaim, mais par elle-même et ses deux voisins [62].

#### IV.12.2 Algorithme

La PSO est un algorithme à population, il se base sur la collaboration des particules entre elles. Un essaim composé de N particules, qui sont des solutions potentielles au problème d'optimisation, « survole » l'espace de recherche, en quête de l'optimum global. La qualité d'un site de l'espace de recherche est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. En effet tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver de la nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation.

Dans un espace de recherche de dimension D, la particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position  $\vec{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  et par un vecteur de changement de position (appelé vitesse)  $\vec{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ . Le cœur de la méthode consiste à choisir comment définir  $\vec{V}_i$ . C'est ce vecteur qui dirige le processus de recherche et reflète la "sociabilité" des particules. On tient donc compte, dans la mise à jour de la position d'une particule, de la direction de son mouvement (vitesse), de la meilleure position par laquelle est déjà passée (qui peut être la position courante), que l'on note  $\vec{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$  et de la meilleure position atteinte par toutes les particules de l'essaim, notée  $\vec{g} = (g_1, g_2, \dots, g_D)$ .

Nous commençons par une initialisation aléatoire de l'essaim (position des particules) dans l'espace de recherche et par une initialisation aléatoire des vitesses des particules.

Chaque itération fait bouger chaque particule, en fonction de trois composantes : sa vitesse actuelle, sa meilleure performance et la meilleure performance de ses voisines (ses informatrices), comme vu auparavant. Ces trois composantes sont prises en compte pour la détermination de la nouvelle position de la particule. Les équations complètes du mouvement d'une particule peuvent alors s'écrire ainsi :

$$\vec{V}_i = w \cdot \vec{V}_i + \rho_1 (\vec{X}_{pbest_i} - \vec{X}_i) + \rho_2 (\vec{X}_{gbest} - \vec{X}_i) \quad (IV.1)$$

$$\vec{X}_i = \vec{X}_i + \vec{V}_i \quad (IV.2)$$

Plus une particule est éloignée de la meilleure solution globale et de sa meilleure solution, plus sera importante la variation de sa vitesse afin de faire bouger la particule vers les meilleures solutions. L'efficacité de la méthode tient en particulier au caractère aléatoire des coefficients  $\rho_1$  et  $\rho_2$  qui peuvent être définie de la façon suivante.

$$\begin{cases} \rho_1 = r_1 c_1 \\ \rho_2 = r_2 c_2 \end{cases}$$

$r_1$  et  $r_2$  sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans  $[0..1]$  à chaque itération et pour chaque dimension.  $c_1$  et  $c_2$  sont deux constantes appelées coefficients d'accélération, avec  $c_1 + c_2 \leq 4$ .

Le hasard joue un rôle, grâce à une modification aléatoire limitée des coefficients de confiance, ce qui favorise l'exploration de l'espace de recherche.

A chaque itération de l'algorithme, chaque particule est déplacée suivant (IV.1) et (IV.2) Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées. Les  $\vec{P}_i$  ainsi que les  $\vec{g}$  sont alors mis à jour. Cette procédure est résumée par l'algorithme de la figure IV.9.

Le critère d'arrêt peut être différent suivant le problème posé. Si l'optimum global est connu, on peut définir une "erreur acceptable"  $\epsilon$  comme critère d'arrêt. Sinon, il est commun de fixer un nombre maximum d'évaluations de la fonction objectif ou un nombre maximum d'itérations comme critère d'arrêt.

Les variables et paramètres de l'algorithme sont :

N : taille de l'essaim

D : dimension du problème (de l'espace de recherche)

$\vec{X}_i$  : position de la particule  $P_i$  :  $\vec{X}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$

$\vec{V}_i$  : vitesse de la particule  $P_i$  :  $\vec{V}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D})$

$\vec{X}_{pbest_i}$  : meilleure position de la particule  $P_i$ ,  $\vec{X}_{pbest_i} = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$

$f_{pbest_i}$  : meilleur fitness obtenue pour la particule  $P_i$

$\vec{X}_{gbest}$  : position de la particule ayant la meilleure fitness de l'essaim  $\vec{X}_{gbest} = (x_1, x_2, \dots, x_D)$

L'algorithme peut être résumé ainsi :

1. Initialiser aléatoirement la population.
2. Evaluer la fonction objectif pour chaque particule  $f(\vec{X}_i)$   $i=1$  à  $N$
3. Pour chaque particule  $i$ .
4. Répéter jusqu'au critère d'arrêt.
  - 4.1 Mettre à jour les vitesses et les positions des particules.
  - 4.2 Evaluer la fonction objectif pour chaque particule.
  - 4.3 Mettre à jour  $P_{best}$  et  $g_{best}$ .
5. Retourner  $g_{best}$ .

#### **IV.12.3 Confinement des particules**

Il est possible que le déplacement d'une particule la conduise à sortir de l'espace de recherche. Dans ce cas, on peut constater une amplification des rétroactions positives, qui conduit à une divergence de système. Pour s'affranchir de ce problème, un nouveau paramètre  $V_{max}$  peut être introduit pour contrôler l' "explosion du système" [63-66].

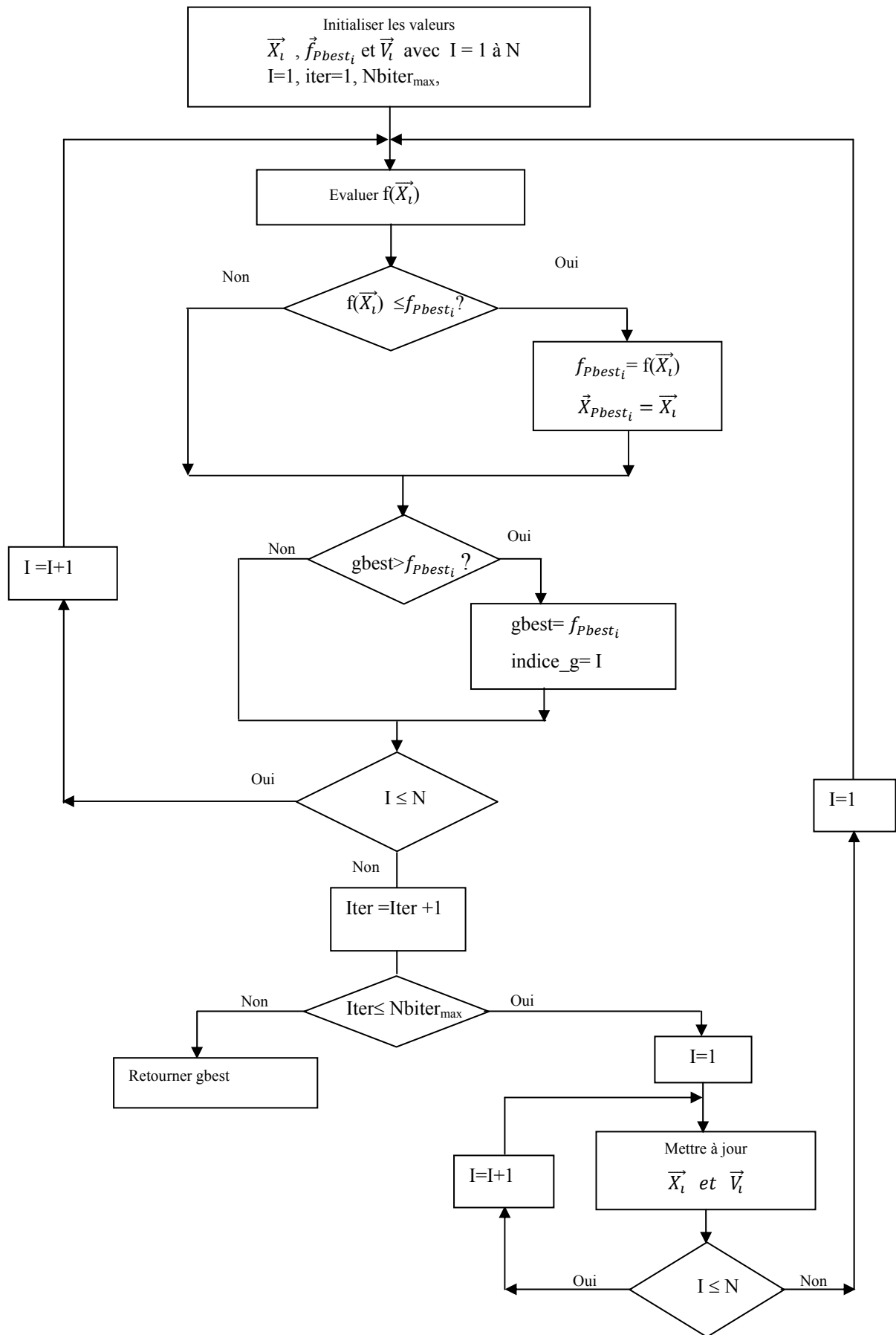
De plus, une stratégie de confinement des particules peut être introduite. Une telle stratégie permet de ramener une particule sortie de l'espace de recherche à l'intérieur de celui-ci. Plusieurs méthodes peuvent être alors employées :

- La particule est laissée à l'extérieur de l'espace de recherche, mais on n'évalue pas sa fonction objectif. Ainsi, elle ne pourra pas attirer les autres particules en dehors de l'espace de recherche.

- La particule est stoppée à la frontière et les composantes correspondantes de la vitesse sont annulées.

- La particule "rebondit" sur la frontière. La particule est stoppée sur la frontière, mais les composantes correspondantes de la vitesse sont multipliées par un coefficient à tirer aléatoirement dans l'intervalle  $[-1,0]$ .





**Figure IV.9** : Organigramme de la PSO

## IV.13 Méta-heuristiques et logique floue

Reconnues depuis de nombreuses années pour leur efficacité, les méta-heuristiques souffrent d'une manière générale de la présence de nombreux paramètres qui déterminent leur efficacité [67]. Ces paramètres influent sur la vitesse de convergence, la capacité d'exploration et sur le temps de recherche. Il est important, pour chaque problème posé, de trouver le jeu de paramètres qui conduise à des performances optimales de l'algorithme. Cependant, cette tâche est fastidieuse et coûteuse en temps, surtout pour les utilisateurs novices. Pour s'affranchir de ce type de réglage, des recherches ont été menées pour proposer des algorithmes dits adaptatifs. Une approche récente propose l'hybridation entre ces algorithmes et la logique floue. Dans ce qui suit, nous allons résumer les concepts de base de la logique floue nécessaires pour la conception des contrôleurs flous.

## IV.14 Rappels des principes de la logique floue

### IV.14.1 Définition

La logique floue fut développée par Lofti A. Zadeh en 1965 à partir de sa théorie des sous-ensembles flous [68]. Les sous-ensembles flous sont une manière mathématique de représenter l'imprécision de la langue naturelle, ils peuvent être considérés comme une généralisation de la théorie des ensembles classiques. La logique floue est aussi appelée "logique linguistique" car ses valeurs de vérité sont des mots du langage courant : "plutôt vrai, presque faux, loin, si loin, près de, grand, petit...".

La logique floue a pour objectif l'étude de la représentation des connaissances imprécises, des raisonnements approchés et elle cherche à modéliser les notions vagues du langage naturel pour pallier l'inadéquation de la théorie des ensembles classiques dans ce domaine.

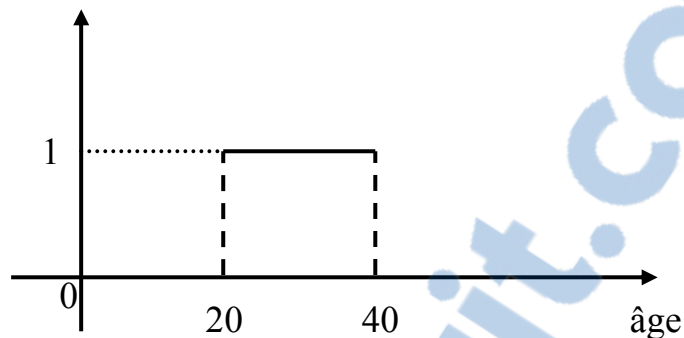
Etant donné un ensemble de référence  $X$ , on peut indiquer les éléments de  $X$  qui appartiennent à une certaine classe de  $X$  et ceux qui n'y appartiennent pas. Cette classe est alors un sous-ensemble de  $X$ . plus formellement, un sous-ensemble  $A$  d'un ensemble de référence  $X$  peut être décrit à partir de sa fonction caractéristique  $\chi_A : X \rightarrow \{0,1\}$  de la manière suivante :

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Par exemple, le sous-ensemble  $A$  des âges compris entre 20 et 40 ans a pour fonction caractéristique :

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } 20 \leq x \leq 40 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le graphe de cette fonction est donné dans la figure IV.10



**Figure IV.10** : Fonction caractéristique de l'ensemble A

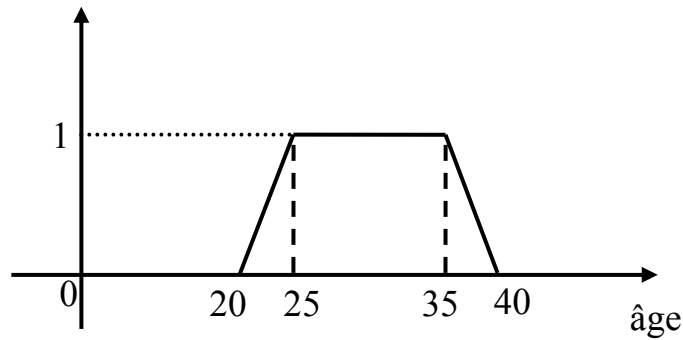
La propriété âges compris entre 20 et 40 ans est précise, les éléments qui ne satisfont pas cette propriété ne peuvent appartenir à l'ensemble que celle-ci décrit. L'appartenance d'un élément de X au sous-ensemble A est booléenne ne prenant que deux valeurs 0 ou 1.

Si l'appartenance de certains éléments de X à une classe n'est pas absolue, on peut indiquer avec quel degré chaque élément appartient à cette classe. Celle-ci est alors un sous-ensemble flou de X. Par exemple si on considère un ensemble B des âges avoisinant les 30 ans. La propriété avoisinant les 30 ans n'est pas précise. B ne peut être caractérisé par une fonction caractéristique qui scinderait en deux les âges : ceux qui avoisinent les 30 ans et ceux qui ne les avoisinent pas. On est alors amené à introduire une généralisation de cette fonction caractéristique en une fonction d'appartenance afin de considérer des âges qui ne sont pas trop éloignés sans être vraiment proches de 30 ans.

Ainsi une fonction d'appartenance permet de mettre en évidence les nuances d'appartenance pour les éléments de l'ensemble de référence X et de définir un sous-ensemble flou de X.

#### **IV.14.2 Définition d'un sous-ensemble flou**

Un sous ensemble-flou F de X est défini par une fonction d'appartenance  $\mu_F$  qui associe à tout élément x de X une valeur réelle  $\mu_F(x)$  dans l'intervalle  $[0,1]$ . Ainsi, un sous-ensemble flou est toujours (et seulement) une fonction de X dans  $[0,1]$ . Par exemple, le graphe d'une fonction d'appartenance possible pour l'ensemble B est donné dans la figure IV.11.



**Figure IV.11** : Fonction d'appartenance de l'ensemble B

#### **IV.14.3 Méthodes de raisonnement**

Par raisonnement, nous entendons le processus général qui consiste à utiliser des connaissances sur un système, pour en bâtir d'autres relatives à ce même système. Reasonner en présence de connaissances imprécises a été l'une des préoccupations premières énoncées par L.A.Zadeh, qui souhaitait approcher le raisonnement humain. S'il est vrai que les êtres humains sont capables de formuler des conclusions, précises ou imprécises selon les cas, à partir de connaissances exprimées de façon approximative ou linguistiquement, automatiser ce processus n'a été possible que par l'intermédiaire de la théorie des ensembles flous.

Le raisonnement humain est encore mal connu, mais il apparaît que des conclusions sont formulées sans que des règles de déduction soient explicitées, que les problèmes préalablement résolus et les cas analogues déjà rencontrés soient partie prenante dans l'énoncé de certaines conclusions et il est donc naturel que la logique floue ait à sa disposition plusieurs types de raisonnement. La première forme de raisonnement flou qui ait été proposée est le raisonnement déductif à base de règles « Si ...alors ...>>, regardé comme une extension du raisonnement en logique classique.

De la même manière que la logique classique, la logique floue se base sur la définition de propositions floues qui, à l'instar des propositions en logique classique, seront associés à une valeur de vérité.

#### **IV.14.4 Variable linguistique**

Une variable linguistique sert à modéliser les connaissances imprécises ou vagues sur une variable dont la valeur précise peut être inconnue. Les valeurs d'une variable linguistique sont des mots ou des phrases utilisées couramment dans une langue naturelle ou langage artificiel.

Une variable linguistique est représentée par un triplet  $(V, X_V, T_V)$  dans lequel :

- $V$  : désigne le nom de la variable (âge, taille, température, etc).
- $X_V$  : est l'univers du discours ( $R$ , etc) associé à la variable  $V$ , appelé aussi référentiel.
- $T_V = \{A_1, A_2, A_3, \dots\}$  est l'ensemble des valeurs linguistiques de la variable  $V$  (appelé également termes linguistiques ou étiquettes linguistiques). Toute valeur  $A$  (attribut de la variable) de  $T_V$  est un sous-ensemble flou de  $X_V$ , c'est-à-dire associé à une fonction, notée  $\mu_A(x)$  de  $X_V$  dans  $[0,1]$ .

L'univers de discours d'une variable donnée, c'est-à-dire son domaine de variation, peut être divisé en plusieurs sous-ensembles au moyen de fonctions d'appartenance.

#### IV.14.5 Fonction d'appartenance

Le plus souvent, on utilise pour les fonctions d'appartenance les fonctions suivantes :

**Fonction triangulaire :**

$$\mu(x) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right)$$

Avec  $a < b < c$  où  $b$  est le sommet du triangle tandis que  $a$  et  $c$  imposent la largeur du domaine de la valeur à fuzzifier.

**Fonction trapézoïde :**

$$\mu(x) = \max \left( \min \left( \frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right)$$

Avec  $(a < b \leq c < d)$  où  $b$  et  $c$  sont le sommet du trapézoïde tandis que  $a$  et  $d$  fournissent la largeur du domaine à fuzzifier.

#### IV.14.6 Propositions floues élémentaires

La logique floue, dans son acception la plus stricte de logique sur des connaissances représentées à l'aide d'ensembles flous, est fondée sur des propositions floues.

Une proposition floue élémentaire est définie à partir d'une variable linguistique  $(V, X_V, T_V)$ , elle représente une qualification de cette variable : «  $V$  est  $A$  ».

Dans le cadre de la logique classique, chaque proposition est attachée à une valeur de vérité. Une proposition  $P$  peut être soit vraie soit fausse. On peut alors noter  $t_p$  cette valeur de vérité :  $t_p \in \{0,1\}$ .

Dans le cadre de la logique floue, on retrouve une problématique ici qui est de déterminer des degrés de vérité pour des propositions floues. La valeur de vérité de la proposition floue élémentaire «  $V$  est  $A$  » appartient à tout l'intervalle  $[0,1]$  et elle est fournie par la fonction d'appartenance de l'ensemble flou utilisé dans la proposition floue. La proposition est d'autant plus vraie pour une valeur quelconque  $x$  de  $X$  que  $\mu_A(x)$  est élevée, donc que  $x$  appartient fortement à la caractérisation  $A$  de  $V$ . Une valeur de vérité égale à 1 (respectivement à 0) correspond à une proposition absolument vraie (respectivement absolument fausse).

#### **IV.14.7 Propositions floues générales**

A partir de plusieurs propositions floues élémentaires, une proposition plus complexe peut être construite en utilisant des opérateurs de combinaison (et, ou, non, implique). Une proposition floue générale est une composition de propositions floues élémentaires.

Il existe plusieurs méthodes pour calculer la valeur de vérité de telles propositions. Nous ne donnons ici que les plus communément utilisées.

Soient deux variables linguistiques  $(V, X_V, T_V)$  et  $(W, X_W, T_W)$  associées aux propositions floues élémentaires «  $V$  est  $A$  » et «  $W$  est  $B$  ». Notons  $p_A$  la première proposition, et  $p_B$  la seconde.  $p_A$  est associée à la valeur de vérité donnée par la fonction d'appartenance  $\mu_A$  de  $A$ , et  $p_B$  est associée à  $\mu_B$  de  $B$ .

##### **IV.14.7.1 Négation de proposition floue**

Elle est obtenue à partir d'une seule proposition, par exemple  $p_A$ . Elle consiste en la génération de cette proposition : «  $V$  n'est pas  $A$  », qui peut aussi être notée «  $V$  est non  $A$  » ou encore «  $V$  est  $\bar{A}$  ». Le degré de vérité  $\mu_{\bar{A}}$ , fonction de  $X_V \mapsto [0,1]$ , de cette proposition est donc calculé à partir de  $\mu_A$ . Il n'existe pas de solution unique, mais un ensemble de familles de fonctions.

#### IV.14.7.2 Combinaisons de propositions floues

La combinaison de propositions floues permet de construire une nouvelle proposition  $p$  à laquelle est associée aussi un degré de vérité, dépendant des degrés de vérité de  $p_A$ , de  $p_B$  et de la composition mis en œuvre.

Ainsi, de façon générale, si nous notons  $\oplus$  l'opérateur de combinaison choisi, pour calculer le degré de vérité de la proposition  $p_{A\oplus B}$  obtenue par la combinaison de  $p_A$  et de  $p_B$  à l'aide de  $\oplus$ , on agrège les degrés de vérité  $\mu_A$  et  $\mu_B$  pour obtenir un degré de vérité unique  $\mu_{A\oplus B}$ . D'autre part,  $\mu_{A\oplus B}$  est défini sur  $X_V \times X_W$  et est à valeurs dans  $[0,1]$ . On définit donc  $\mu_{A\oplus B} : X_V \times X_W \mapsto [0,1]$

#### IV.14.7.3 Conjonction de propositions floues

La conjonction de deux propositions floues,  $p_A : \ll V \text{ est } A \gg$  et  $p_B : \ll W \text{ est } B \gg$  est une proposition floue  $p_{A\wedge B} : \ll (V \text{ est } A) \text{ et } (W \text{ est } B) \gg$  dont la valeur de vérité est obtenue par agrégation à l'aide d'une t-norme, le plus souvent le minimum des valeurs de vérité des deux propositions:  $\mu_{A\wedge B} = \min(\mu_A, \mu_B)$ .

#### IV.14.7.4 Disjonction de propositions floues

La disjonction de deux propositions floues,  $p_A : \ll V \text{ est } A \gg$  et  $p_B : \ll W \text{ est } B \gg$  est une proposition floue  $p_{A\vee B} : \ll V \text{ est } A \text{ ou } W \text{ est } B \gg$  dont la valeur de vérité est obtenue par agrégation à l'aide d'une t-conorme, le plus souvent le maximum des valeurs de vérité des deux propositions :  $\mu_{A\vee B} = \max(\mu_A, \mu_B)$ .

#### IV.14.7.5 Implication entre deux propositions floues

Les connaissances sur un système sont très souvent sous la forme de règles comme  $\ll \text{si } V \text{ est } A \text{ alors } W \text{ est } B \gg$ , construites à partir de variables linguistiques ( $V, X, T_V$ ) et ( $W, Y, T_W$ ). Cette règle définit sur  $X \times Y$  une relation  $R$  entre les valeurs prise par  $V$  et celles prises par  $W$ .

Une règle floue :  $\ll V \text{ est } A \Rightarrow W \text{ est } B \gg$  qui s'exprime sous une forme plus linguistique par  $\ll \text{si } V \text{ est } A \text{ alors } W \text{ est } B \gg$  se compose de deux parties :

- $\ll V \text{ est } A \gg$  est la prémisse ou l'antécédent (de valeur de vérité :  $\mu_A : X_V \mapsto [0,1]$ ),

- «  $W$  est  $B$  » est la conclusion (de valeur de vérité  $\mu_B : X_W \mapsto [0,1]$ ),

La valeur de vérité qui doit être associée à la règle floue est donnée par l'agrégation des valeurs de vérité de la prémisse et de la conclusion par la fonction associée à l'implication.

On sait que l'implication classique  $p \Rightarrow q$  peut s'écrire de différentes façons à partir des opérateurs de conjonction, de disjonction et de négation. Par exemple  $p \Rightarrow q$  est équivalent (en termes de valeur de vérité) à  $\bar{p} \wedge q$  mais aussi à  $\bar{p} \vee (p \wedge q)$ .

Il existe de nombreuses formes d'implication floue. Elles sont souvent obtenues comme des extensions de formes classiques de l'implication  $p \Rightarrow q$  entre deux propositions  $p$  et  $q$ .

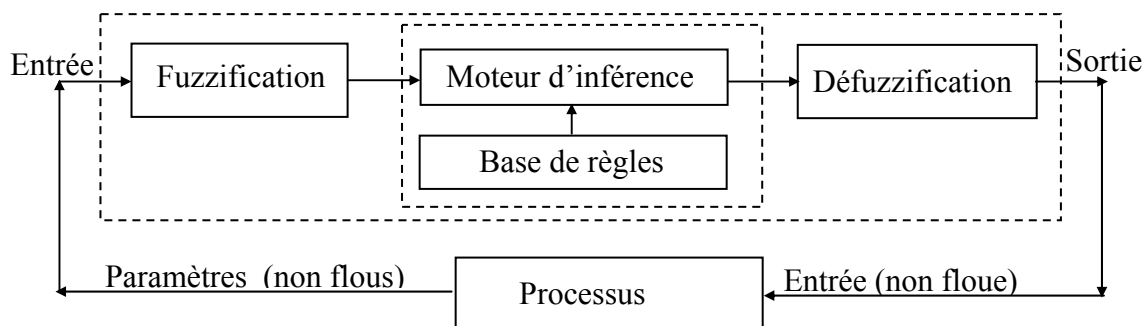
#### IV.15 Contrôle flou

Après avoir énoncé les concepts de base de la logique floue, nous pouvons maintenant aborder le contrôle flou.

Un contrôle flou s'avère intéressant lorsque le modèle du système à régler est partiellement inconnu ou complexe (systèmes non linéaires) [69]. Un contrôleur flou ne demande pas de modèle du système, Les décisions sont prises sans avoir recours au modèle analytique. Les algorithmes de réglage se basent sur des règles linguistiques de la forme Si ... Alors ... En fait, ces règles peuvent être exprimées en utilisant le langage de tous les jours et la connaissance intuitive d'un opérateur humain.

#### IV.16 Structure d'un contrôleur flou

Il existe trois étapes dans la mise en œuvre d'un contrôleur flou comme le montre la figure IV.12 qui donne son schéma synoptique général.



**Figure IV.12** : Schéma d'un contrôleur flou



#### **IV.16.1 Représentation floue des variables d'entrée**

La première tâche du concepteur de système flou est de définir les variables linguistiques associées aux variables d'entrées du système à contrôler. La fuzzification consiste à caractériser les variables linguistiques utilisées dans le système. Elle transforme une grandeur d'entrée physique (réelle) en une évaluation de valeur subjective. En général, une variable linguistique est associée à un ensemble de termes dont chacun est défini sur le même univers de discours. Chaque terme est un sous-ensemble flou associé à une fonction d'appartenance. Ainsi, pour chaque variable, il s'agit de discrétiser le domaine de variation en sous-ensembles flous.

Une grandeur d'entrée réelle ne sera plus caractérisée par une valeur numérique, mais par un terme linguistique. Son degré d'appartenance à un sous-ensemble flou interviendra dans la détermination des valeurs de vérité des propositions utilisant ce sous-ensemble.

#### **IV.16.2 Représentation floue des variables de sortie**

Il est également indispensable de fuzzifier la variable de sortie car la variable de sortie est liée aux variables d'entrées. En effet, lors de l'inférence et de la défuzzification, on a besoin de connaître les ensembles flous de la variable de sortie ainsi que leurs fonctions d'appartenance.

#### **IV.16.3 Base de règles floues**

Un système flou est caractérisé par un ensemble d'expressions linguistiques (règles) basées sur une connaissance d'expert. Cette connaissance est d'habitude représentée sous forme de règles "Si – Alors" simple à implémenter.

La collection de ces règles forme ce qu'on appelle la base de règles ou ensemble de règles d'un contrôleur flou.

#### **IV.16.4 Inférence à partir de règles floues**

Le problème de base du raisonnement approximatif est de trouver la fonction d'appartenance de la conséquence d'une base de règles.

Le mécanisme d'inférence consiste à dériver un ensemble flou de sortie à partir de l'agrégation des conclusions de l'ensemble des règles floues. Il existe plusieurs méthodes

d'inférence qui se différencient essentiellement par la manière dont vont être réalisés les opérateurs "ET", "OU" et "ALORS" utilisés dans les règles floues.

#### **IV.16.4.1 Méthode d'inférence Max-Min (Inférence de Mamdani)**

Cette méthode réalise l'opérateur "ET" par la fonction "Min", l'opérateur "OU" par la fonction "Max", la conclusion "ALORS" de chaque règle par la fonction "Min" et la liaison entre toutes les règles opérateur "OU" par la fonction "Max".

L'inférence Max-Min est une méthode relativement simple largement utilisée dans les applications industrielles.

#### **IV.16.4.2 Méthode d'inférence Max-Produit (Inférence de Larsen)**

La différence par rapport à la précédente réside dans la manière de réaliser la conclusion "ALORS". Dans ce cas, on utilise le produit.

Les fonctions d'appartenance partielles ont la même forme que la fonction d'appartenance dont elles sont issues multipliées par un facteur d'échelle vertical qui correspond au degré d'appartenance obtenu à travers l'opérateur "ET".

#### **IV.16.4.3 Méthode d'inférence Somme-Produit**

Dans ce cas, l'opérateur "ET" est réalisé par le produit, de même que la conclusion "ALORS". Cependant, l'opérateur "OU" est réalisé par la fonction Somme, il s'agit de la somme pondérée (ou moyenne).

#### **IV.16.5 Défuzzification**

Les méthodes d'inférence fournissent un résultat qui est une fonction d'appartenance pour la variable de sortie. Il s'agit donc d'une information floue qu'il faut transformer en grandeur physique. La défuzzification permet d'avoir un résultat numérique non flou à partir de la sortie de l'inférence.

Les méthodes de défuzzification les plus répandues sont :

#### IV.16.5.1 Méthode du centre de gravité

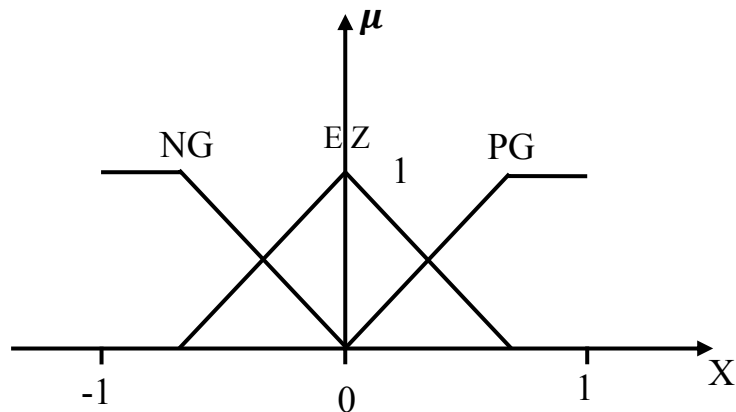
C'est la méthode de défuzzification la plus courante. L'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultant de l'inférence correspond à la valeur de sortie du contrôleur.

#### IV.16.5.2 Méthode du maximum

Cette méthode est beaucoup plus simple. La valeur de sortie est choisie comme l'abscisse de la valeur maximale de la fonction d'appartenance.

#### IV.16.6 Exemple

Soit deux entrées  $X_1$  et  $X_2$  et une sortie  $X_R$ , toutes trois appartenant à  $[-1, 1]$  et définies par les trois sous-ensembles flous NG (négatif grand), EZ (environ zéro) et PG (positif grand).



Une base de règle possible est la suivante :

**Si** ( $X_1$  NG **ET**  $X_2$  EZ), **Alors**  $X_R$  PG

**Si** ( $X_1$  NG **ET**  $X_2$  PG), **Alors**  $X_R$  EZ

**Si** ( $X_1$  EZ **ET**  $X_2$  PG), **Alors**  $X_R$  NG

...

**Si** ( $X_1$  EZ **ET**  $X_2$  EZ), **Alors**  $X_R$  EZ

Supposons que  $X_1=0.44$ ,  $X_2=-0.67$  et que dans l'inférence, les deux règles suivantes aient été activées :

**Si** ( $X_1$  PG **ET**  $X_2$  EZ), **Alors**  $X_R$  EZ

**Si** ( $X_1$  EZ **ET**  $X_2$  NG), **Alors**  $X_R$  NG

La figure IV.13 représente graphiquement le principe de la méthode d'inférence max-min (inférence de Mamdani).

**La première règle donne :**

1.  $X_1=0.44$  est PG avec un degré de 0.67 et  $X_2=-0.67$  est EZ avec un degré de 0.33
2. (  $X_1$  PG ET  $X_2$  EZ ) équivalent à  $\min(0.67,0.33)$  ce qui donne 0.33
3. Alors = min équivalent à tronquer la fonction d'appartenance de  $X_R$  est EZ par 0.33

**La deuxième règle donne :**

1.  $X_1 = 0.44$  est PG avec un degré de 0.67 et  $X_2 = -0.67$  est EZ avec un degré de 0.33
2. (  $X_1$  EZ OU  $X_2$  NG ) équivaut à  $\max(0.67, 0.33)$  ce qui donne 0.67
3. Alors = min équivaut à tronquer la fonction d'appartenance de  $X_R$  est NG par 0.67

**Résultat :**

Enfin, la dernière étape de l'inférence, appelée agrégation des règles, permet de synthétiser ces résultats intermédiaires. On utilise une s-norme.

Une fonction d'appartenance résultante qui sera traitée lors de la déffuzification.

La figure IV.14 représente graphiquement le principe de la méthode d'inférence max-prod

**La première règle donne :**

1.  $X_1= 0.44$  est PG avec un degré de 0.67 et  $X_2 = -0.67$  est EZ avec un degré de 0.33
2. (  $X_1$  PG ET  $X_2$  EZ ) équivalent à  $\min(0.67,0.33)$  ce qui donne 0.33
3. Alors = prod équivalent à multiplier la fonction d'appartenance de  $X_R$  est EZ par 0.33

**La deuxième règle donne :**

1.  $X_1 = 0.44$  est PG avec un degré de 0.67 et  $X_2 = -0.67$  est EZ avec un degré de 0.33
2. (  $X_1$  EZ OU  $X_2$  NG ) équivaut à  $\max(0.67, 0.33)$  ce qui donne 0.67
3. Alors = prod équivaut à multiplier la fonction d'appartenance de  $X_R$  est NG par 0.67

**Résultat :**

Enfin, la dernière étape de l'inférence, appelée agrégation des règles, permet de synthétiser ces résultats intermédiaires. On utilise une s-norme.

Une fonction d'appartenance résultante qui sera traitée lors de la déffuzification.

La figure IV.15 représente graphiquement le principe de la méthode d'inférence somme-prod

**La première règle donne :**

1.  $X_1=0.44$  est PG avec un degré de 0.67 et  $X_2=-0.67$  est EZ avec un degré de 0.33
2. (  $X_1$  PG ET  $X_2$  EZ ) équivalent à prod (0.67,0.33) =  $0.67*0.33$  ce qui donne 0.22
3. Alors = prod équivalent à multiplier la fonction d'appartenance de  $X_R$  est EZ par 0.22

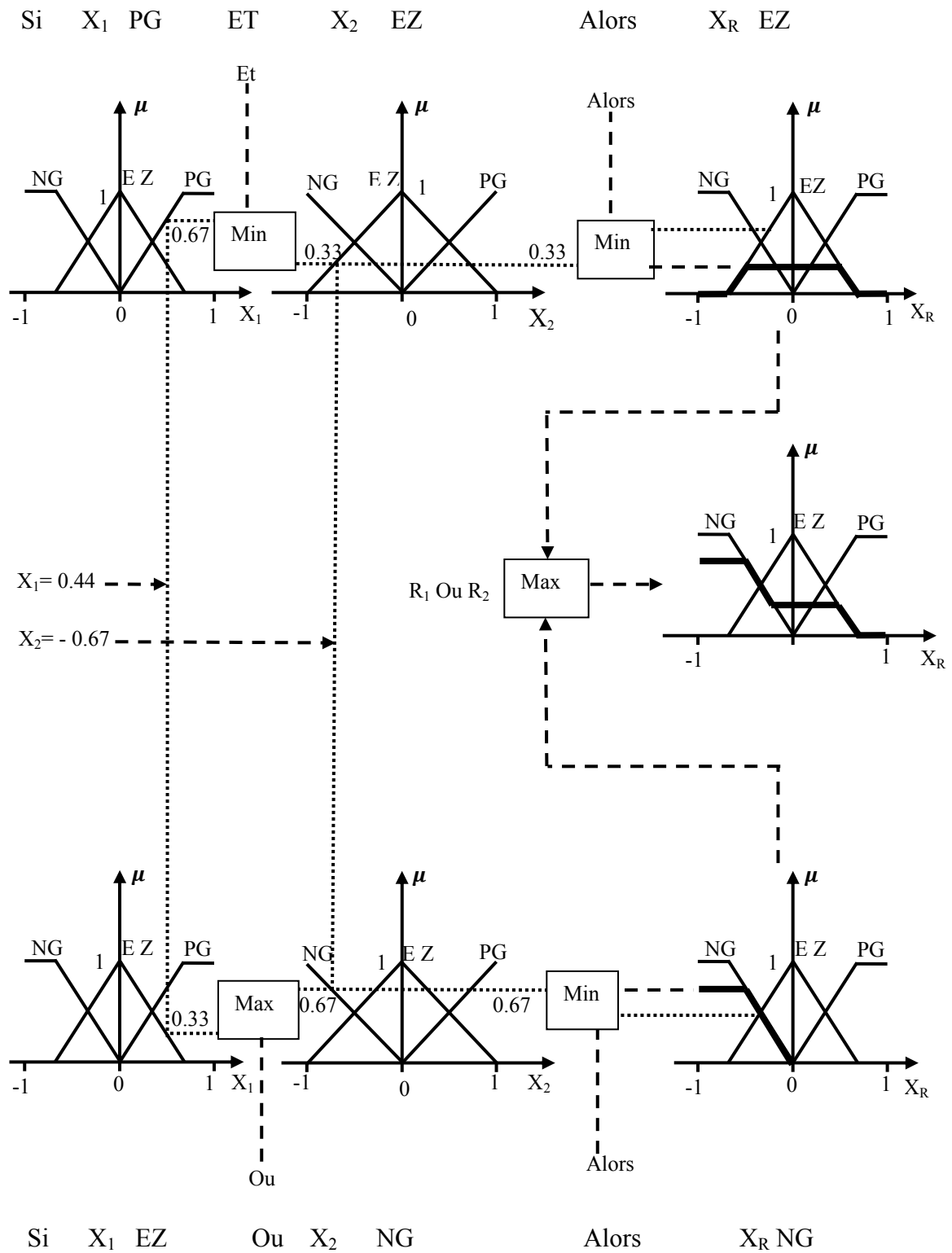
**La deuxième règle donne :**

1.  $X_1 = 0.44$  est PG avec un degré de 0.33 et  $X_2 = -0.67$  est EZ avec un degré de 0.67
2. (  $X_1$  EZ OU  $X_2$  NG ) équivalent à somme  $(0.67+ 0.33)/2$  ce qui donne 0.5
3. Alors = min équivalent à multiplier la fonction d'appartenance de  $X_R$  est NG par 0.5

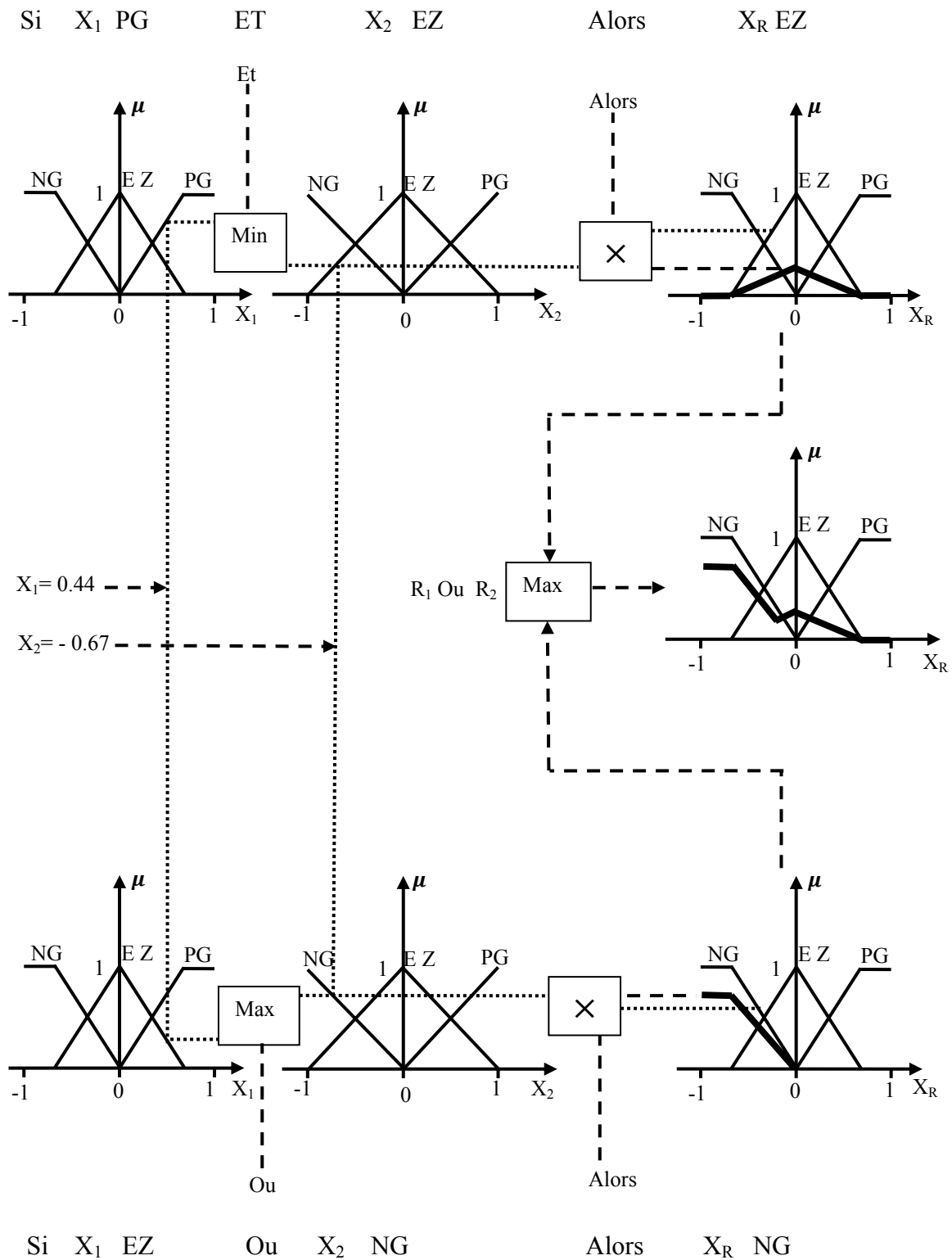
**Résultat :**

Enfin, la dernière étape de l'inférence, appelée agrégation des règles, permet de synthétiser ces résultats intermédiaires. On utilise une s-norme.

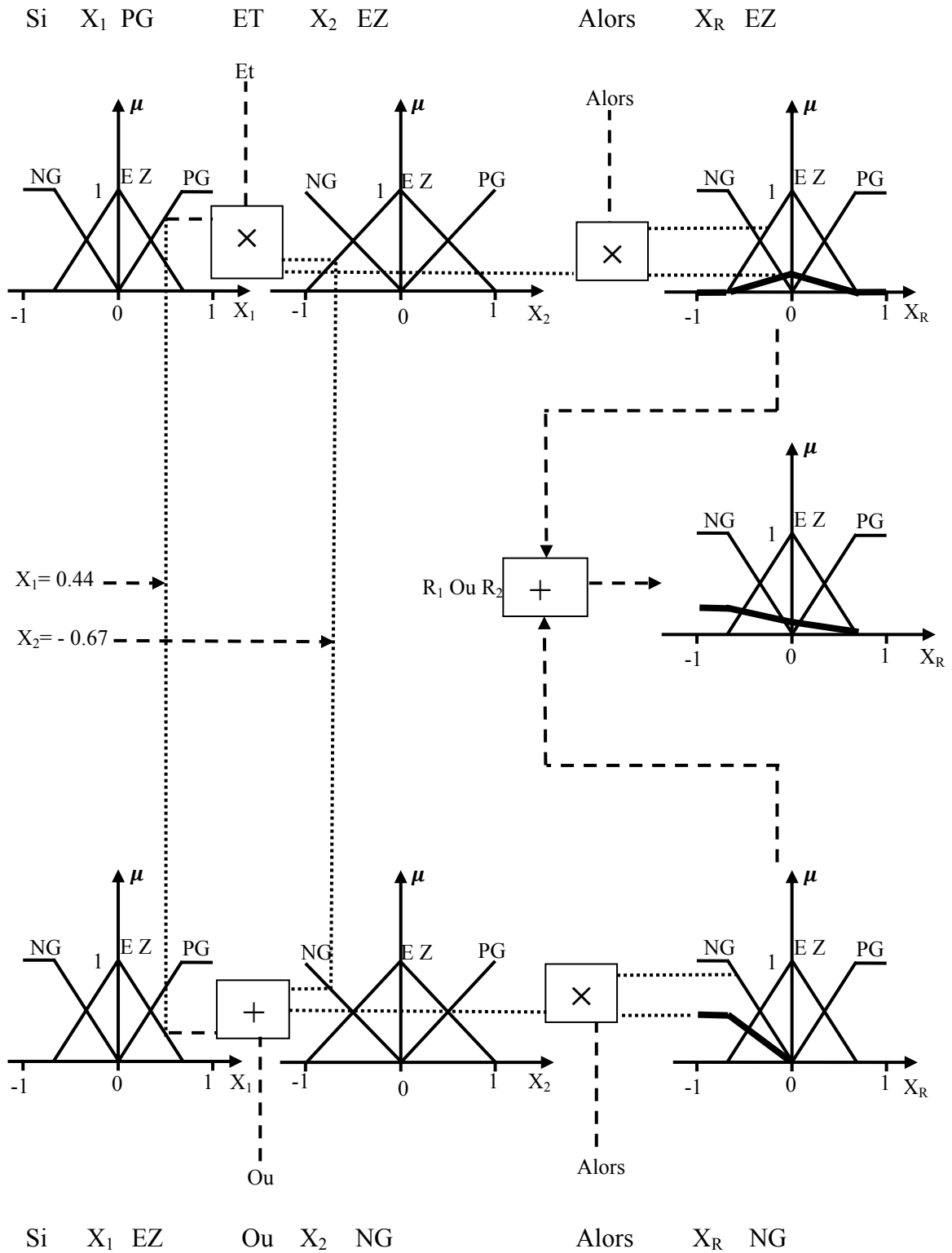
Une fonction d'appartenance résultante qui sera traitée lors de la défuzzification.



**Figure IV.13 :** Méthode d'inférence Max-Min pour deux variables d'entrée et deux règles activées



**Figure IV.14 :** Méthode d'inférence Max-Prod pour deux variables d'entrée et deux règles activées.



**Figure IV.15 :** Méthode d'inférence Somme-Prod pour deux variables d'entrée et deux règles activées



## IV.17 Algorithme génétique adaptatif

Les algorithmes génétiques s'avèrent être de bons outils d'optimisation globale en raison de leur capacité à sortir des minima locaux. Ils ont prouvés leur efficacité en optimisation dans différents domaines. Par contre, cette efficacité est fortement liée à un choix judicieux des paramètres de l'algorithme. Nous décrivons ci-dessous le rôle de ces paramètres.

### IV.17.1 Influence de la taille de la population

La taille de la population est un des choix les plus importants fait par l'utilisateur d'un AG car il peut être critique dans beaucoup d'applications. La taille de la population détermine la diversité de l'espace de recherche. Intuitivement, nous avons donc tendance à utiliser la plus grande population possible. Augmenter la taille de la population permet d'augmenter sa diversité et réduit la probabilité d'une convergence prématurée vers un optimum local, mais en même temps elle augmente le temps de convergence. Si N est trop petit, l'algorithme peut converger trop rapidement vers un résultat non optimal. Cette importance de la taille est essentiellement due à la notion de parallélisme implicite : plus N est grand, plus élevé est le nombre de solutions potentielles évaluées en parallèle par l'AG.

Il existe dans la littérature de nombreuses études qui proposent des critères permettant de choisir le nombre d'individus d'une population en fonction du problème à traiter. Ainsi, Goldberg [53], d'après ses études dans le traitement des problèmes simples, a suggéré un nombre d'individus  $N_{pop}$  en fonction de la longueur du chromosome  $d$  :

$$N_{pop} = 1,65 \cdot 2^{0,21 \cdot d} \quad (IV. 3)$$

Le nombre d'individus dans une population  $N_{pop}$  peut aussi être calculé selon l'expression suivante [54] :

$$N_{pop} = \left[ \left( \frac{d}{k} \right) 2^k \right] \quad (IV. 4)$$

où :

- $d$  est la longueur du chromosome
- $k$  est la longueur moyenne du schéma qui représente un gène du chromosome

Pour un espace de recherche multidimensionnel se composant de plusieurs paramètres, il est nécessaire d'avoir un grand nombre d'individus afin de permettre d'une convergence vers

la solution optimale ou quasi-optimale. Lors de l'optimisation d'un problème plus complexe, cela risque d'aboutir à des temps de calcul prohibitifs. Nous serons donc amenés à réduire la taille de la population mais il est fort probable que l'AG converge prématurément vers un résultat non optimal en raison du manque d'informations pour les opérateurs génétiques.

Pour éviter cette convergence prématurée Krishnakumar [70] a mis au point une variante de l'AG : le micro-Algorithmes Génétiques (mAG).

Brièvement, un mAG génère aléatoirement une petite population. La population se développe de manière que l'AG conventionnel converge après très peu de générations vers une solution non optimale. Une nouvelle population est alors choisie aléatoirement tout en gardant le meilleur individu obtenu lors des générations précédentes et le processus d'évolution est relancé. Krishnakumar considère que la convergence d'une population est atteinte lorsque moins de 5% des bits des autres individus sont différents de ceux du meilleur individu.

#### **IV.17.2 Influence des probabilités associées aux opérateurs génétiques**

La tâche d'exploitation est confiée à l'opérateur de croisement, alors que la tâche d'exploration est confiée à l'opérateur de mutation.

**Influence de la probabilité de croisement :** Le croisement, contrôlé par la probabilité  $P_c$ , sert à produire une population plus performante en échangeant les informations génétiques entre deux chromosomes. La probabilité de croisement a une influence considérable sur la vitesse de convergence d'un algorithme génétique. Plus elle est grande et plus la population subit de changements importants. Alors qu'une faible probabilité de croisement génère le temps de calcul le plus long pour obtenir la meilleure solution.

Le choix de  $p_c$  est généralement très vaste et dépend de chaque application. Typiquement, la probabilité  $p_c$  varie dans l'intervalle 0,5-0,9 [50,71].

**Influence de la probabilité de mutation :** La mutation, contrôlée par la probabilité  $P_m$ , introduit des changements occasionnels sur les informations génétiques des chromosomes. Elle a pour rôle d'empêcher l'algorithme de stagner. En effet, si la population devient très homogène, le croisement devient insignifiant et l'algorithme converge vers un optimum local, l'opérateur de mutation intervient pour disperser une partie de cette population sur l'espace de recherche.

L'exposition de tous les individus à une probabilité de mutation affectée aléatoirement risque d'altérer les bonnes caractéristiques des individus performants. Or, ces bonnes caractéristiques doivent être transmises aux générations ultérieures par croisement.

La probabilité  $P_m$  doit être assez faible par rapport à celle du croisement puisqu'une valeur élevée risque de conduire à une solution sous optimale en perturbant celle qui est optimale. Une valeur trop importante tout au long de l'algorithme transformera l'algorithme en une recherche aléatoire et risque d'empêcher toute convergence de l'algorithme, alors qu'avec une valeur très faible, les déplacements dans l'espace sont insuffisants en début de convergence, et l'algorithme peut rester bloqué dans un optimum local. Les valeurs usuelles pour ce paramètre varient de 0.001 à 0.2 [72].

La recherche des valeurs optimales de  $P_c$  et  $P_m$ , afin d'améliorer les performances de l'algorithme génétiques, est un problème récurrent qui a fait l'objet de nombreux travaux de recherche [73-78]. Mais les recommandations données sont spécifiques aux problèmes traités.

Grefenstette [76] a formulé le problème de réglage de  $P_c$  et de  $P_m$  comme un problème d'optimisation en soi et il a recommandé l'utilisation d'un second AG pour déterminer les probabilités  $P_c$  et de  $P_m$ . L'inconvénient de la méthode de Grefenstette est le coût en temps de calcul qui est très élevé.

Sid [77] propose une stratégie qui adapte les probabilités de croisement et de mutation en fonction de la diversité génétique moyenne, du rang des individus dans la population et de la distance entre la performance maximale et la moyenne.

Pour respecter le principe de l'AG qui consiste à transmettre les caractéristiques des bons individus aux générations ultérieures, le croisement des individus les plus performants doit être favorisé. Cette technique propose la formule suivante pour gérer la probabilité de croiser deux parents  $Pr_1$  et  $Pr_2$  :

$$P_c(P_{r_1}, P_{r_2}) = Coef_c \cdot \frac{Pop_{sz} - mean(r_1, r_2) + 1}{Pop_{sz}} \quad (IV.5)$$

Le paramètre  $Coef_c$  est une constante de l'ordre 0.85,  $Pop_{sz}$  est la taille de la population et  $mean(r_1, r_2)$  la moyenne des rangs  $r_1$  et  $r_2$  des parents  $Pr_1$  et  $Pr_2$  respectivement.

La probabilité de croiser deux parents est une fonction linéaire de la moyenne de leurs rangs. Si cette moyenne est faible, la probabilité de croisement sera forte. Cela signifie que

deux parents performants, c'est-à-dire placés aux rangs les plus faibles, seront favorisés par l'opérateur de croisement. A l'inverse, deux parents peu performants posséderont une moyenne forte et auront donc une probabilité de croisement faible. Dans une situation intermédiaire, un parent performant et l'autre pas, l'opération de croisement permet d'attribuer une probabilité de croisement moyenne, ce qui contribue à entretenir la diversité génétique en n'écartant pas de manière définitive le croisement entre les individus performants et d'autres moins.

La probabilité de croisement  $P_c$  calculée par la relation IV.5 est toujours dans l'intervalle  $]0, 0.85[$  et cela quel que soient les rangs  $r_1$  et  $r_2$ . En effet, les rangs  $r_1$  et  $r_2$  prennent des valeurs entières comprises entre 1 et  $Pop_{sz}$ . Le quotient de l'équation est alors supérieur à 0 et inférieur à 1 et, par conséquent, une probabilité  $P_c$  comprise entre 0 et  $Coef_c$ . La valeur de  $Coef_c$  est choisie égale à 0.85.

Plusieurs variantes de mutation sont possibles : locale, uniforme ou classique. Toutes ces variantes diffèrent les unes des autres mais ont en commun d'utiliser une probabilité de mutation qui peut être utilisée de manière aléatoire ou adaptative.

L'exposition de tous les individus à une probabilité de mutation affectée aléatoirement risque d'altérer les bonnes caractéristiques des individus performants. Or, ces bonnes caractéristiques doivent être transmises aux générations ultérieures par croisement. Pour éviter de les altérer par mutation, l'approche de Sid [77] propose une distribution linéaire de probabilité qui favorise la mutation des individus les moins performants.

$$P_m(x_i) = Coef_m \left( \frac{r_i}{Pop_{sz}} \right) \quad (IV.6)$$

Où  $Coef_m$  est une constante de l'ordre de 0.2,  $r_i$  est le rang de l'individu  $x_i$  et  $Pop_{sz}$  la taille de la population.

Les individus performants sont protégés alors que les individus les moins bons sont perturbés.

Une amélioration de cette technique, inspirée de la stratégie de Jakobovic [74], proposée par Sid, se base sur le fait que l'allure de la population au cours des générations dépend de la performance maximale  $f_{max}$  et de la performance moyenne  $f_{moy}$  de la population. La différence  $f_{max}-f_{moy}$  pour une population convergente est plus faible que la

différence pour une population plus dispersée. Cette quantité joue un rôle primordial dans un pilotage adaptatif car sa valeur normalisée représente le degré de diversité de la population :

$$D_{vrst} = \frac{f_{max} - f_{moy}}{f_{max}} \quad (IV.7)$$

La variable  $D_{vrst}$  est évaluée à chaque génération et comparée avec une ancienne valeur stockée dans une variable notée Val. Si la nouvelle valeur est supérieure à l'ancienne, alors la diversité s'est améliorée, aucune action de nature adaptative n'est entreprise. La variable statique Val est actualisée par la nouvelle valeur de  $D_{vrst}$ . Par contre, si la nouvelle valeur est inférieure à l'ancienne, ce qui est un indice d'un appauvrissement de la diversité, un mécanisme adaptatif est mis en œuvre afin de contrer l'appauvrissement. Dans ce cas un coefficient est défini :

$$conv_{coef} = \frac{D_{vrst}}{Val} \quad (IV.8)$$

Ce coefficient positif représente le degré d'appauvrissement de la diversité de la population d'une génération à l'autre, il est plus petit que 1 lorsque la diversité régresse, et permet d'adapter les probabilités de croisement  $P_c$  et de mutation  $P_m$  en fonction de la diversité de la population.

En ce qui concerne le croisement, la probabilité  $P_c$  dans la formule IV.5 fonction linéaire des rangs des parents, est remplacée par une dépendance non linéaire :

$$P_c(P_{r1}, P_{r2}) = Coef_c \cdot \left( \frac{Pop_{sz} - mean(r_1, r_2) + 1}{Pop_{sz}} \right)^{Conv_{coef}} \quad (IV.9)$$

Cette dépendance non linéaire traduit une action adaptative sur le croisement lorsque la diversité génétique régresse de manière importante avec un ratio  $Conv_{coef}$  proche de zéro. Dans ce cas, la probabilité définie par la formule IV.9 tend vers une valeur constante  $Coef_c$ , imposant de ce fait une probabilité de croisement quasiment égale à tous les individus. Cela a donc pour effet de réintroduire de la diversité au sein de la population en retardant l'émergence et l'hégémonie des individus les plus performants.

Une autre manière d'interpréter la formule IV.9 consiste à remarquer que le coefficient  $Conv_{coef}$  est aussi un indicateur de convergence. En effet, lorsque ce coefficient tend vers zéro, la performance moyenne est proche de la performance maximale en vertu de l'équation IV.7. La distance entre les individus est alors faible et la proximité entre les individus les

moins performants est réduite. Dans ces conditions, il apparait naturel d'imposer une même probabilité de croisement à tous les individus, ce qui reflète bien la formule IV.9 lorsqu'elle est déclinée avec un coefficient  $Conv_{coef}$  proche de zéro.

La mutation est donnée par la formule suivante :

$$P_m(x_i) = Coef_m \cdot (1 - D_{vrst}) \cdot \left( \frac{(r_i)^{Conv_{coef}}}{Pop_{Sz}} \right) \quad (IV.10)$$

Le nombre d'individus mutant doit varier en fonction de la diversité génétique de la population.

La probabilité de mutation s'exprime en fonction de la diversité génétique par le produit d'une partie linéaire et d'une partie non-linéaire. Il s'agit, pour la partie linéaire, d'un coefficient de pondération  $1 - D_{vrst}$  permettant d'augmenter le nombre d'individus mutant lorsque la diversité est faible et de le diminuer si la diversité est élevée. Il s'exerce de manière adaptative au cours des générations. En convergeant, la probabilité de mutation tend vers une distribution uniforme  $\frac{Coef_m}{Pop_{Sz}}$ . En effet, s'il y a convergence, la diversité  $D_{vrst}$  et le ratio  $Conv_{coef}$  tendent vers zéro. La probabilité de mutation, dans ce cas, ne dépend plus du rang. Chaque individu a alors la même probabilité de muter.

Dans l'approche proposée par B. Liu et al [78], la probabilité  $P_c$  s'ajustera automatiquement suivant l'évolution de la fitness moyenne : si la fitness moyenne dans les générations passées continue à augmenter  $P_c$  diminuera, alors que dans l'autre cas,  $P_c$  augmentera. La loi de variation de  $P_c$  est la suivante :

$$P_{c_{new}} = \frac{(\sum_{j=i-1-N}^{i-1} \Delta f_j)^{P_c}}{\sum_{j=i-N}^i \Delta f_j} \quad (IV.11)$$

$\Delta f_i$  est la différence entre la fitness moyenne de chaque individu dans les N générations immédiates.

$i$  est le nombre de la génération courante.

Concernant la mutation, à chaque chromosome est assignée une probabilité de mutation donnée par l'équation suivante :

$$P_{m_{new}} = P_m \frac{\bar{f}}{f_j} \quad j = 1, 2, \dots, N$$

$f_j$  est la fitness du chromosome  $j$ .

$\bar{f}$  est la fitness moyenne de la population courante.

Ainsi les individus possédant les meilleurs fitness auront une probabilité de mutation petite tandis que les individus de mauvaises fitness auront une grande probabilité  $P_m$ . De cette façon les chromosomes de mauvaise fitness subiront beaucoup plus de changement et seront accélérés vers la solution optimale mais de manière douce pour ne pas changer leurs directions d'évolution.

## IV.18 Algorithme génétique flou

Un AG standard produit des résultats réellement intéressants lorsqu'on arrive à guider son parcours dans l'espace de recherche. Deux des paramètres principaux qui déterminent la capacité d'exploration de l'espace des solutions d'un algorithme génétique sont les probabilités de mutation et de croisement. Fixer ces paramètres revient à trouver un compromis entre une exploration globale et une exploration locale.

L'idée principale d'un algorithme génétique adaptatif est d'adapter les paramètres de l'algorithme sur la base de statistiques concernant la population et ce à chaque génération. Dans la technique adoptée dans notre travail, les valeurs de ces paramètres ne sont plus figées, mais sont modifiées par un contrôleur à logique floue, en fonction des résultats collectés durant le processus de recherche. La logique floue a été longtemps utilisée pour la commande des systèmes complexes [79]. Lau et al. [80] ont proposé une nouvelle utilisation de la logique floue dans le domaine du transport. Ils ont proposé un algorithme génétique avec une application de la logique floue sur ces paramètres pour calculer leurs meilleures valeurs. Yalaoui et al. [81] ont proposé ce même concept au problème d'ordonnancement. Nous utilisons ce même principe pour résoudre le problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées.

La structure du contrôleur utilisé dans notre algorithme est donnée sur la figure IV.16.

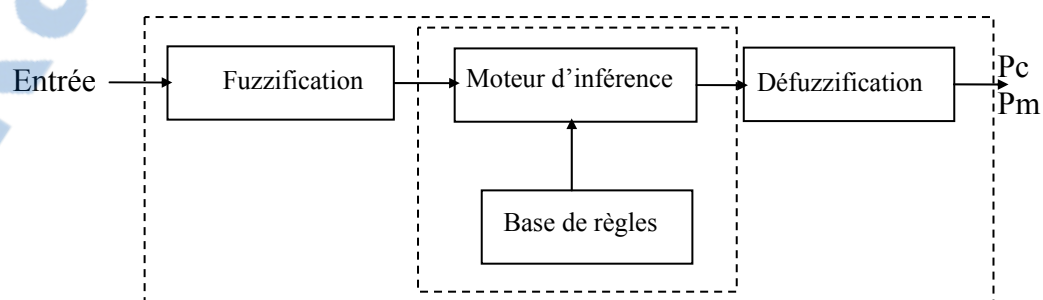


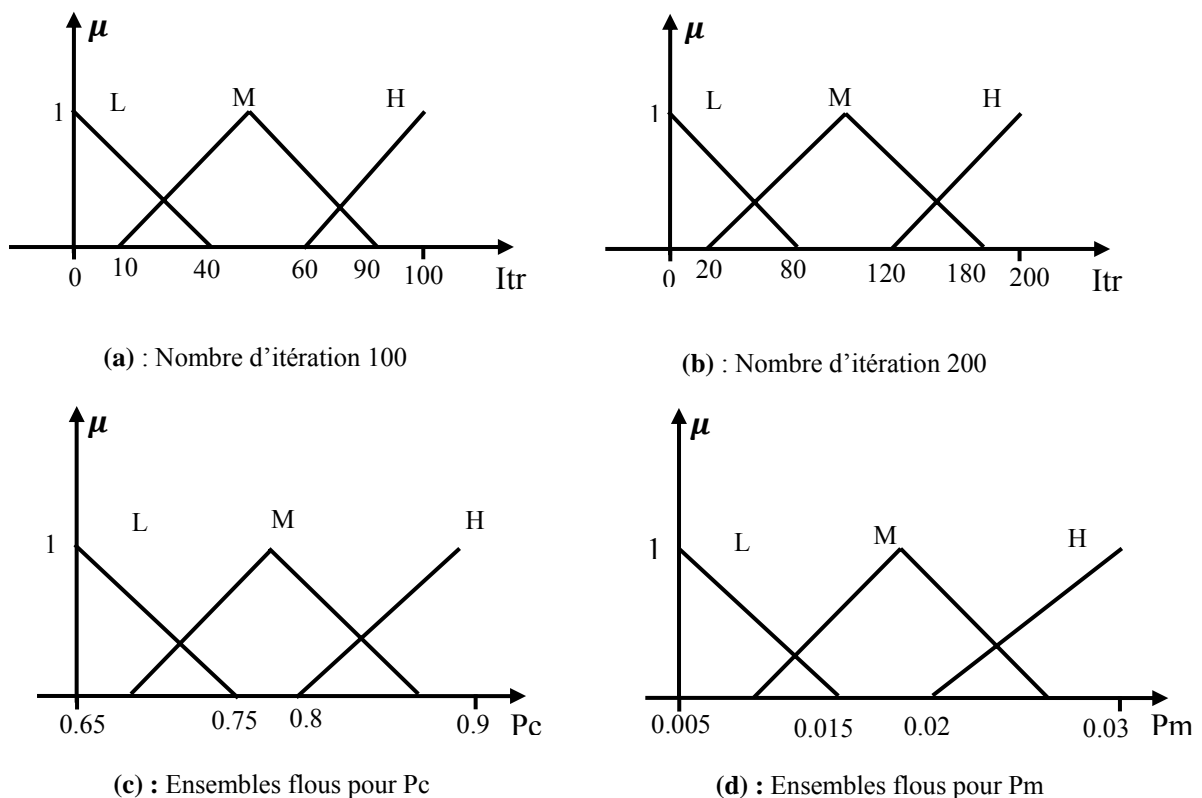
Figure IV.16 : Structure du contrôleur flou

Les termes linguistiques utilisés sont Petit : L, Moyen : M et Grand : H, ces termes permettent de caractériser les paramètres associés au système contrôlé.

Dans une première approche, nous avons utilisé le numéro d'itération comme variable d'entrée et les probabilités de mutation  $P_m$  et de croisement  $P_c$  comme variables de sortie.

Les fonctions d'appartenances des variables d'entrées et de sorties sont représentées sur la figure IV.17.

La probabilité de croisement prend ses valeurs dans l'intervalle [0.65 0.9] et la probabilité de mutation se situe dans l'intervalle [0.005 0.03].



**Fig. IV.17** : Fonctions d'appartenance des variables d'entrée et de sortie du contrôleur flou.

Les algorithmes de réglage se basent sur des règles linguistiques de la forme Si ... Alors ... Ces règles sont issues d'une analyse des variations des grandeurs d'entrée pour un AGS. Durant les premières itérations, on utilise des probabilités de croisement et de mutation assez élevées, ce qui permet d'explorer efficacement l'espace des solutions. Par la suite, on choisit des valeurs plus faibles, ce qui tend à stabiliser la population aux alentours des bonnes solutions.



Les règles floues utilisées dans le processus d'inférence sont les suivantes :

Si Itr = L alors Pc = H et Pm =H

Si Itr = M alors Pc = M et Pm =M

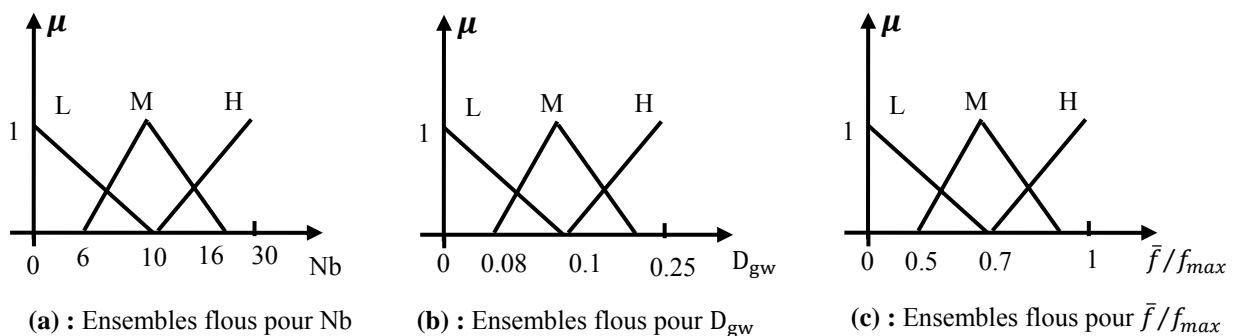
Si Itr = H alors Pc = L et Pm =L

La fuzzification est réalisée par la méthode d'inférence de Mamdani, et la procédure de défuzzification par la méthode du centre de gravité (centroïde).

Dans une deuxième approche, le contrôleur flou a pour entrée :  $D_{gw}$ ,  $\bar{f}/f_{max}$ , Nb, et pour sortie la probabilité de mutation Pm et la probabilité de croisement Pc.

$D_{gw}$  représente la mesure de la diversité de population, f la fonction d'évaluation et la variable Nb est utilisée pour enregistrer la fréquence de la plus grande valeur de la fonction d'évaluation (fitness) qui n'a pas changée.  $\bar{f}/f_{max}$  est utilisée pour juger si la diversité de population courante est utile, si c'est près de 1, la convergence a été atteinte, alors que si c'est près de 0, la population montre un haut niveau de diversité.

Les figures IV.18 représentent l'univers de discours des variables d'entrées avec leurs fonctions d'appartenance.



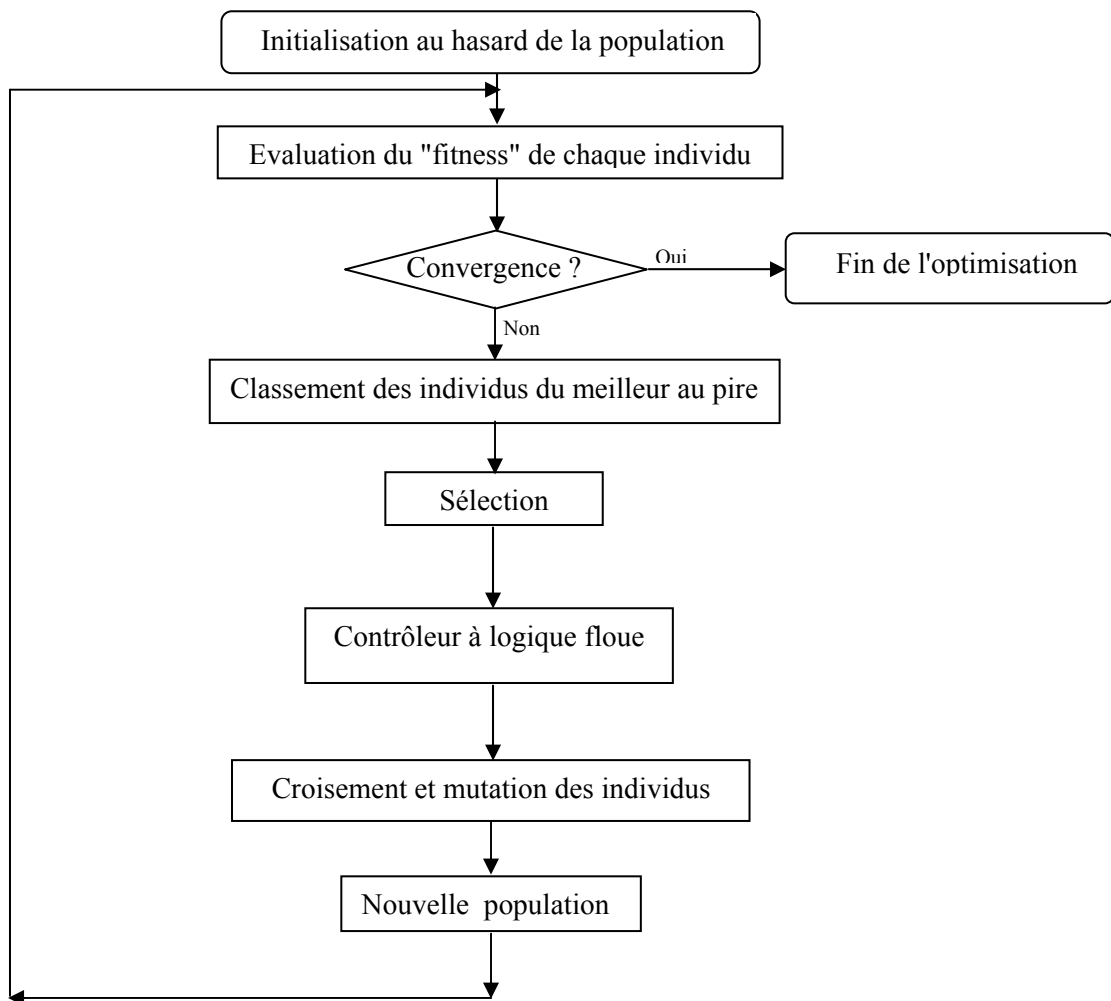
**Fig. IV.18** : Fonctions d'appartenance des variables d'entrées du contrôleur flou

Les règles floues utilisées durant le processus d'inférence sont présentées dans le tableau IV.2. Ces règles sont issues d'une analyse des variations des grandeurs d'entrée pour un AGS [82].

La figure IV.19 représente le fonctionnement itératif simplifié d'un algorithme génétique flou.

$\bar{f} / f_{\max}$	<i>Nombre</i>	$D_{gw}$	$p_m$	$p_c$
P	-	P	G	G
P	-	M	G	M
P	-	G	M	G
M	-	P	G	M
M	-	G	P	M
G	P	-	P	G
G	M	P/M	P	M
G	G	P	P	P
M/P	P	-	P	G
M	M/G	-	P	M
P	P	-	M	G
P	M/P	-	G	M
-	P	M/G	P	G
-	G	M/G	P	M

**Tableau IV.2** Règles floues pour  $p_c$  et  $p_m$



**Figure IV.19** : Organigramme d'un algorithme génétique sous contrôleur flou

## IV.19 PSO adaptative

Comme toutes les autres méta-heuristiques, la PSO possède de nombreux paramètres de contrôle : la taille de l'essaim, le poids d'inertie et les coefficients de confiance. La valeur de ces paramètres influence la réussite ou non et la rapidité de l'algorithme de la PSO.

De nombreuses études [83-87] sont proposées chaque année pour tenter d'améliorer l'algorithme d'essaim de particule.

Shi et Eberhart [83] proposent une étude qui donne une indication sur les performances de la PSO en fonction des différentes valeurs de  $w$  et de  $V_{\max}$ . On trouve aussi des études sur des méthodes adaptatives. Adenso-Diaz et Laguna [84] proposent une méthode nommée calibra, qui utilise la méthode de Taguchi [85], ainsi qu'un algorithme de recherche locale, pour déterminer les paramètres. Suganthan [86] propose de modifier la taille des voisinages des particules en fonction du temps. Dans [87] les auteurs proposent de diminuer linéairement le poids d'inertie.

Dans notre travail nous proposons d'utiliser le principe de la logique floue, qui a été utilisé dans l'algorithme génétique, pour ajuster les paramètres de l'algorithme de la PSO, afin de résoudre le problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées.

## IV.20 PSO floue

La méthode d'essaim particulière peut être réglé à travers différents paramètres fixés à l'avance et dont dépend très fortement la bonne convergence de l'algorithme. Le plus important est le poids d'inertie. Il permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode. Une grande valeur de  $w$  est synonyme d'une grande amplitude de mouvement et donc d'exploration globale. Une faible valeur de  $w$  est synonyme de faible amplitude de mouvement et donc d'exploration locale. Donc c'est ce paramètre que nous allons utiliser pour contrôler la convergence de l'algorithme. Pour cela, nous allons introduire un contrôleur flou dans l'algorithme qui va ajuster le poids d'inertie  $w$  au cours du processus d'optimisation, un peu à la manière de la température dans un algorithme de recuit simulé.

Le contrôleur flou utilisé dans ce cas est constitué d'une seule variable d'entrée et d'une seule variable de sortie et sa structure est la même que celle utilisée dans l'algorithme génétique flou. La variable d'entrée du contrôleur est le numéro d'itération et la variable de sortie est le poids d'inertie  $w$ .

Des valeurs élevées de  $w$  permettent une bonne exploration globale, tandis que pour des valeurs faibles une recherche fine est réalisée.

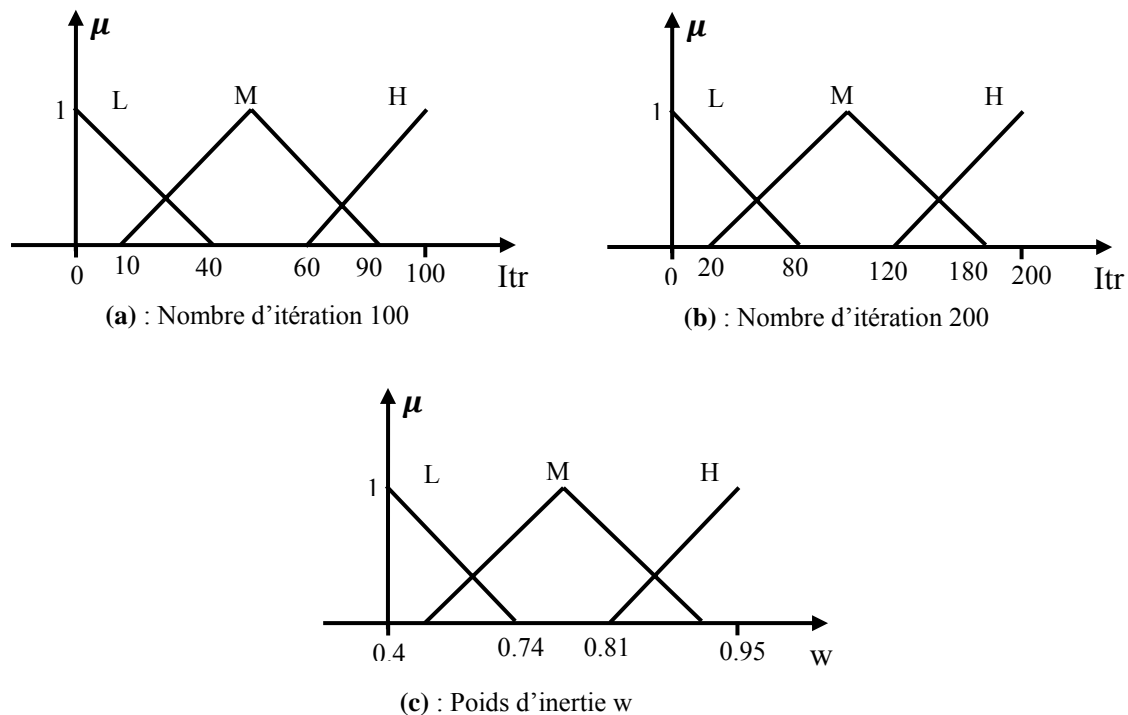
Les valeurs linguistiques utilisées sont Petit : L, Moyen : M et Grand : H. Les fonctions d'appartenances des variables d'entrées et de sorties sont représentées sur la figure IV.20. Le poids d'inertie prend ses valeurs dans l'intervalle  $[0.4 \ 0.95]$ .

Les règles floues utilisées dans le processus d'inférence sont les suivantes :

Si  $I_{tr} = L$  alors  $w = H$

Si  $I_{tr} = M$  alors  $w = M$

Si  $I_{tr} = H$  alors  $w = L$



**Figure IV.20** : Fonctions d'appartenances des variables d'entrée et de sortie

La figure IV.21 représente le fonctionnement itératif simplifié d'un algorithme d'essaim particulaire flou.

La valeur du poids d'inertie  $w$  est calculée avec le module de la logique flou (FLC). A chaque itération, cette valeur est mise à jour puis est utilisée par les équations de mouvements pour faire déplacer de manière plus stratégique les particules.

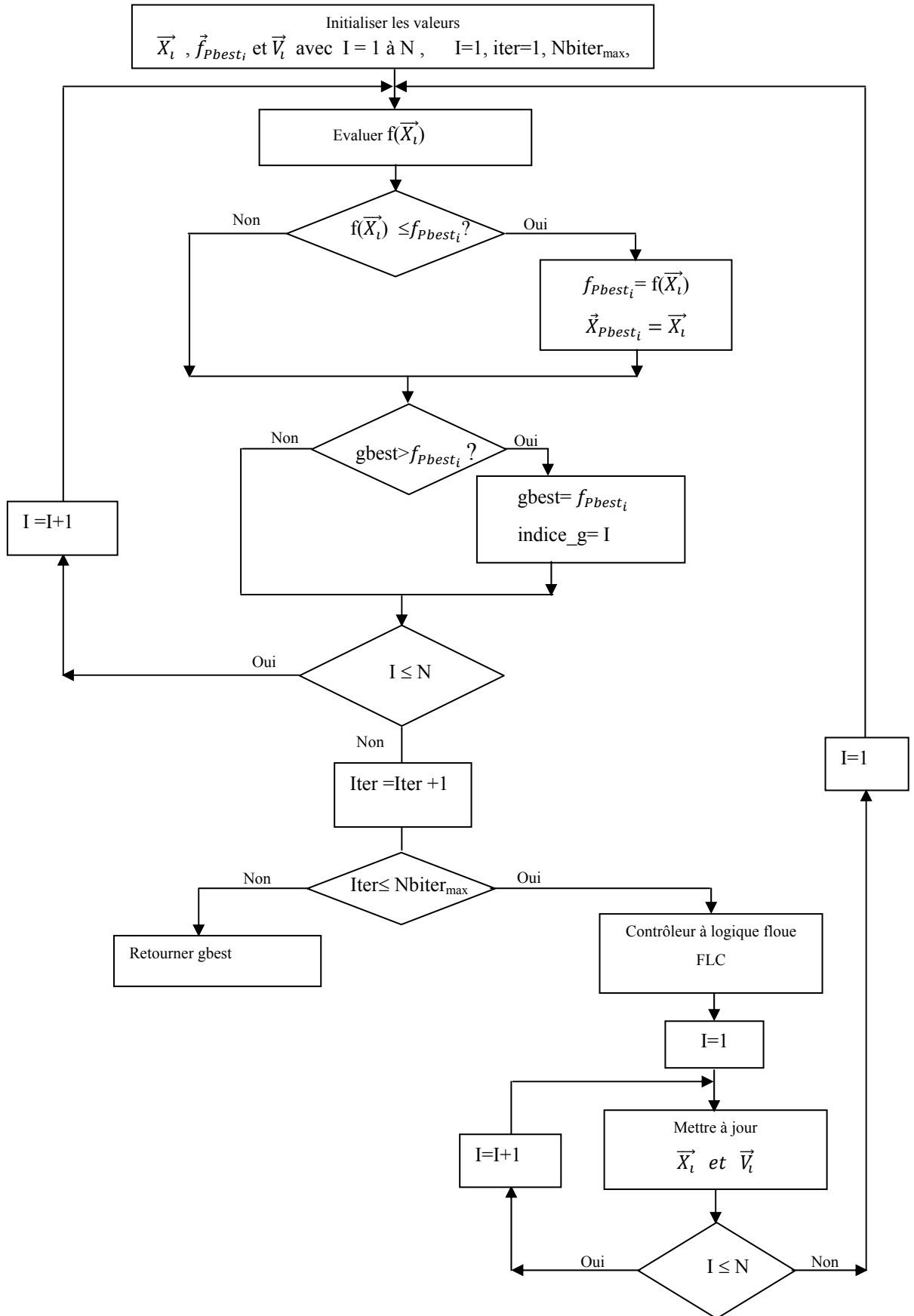


Figure IV.21 : Organigramme de la PSO floue

## **IV.21 Conclusion**

Dans ce chapitre, après l'introduction sur les méthodes d'optimisation, nous avons présenté les méthodes du recuit simulé, de l'algorithme génétique et de l'essaim particulaire en vue de leur application à la synthèse de diagramme de rayonnement. Le principe de fonctionnement de chaque algorithme a été détaillé.

Reconnues depuis de nombreuses années pour leur efficacité, ces méta-heuristiques présentent des défauts qui rebutent encore certains utilisateurs. Le réglage des paramètres est un de ceux-ci. La valeur de ces paramètres influence la réussite ou non et la rapidité de ces algorithmes.

Ceci, Nous a conduit à développer deux techniques d'optimisation, l'algorithme génétique sous contrôleur de logique floue (AGF) et l'algorithme par essaim particulaire sous contrôleur de logique flou (PSOF), en apportant des adaptations et améliorations à l'AG standard et à la PSO standard.

Nous présentons dans le chapitre suivant les résultats de l'application de ces méthodes à la synthèse des réseaux d'antennes. Ainsi qu'une étude comparative des résultats obtenus par les différentes méthodes d'optimisation.

## **CHAPITRE V**

# **SYNTHESE DES RESEAUX D'ANTENNES IMPRIMEES**

## V.1 Introduction

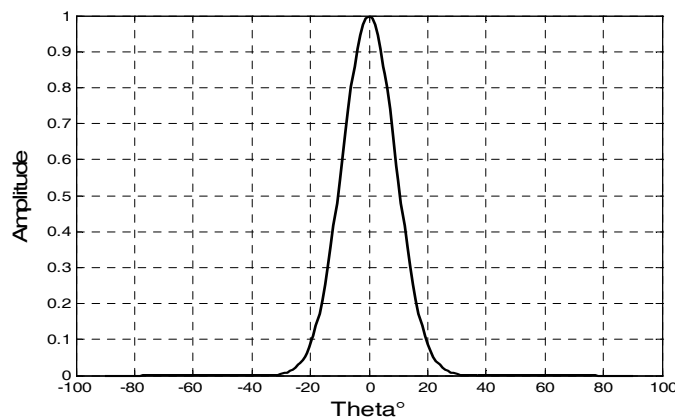
Dans le chapitre précédent, nous avons présenté le principe de fonctionnement de plusieurs méta-heuristiques ainsi que les paramètres qui leurs permettent de converger vers les solutions optimales. Dans ce chapitre, nous proposons l'application de ces méthodes au problème de synthèse des réseaux d'antennes à rayonnement spécifié. Nous présentons différents cas de synthèses réelles afin de prouver l'efficacité de ces méthodes.

Nous allons tout d'abord implémenter et appliquer ces méthodes à des antennes réseaux linéaires et planes. Après nous les étendons aux antennes réseaux conformées. Les différentes implémentations nécessitent une phase d'adaptation de la méthode adoptée ainsi qu'un bon réglage des paramètres. Pour chaque application, le type de réseau, le nombre d'éléments, la distance entre les sources et le diagramme désiré sont fournis. Toutes les approches de synthèse ont été programmées sous matlab.

## V.2 Problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées

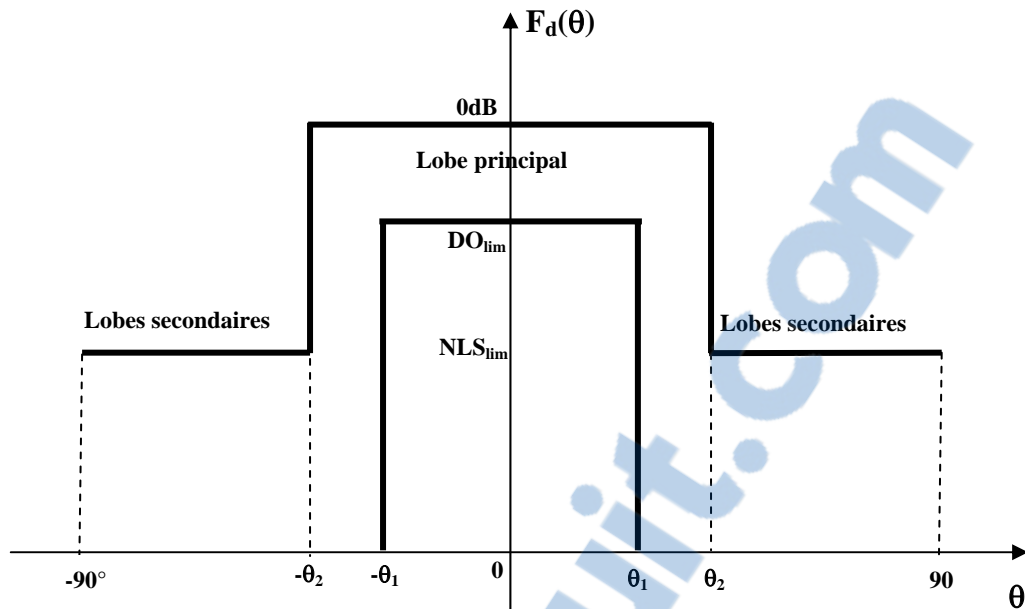
Dans le troisième chapitre nous nous sommes intéressés à l'analyse des réseaux d'antennes imprimées. Cette analyse consistait à déterminer le champ rayonné lorsque l'on connaît l'amplitude et la phase de l'onde appliquée à chaque source, ainsi que la géométrie du réseau.

La synthèse consiste à estimer les variations d'amplitude et de phase de l'alimentation et de la répartition spatiale des éléments rayonnants, susceptibles de produire un diagramme de rayonnement possédant certaines propriétés exigées à l'avance par l'utilisateur. Ces propriétés sont généralement spécifiées à partir d'une fonction (Figure V.1) ou d'un gabarit (Figure V.2), caractérisant le diagramme de rayonnement désiré.



**Figure V.1** : Diagramme désiré spécifié par une gaussienne





**Figure V.2 :** Diagramme désiré spécifié par un gabarit

Un algorithme d'optimisation nécessite généralement la définition d'une fonction rendant compte de la pertinence des solutions potentielles, à partir des grandeurs à optimiser. Il s'agit de la fonction cout (fitness function en terminologie anglo-saxonne) qui est une liaison entre le problème physique et le processus d'optimisation. La fonction cout est un outil permettant d'exprimer le but de l'optimisation, et représente le moyen pour développer la population (AG, PSO). La fonction cout doit traduire en langage mathématique le désir de l'utilisateur.

Mathématiquement, le problème consiste à résoudre un système d'équations, généralement non linéaire :

$$F_s(x, \theta_j) = F_d(\theta_j) \quad j=1, \dots, M.$$

$x$  est un vecteur des paramètres du réseau,  $F_s$  est la fonction de rayonnement calculée dans une direction  $\theta_j$  et,  $F_d$  est la valeur désirée dans cette même direction. La direction angulaire est discrétisée en  $M$  valeurs.

Le problème de synthèse des réseaux d'antennes imprimées peut être traduit sous la forme d'un problème d'optimisation minimisant l'écart entre la fonction synthétisée et celle désirée.

$$erreur(x) = \sum_{j=1}^M (F_s(x, \theta_j) - F_d(\theta_j))^2$$

Les méthodes utilisées ont été exposées en détail au chapitre quatre. C'est pourquoi nous ne les reprendrons pas mais nous les adapterons à notre problème de synthèse. Ces méthodes facilitent la procédure d'optimisation parce qu'elles utilisent directement la fonction objectif et non une de ces dérivées ou autres connaissances relatives. Pour prouver leur efficacité nous les appliquerons au deux cas de diagramme désiré spécifié par une fonction et par un gabarit.

### V.3 Synthèse par le recuit simulé

Notre problème consiste à chercher la loi de pondération des éléments du réseau pour que le rayonnement satisfasse à des contraintes que l'on se fixe à l'avance.

L'application du recuit simulé à la synthèse de réseaux d'antennes imprimées repose sur l'analogie suivante : la fonction à minimiser est assimilée à l'énergie  $E$  du système et les variables de synthèse aux positions des atomes. On introduit également un paramètre fictif, de contrôle de la convergence de l'algorithme, assimilé à la température  $T$  du système.

#### V.3.1 Applications à la synthèse de réseaux rectilignes

Considérons un réseau symétrique contenant  $2N$  éléments rayonnants identiques alignés régulièrement sur un axe et ayant le même diagramme de rayonnement  $E(\theta, \varphi)$ .

Le diagramme de rayonnement s'écrit :

$$F_S(\theta, \varphi) = E(\theta, \varphi) \sum_{i=-N}^N a_i e^{j(k_0 x_i \sin(\theta) + \psi_i)}$$

Le diagramme de rayonnement normalisé, pour une loi de phase nulle, s'écrit :

$$F_S(\theta, \varphi) = \frac{2 E(\theta, \varphi)}{F_{Smax}} \sum_{i=1}^N a_i \cos(k_0 x_i \sin(\theta))$$

Le réseau considéré (figure V.3) fonctionne à la fréquence de 5 GHz. Il est constitué de 18 éléments, de forme carrée, alimentés par sonde coaxiale et espacés uniformément de 3cm.

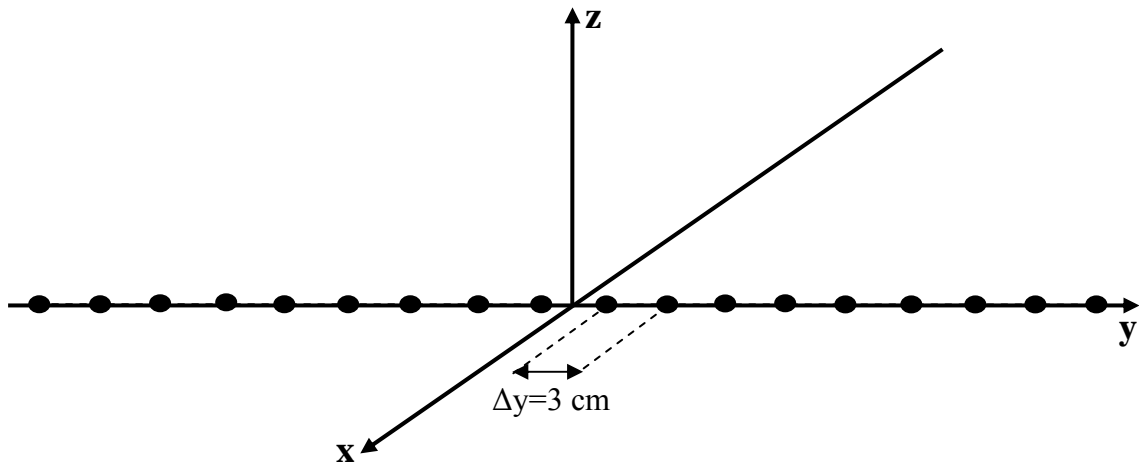


Figure V.3 : Réseau rectiligne de 18 éléments

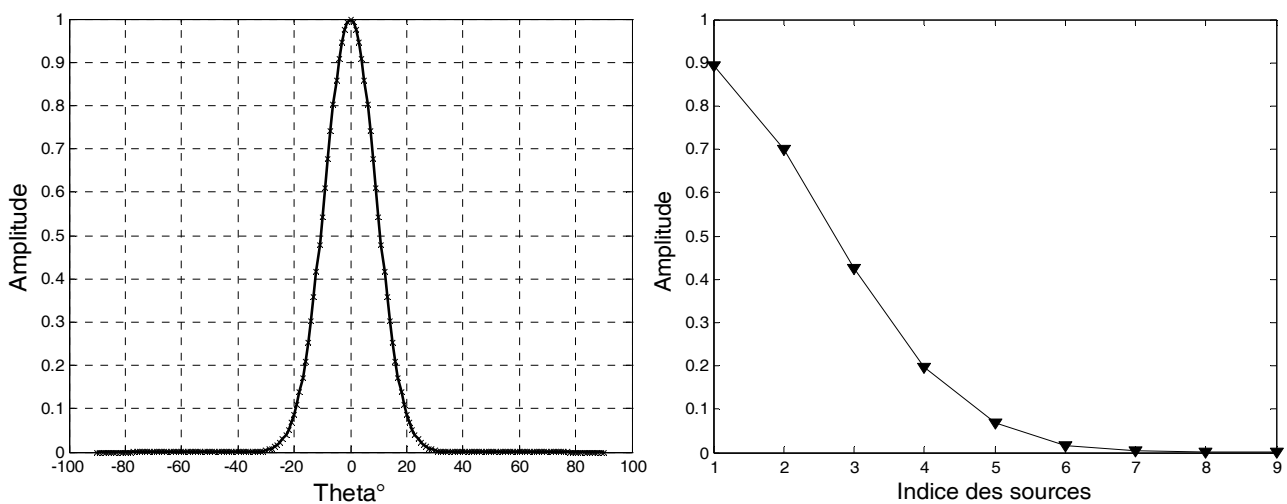
### V.3.1.1 Synthèse par loi d'amplitude

Ce procédé de synthèse consiste à déterminer la loi d'alimentation en amplitude définie par le vecteur  $A=[a_1 a_2 \dots a_N]$  avec  $0 \leq a_i \leq 1$  : amplitude normalisée, qui permet de s'approcher au mieux de contraintes de rayonnement fixées.

Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :

$$rt = 0.45, N_s = 20, N_t = 5, T_i = 8$$

La figure V.4 représente le résultat de synthèse du réseau rectiligne considéré à partir d'une gaussienne centrée. Les croix correspondent au tracé du diagramme désiré, alors que le trait plein correspond au tracé du diagramme de rayonnement obtenu avec les pondérations trouvées par le recuit simulé. La loi d'alimentation en amplitude donnant le diagramme synthétisé est représentée sur la figure V.4.b.



(a) : Diagrammes de rayonnement

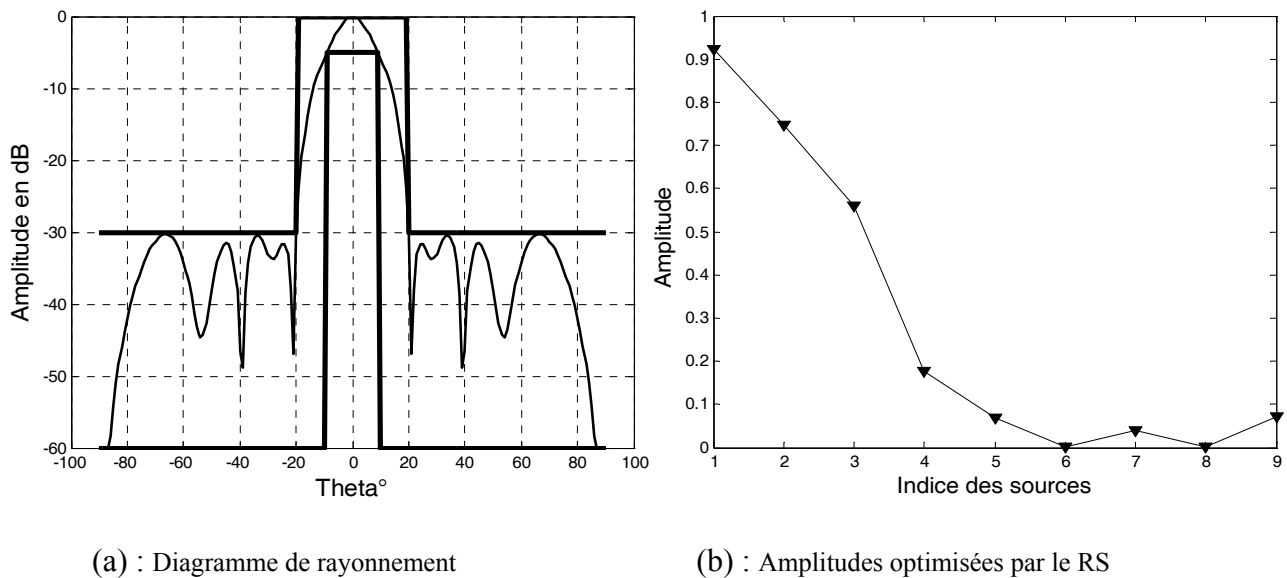
(b) : Amplitudes optimisées par le RS

Figure V.4 : Synthèse par RS d'un réseau rectiligne à partir d'une gaussienne centrée

On voit que le résultat est très satisfaisant pour le suivi de la fonction désirée par le diagramme synthétisé.

La figure V.5 représente le résultat de synthèse pour un gabarit centré avec des niveaux de lobes secondaires inférieur à -30 dB (par rapport à un niveau maximum du lobe principal égal à 0 dB), une largeur maximale du faisceau principal de 40°, une largeur minimale du faisceau principal de 20° et un domaine d'ondulation de -5dB. Dans ce cas, la synthèse consiste à contenir le diagramme de rayonnement dans les limites du gabarit.

Les différentes amplitudes d'excitation synthétisées sont représentées sur la figure V.5.b.



**Figure V.5 :** Synthèse par RS d'un réseau rectiligne à partir d'un gabarit centré

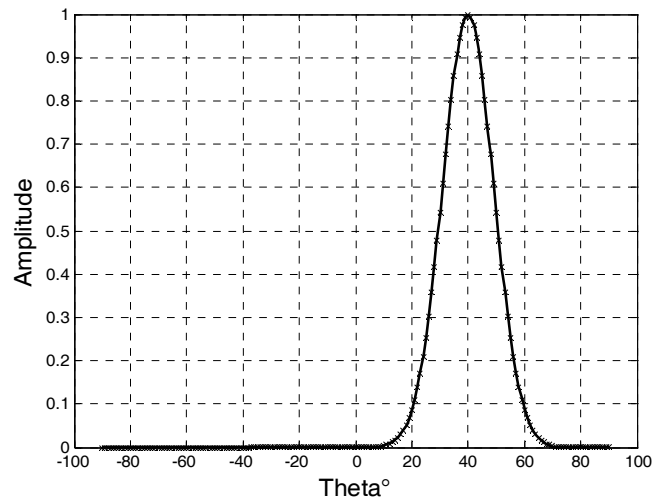
On voit que le module, en décibels, du diagramme de rayonnement synthétisé approche bien le gabarit. Le niveau des lobes secondaires se trouve à -30 dB au dessous du niveau maximal du lobe principal.

### V.3.1.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

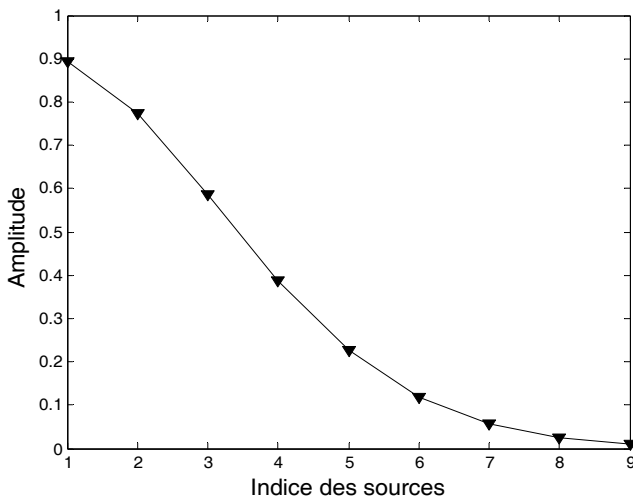
Un des intérêts de l'association en réseau de plusieurs éléments rayonnants est de pouvoir obtenir des diagrammes de rayonnement dépointés. Ce dépointage est obtenu en ajustant les amplitudes et les phases des sources.

On présente ici la synthèse de la loi d'alimentation en amplitude et en phase du même réseau rectiligne, à partir de la gaussienne et du gabarit définis précédemment mais dépointés.

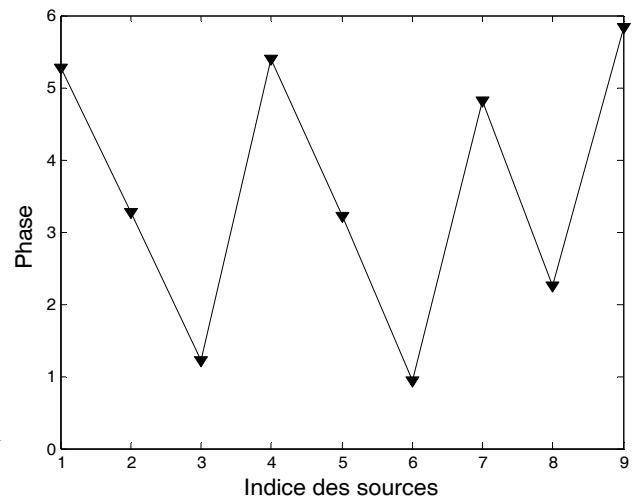
La figure V.6 représente le résultat de synthèse pour une gaussienne centrée sur  $40^\circ$ . La loi d'alimentation en amplitude et en phase donnant le diagramme synthétisé est représentée sur les figures V.6.b et V.6.c. Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :  $N_s = 20$ ,  $N_t = 5$  et  $T_i = 12$ .



(a) : Diagrammes de rayonnement



(b) : Amplitudes optimisées par le RS



(c) : Phases optimisées par le RS

**Figure V.6** : Synthèse par RS d'un réseau rectiligne à partir d'une gaussienne dépointée

La figure V.7 représente le résultat de synthèse pour un diagramme désiré spécifié par un gabarit dépointé de  $30^\circ$  que l'on doit satisfaire à l'aide de notre réseau rectiligne de 18 sources. La synthèse consiste dans ce cas à contraindre le lobe principal à passer entre les

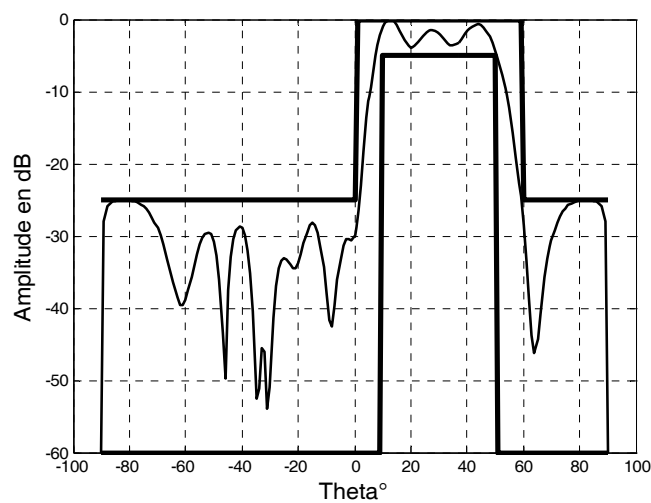
deux limites et à respecter ainsi le taux d'ondulation imposé et les lobes secondaires à rester inférieur à -25dB.

La loi d'alimentation en amplitude et en phase donnant le diagramme synthétisé est représentée sur les figures V.7.b et V.7.c.

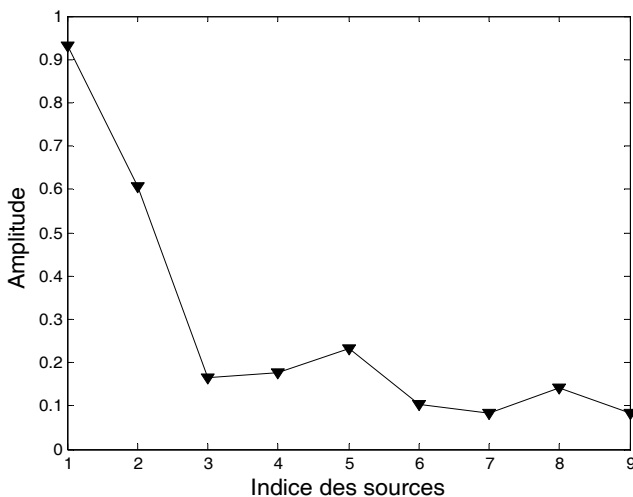
Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :

$$N_s = N_t = 20 \text{ et } T_i = 30.$$

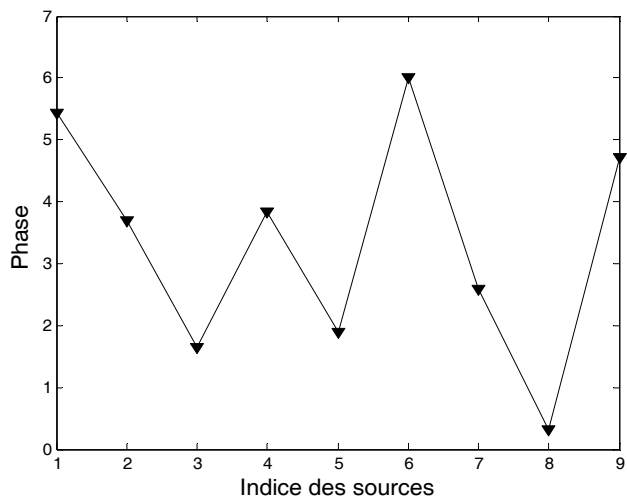
On voit encore une fois que les résultats sont très satisfaisants pour le suivi du rayonnement exigé par le diagramme de rayonnement synthétisé mais avec un temps de calcul plus important pour le cas de gabarit.



(a) : Diagramme de rayonnement



(b) : Amplitudes optimisées par le RS



(c) : Phases optimisées par le RS

**Figure V.7** : Synthèse par RS d'un réseau rectiligne à partir d'un gabarit dépointé

### V.3.2 Applications à la synthèse de réseaux planaires

On s'intéresse cette fois ci à la synthèse d'un réseau plan en étendant la même méthode de synthèse déjà utilisée pour le réseau rectiligne.

Le réseau plan considéré (figure V.8) fonctionne à la fréquence de 5 GHz. Il est constitué de 96 éléments, de forme carrée, alimentés par sonde coaxiale et répartis symétriquement par rapport aux axes  $ox$  et  $oy$ , la distance entre éléments est de 3cm soit  $\Delta x = \Delta y = 3\text{cm}$ .

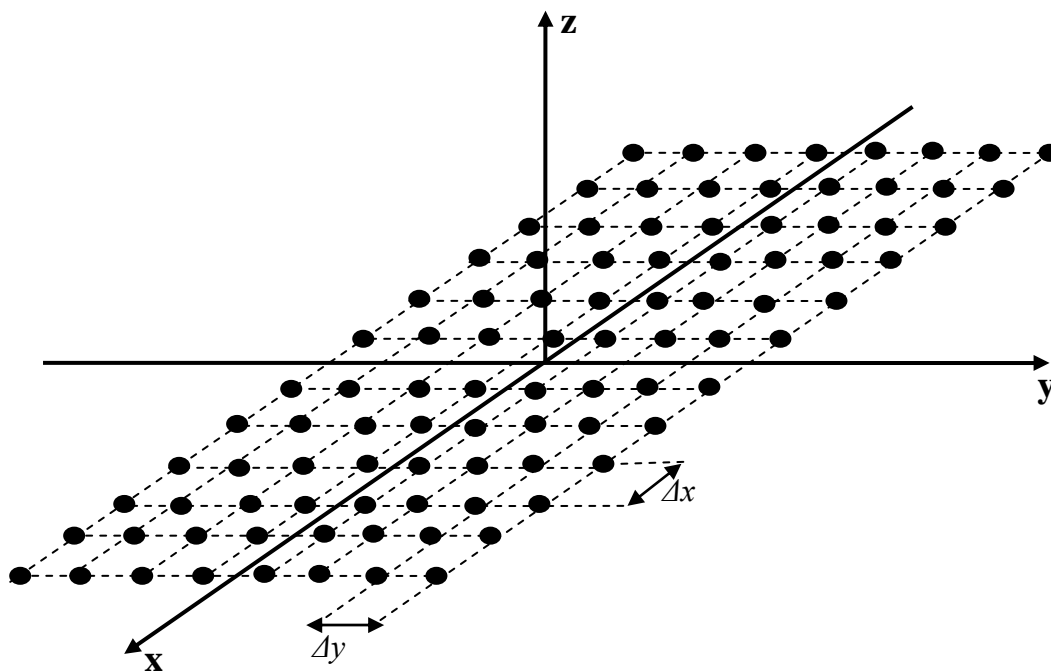


Figure V.8 : Réseau plan de 96 éléments

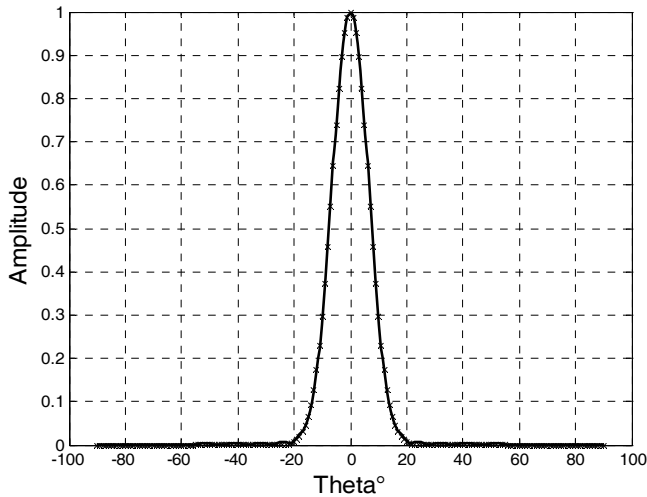
#### V.3.2.1 Synthèse par loi d'amplitude

La figure V.9.a présente le diagramme synthétisé pour une gaussienne étroite centrée sur  $0^\circ$ .

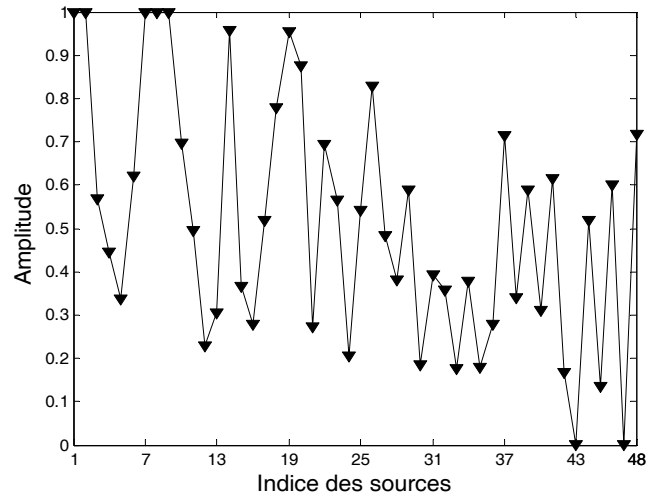
Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :

$N_s = 20$ ,  $N_t = 5$ ,  $T_i = 12$ .

La loi d'alimentation en amplitude donnant le diagramme synthétisé est représentée sur la figure V.9.b.



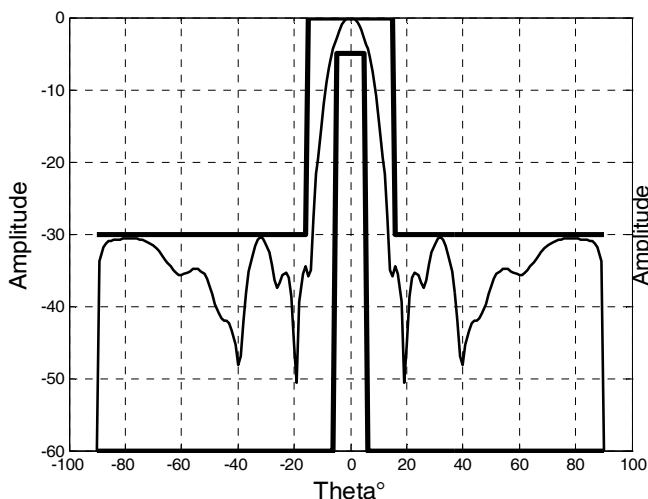
(a) : Diagrammes de rayonnement



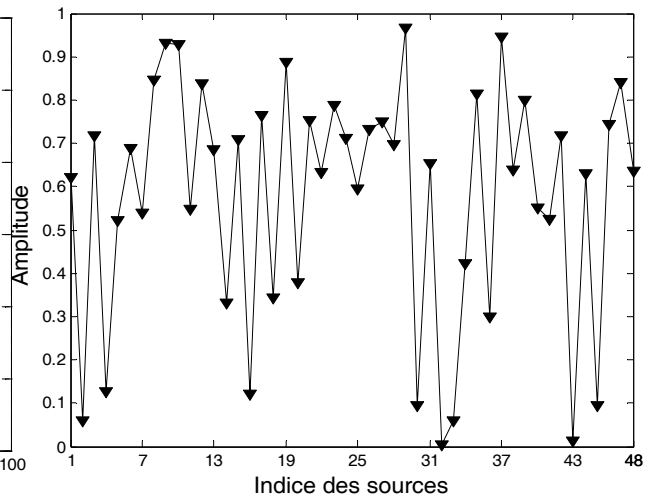
(b) : Amplitudes optimisées par le RS

**Figure V.9 :** Synthèse par RS d'un réseau plan à partir d'une gaussienne centrée

La deuxième simulation concerne toujours la synthèse par loi d'amplitude où est pris comme diagramme désiré un gabarit étroit centré sur  $0^\circ$  avec des niveaux de lobes secondaires inférieur à  $-30$  dB (par rapport à un niveau maximum du lobe principal égal à  $0$  dB), une largeur maximale du faisceau principal de  $30^\circ$ , une largeur minimale du faisceau principal de  $10^\circ$  et un domaine d'ondulation de  $-5$ dB (figure V.10.a). La loi d'alimentation en amplitude donnant le diagramme synthétisé est représentée sur la figure V.10.b.



(a) : Diagramme de rayonnement



(b) : Amplitudes optimisées par le RS

**Figure V.10 :** Synthèse par RS d'un réseau plan à partir d'un gabarit centré sur  $0^\circ$

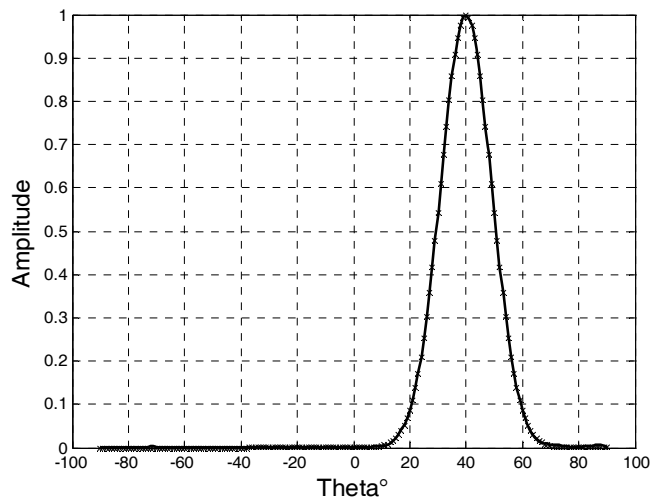


On constate que le gabarit est satisfait, que se soit pour la largeur du lobe principal ou pour le niveau des lobes secondaires.

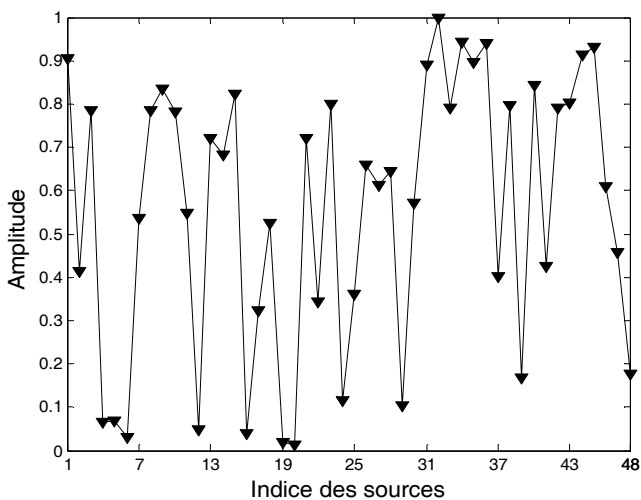
### V.3.2.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

La figure V.11 représente le résultat de synthèse pour le réseau plan considéré pour le cas d'une gaussienne dépointée de 40°. La loi d'alimentation en amplitude et en phase donnant le diagramme synthétisé est représentée sur les figures V.11.b et V.11.c.

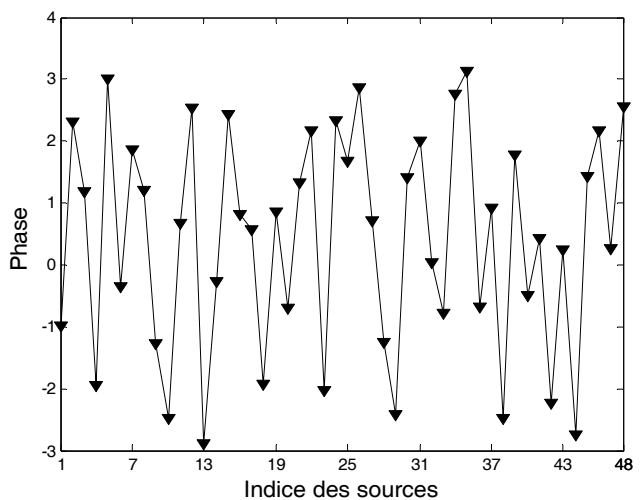
Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :  $N_s = 20$ ,  $N_t = 5$ ,  $T_i = 20$ .



(a) : Diagrammes de rayonnement



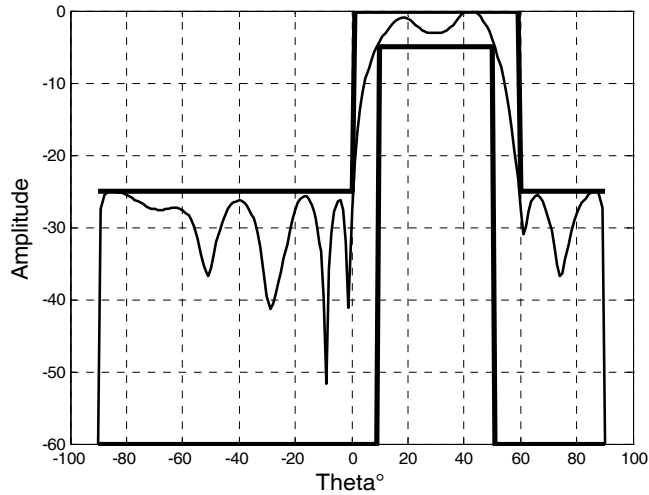
(b) : Amplitudes optimisées par le RS



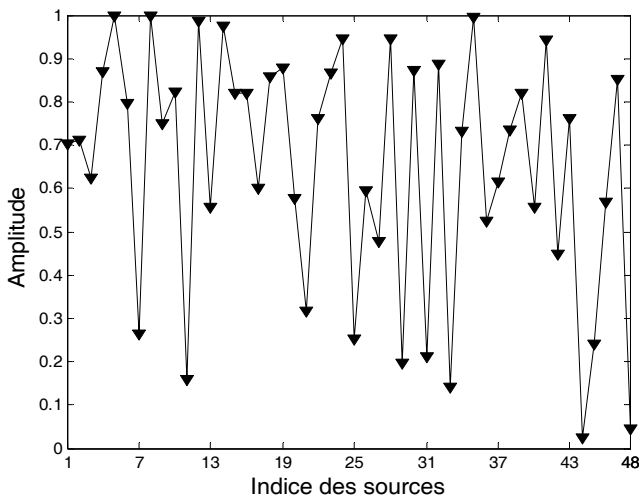
(c) : Phases optimisées par le RS

**Figure V.11** : Synthèse par RS d'un réseau plan à partir d'une gaussienne dépointée

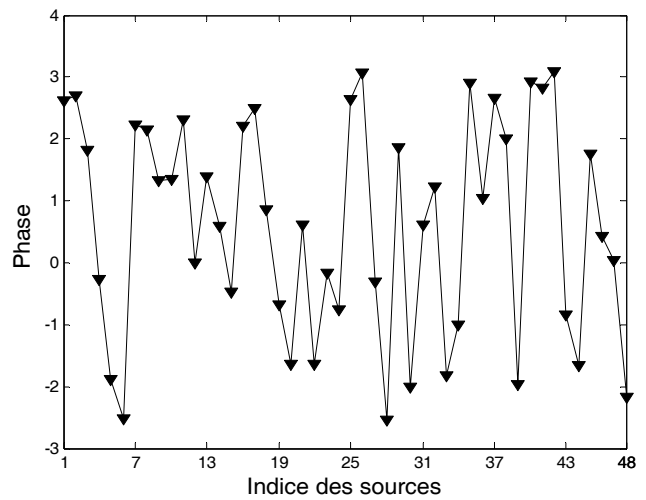
Le résultat de synthèse pour le cas d'un gabarit dépointé de  $30^\circ$  est représenté sur la figure V.12. La loi d'alimentation en amplitude et en phase donnant le diagramme synthétisé est représentée sur les figures V.12.b et V.12.c.



(a) : Diagramme de rayonnement



(b) : Amplitudes optimisées par le RS



(c) : Phases optimisées par le RS

**Figure V.12** : Synthèse par RS d'un réseau plan à partir d'un gabarit dépointé

On constate le même phénomène que pour le réseau rectiligne, à savoir que la méthode du recuit simulé suit bien le gabarit, que se soit pour la largeur du lobe principal ou pour le niveau des lobes secondaires. Les résultats montrent aussi l'efficacité de cette méthode dans le cas du dépointage.

### V.3.3 Applications à la synthèse de réseaux circulaires

Notre but étant toujours la synthèse de réseaux d'antennes, Le réseau considéré dans cette partie est un réseau circulaire constitué de 64 sources placées dans le plan  $(o,x,y)$  et réparties sur des cercles [88].

Parmi les diverses manières de répartir les éléments, nous avons choisi la répartition de la figure V.13, l'écartement entre les sources est de  $0.5\lambda$ .

Nous avons choisi des diagrammes désirés ayant les mêmes caractéristiques de niveaux et de largeurs de lobes que ceux utilisés pour le réseau plan.

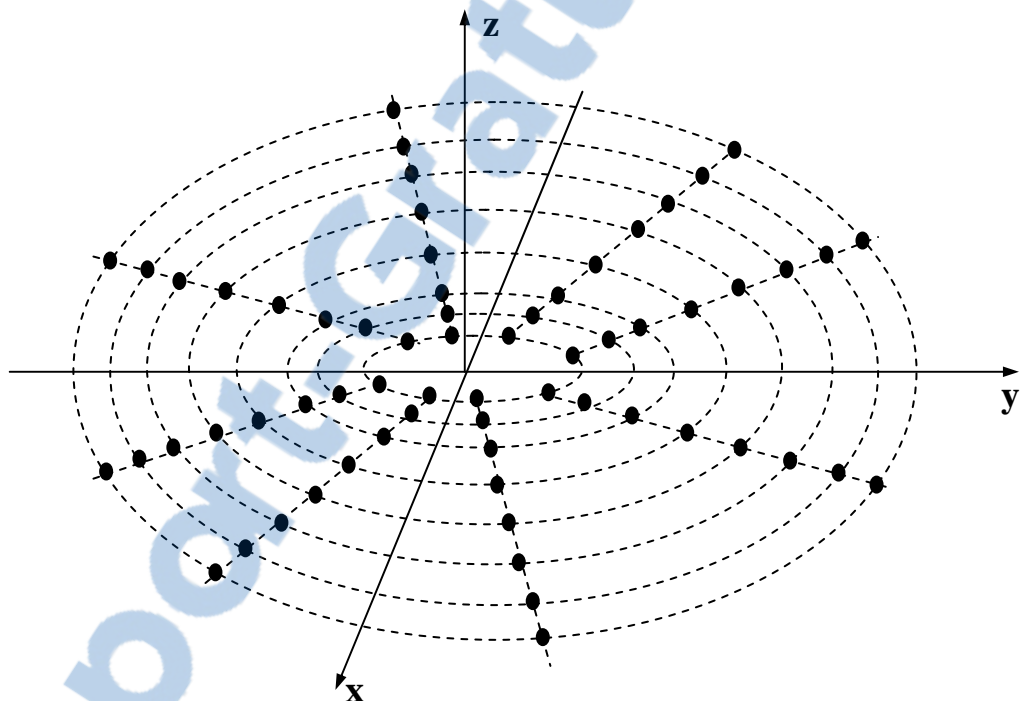


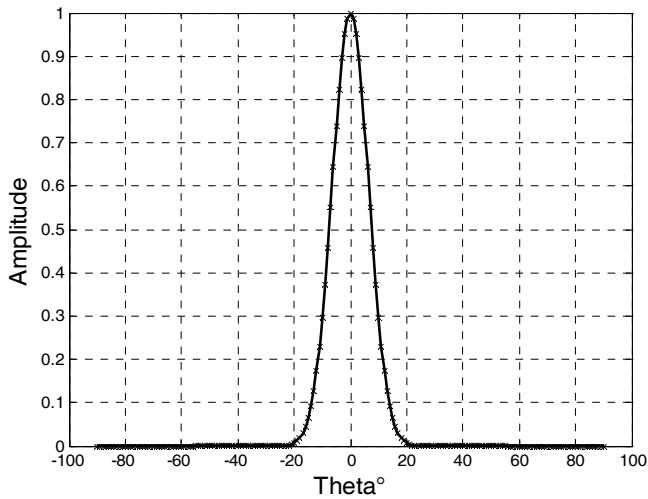
Figure V.13 : Réseau circulaire

#### V.3.3.1 Synthèse par loi d'amplitude

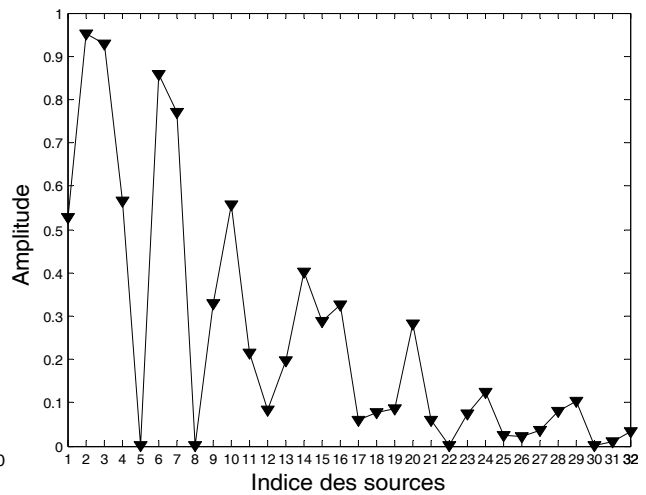
La figure V.14.a illustre le diagramme de rayonnement synthétisé du réseau circulaire considéré pour le cas de la gaussienne. La loi d'alimentation en amplitude donnant le diagramme synthétisé est représentée sur la figure V.14.b.

Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :

$$N_s = 20, N_t = 5, T_i = 20$$



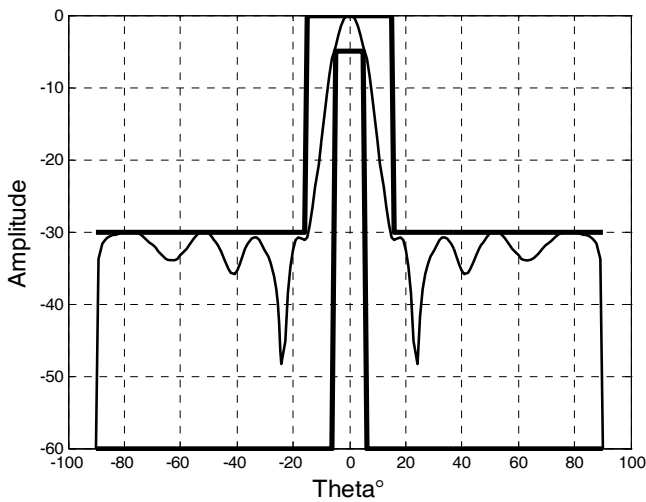
(a) : Diagrammes de rayonnement



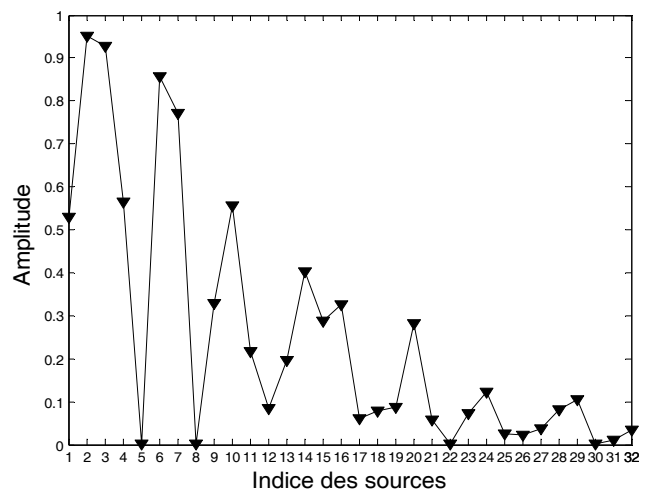
(b) : Amplitudes optimisées par le RS

**Figure V.14:** Synthèse par RS d'un réseau circulaire à partir d'une gaussienne centrée

La figure V.15.a représente le diagramme de rayonnement synthétisé pour le cas du gabarit. La loi d'alimentation en amplitude donnant le diagramme synthétisé est représentée sur la figure V.15.b



(a) : Diagrammes de rayonnement



(b) : Amplitudes optimisées par le RS

**Figure V.15 :** Synthèse par RS d'un réseau circulaire à partir d'un gabarit centré

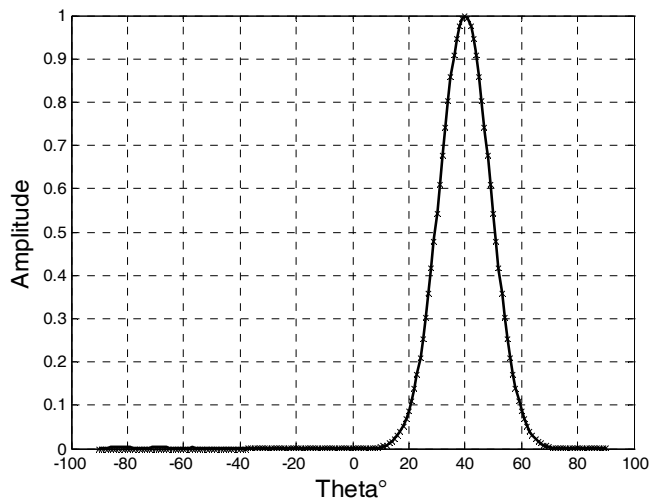
Nous remarquons aussi que, pour ce réseau, les résultats sont très satisfaisants pour le suivi du rayonnement exigé par le diagramme de rayonnement synthétisé, que se soit dans le cas d'une gaussienne ou d'un gabarit.

### V.3.3.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

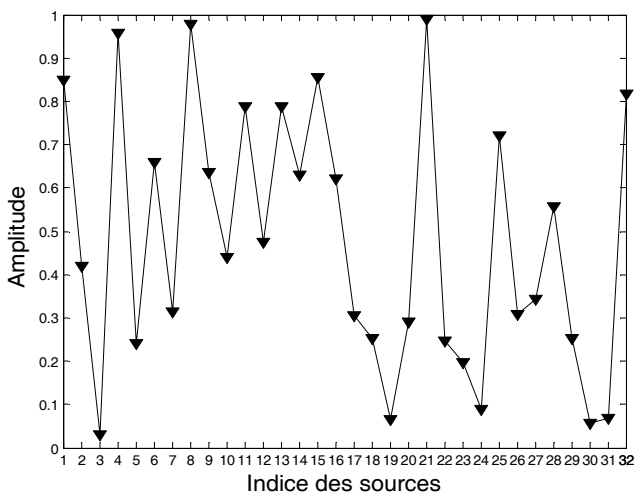
Dans ce cas, nous recherchons les deux paramètres amplitude et phase de l'alimentation.

Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :  $N_t = N_s = 20$  et  $T_i = 20$ .

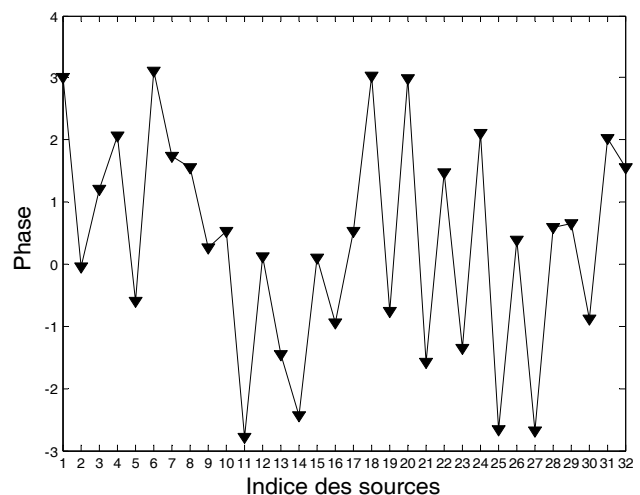
La figure V.16 nous montre, le résultat de la synthèse pour le cas de la gaussienne. Les lois d'alimentation en amplitude et en phase donnant le diagramme synthétisé sont représentées sur les figures V.16.b et V.16.c.



(a) : Diagrammes de rayonnement



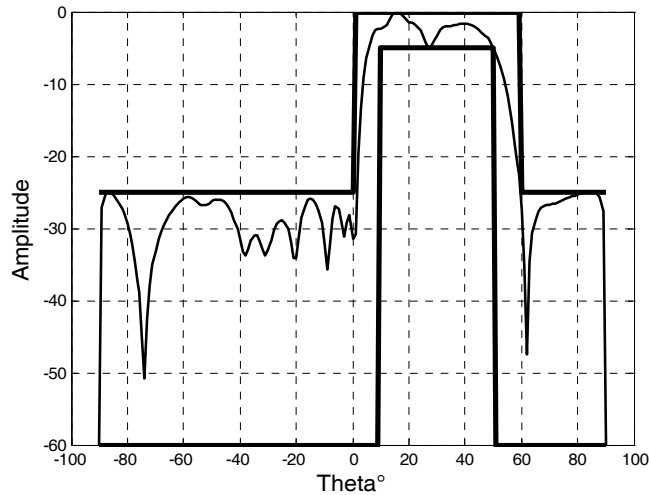
(b) : Amplitudes optimisées par le RS



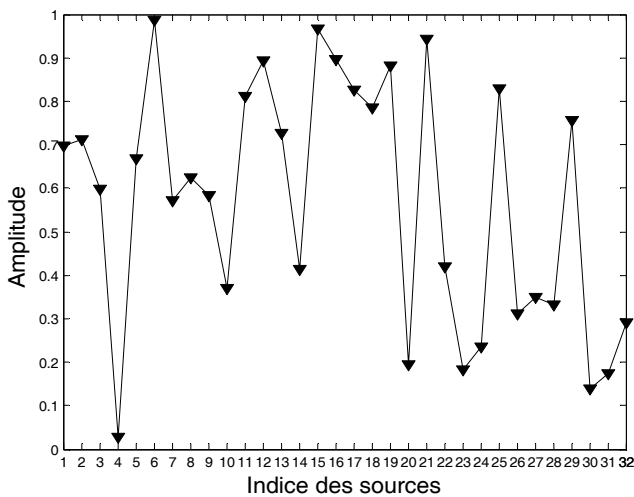
(c) : Phases optimisées par le RS

**Figure V.16** : Synthèse par RS d'un réseau circulaire à partir d'une gaussienne dépointée

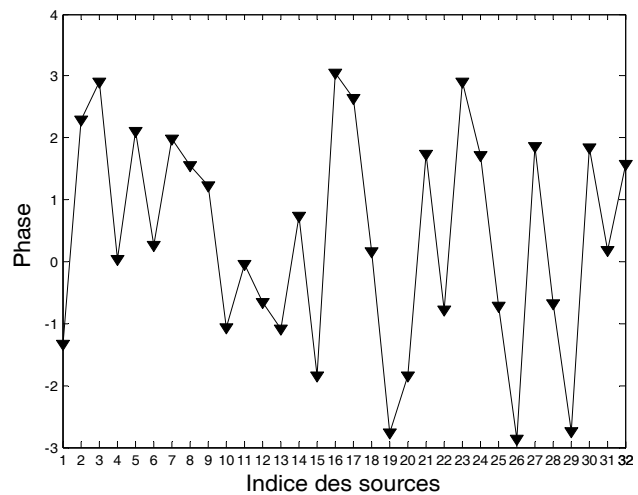
La figure V.17 présente le résultat de synthèse du réseau circulaire considéré pour le cas du gabarit. Les lois d'alimentation en amplitude et en phase donnant les diagrammes synthétisés sont représentées sur les figures V.17.b et V.17.c.



(a) : Diagramme de rayonnement



(b) : Amplitudes optimisées par le RS



(c) : Phases optimisées par le RS

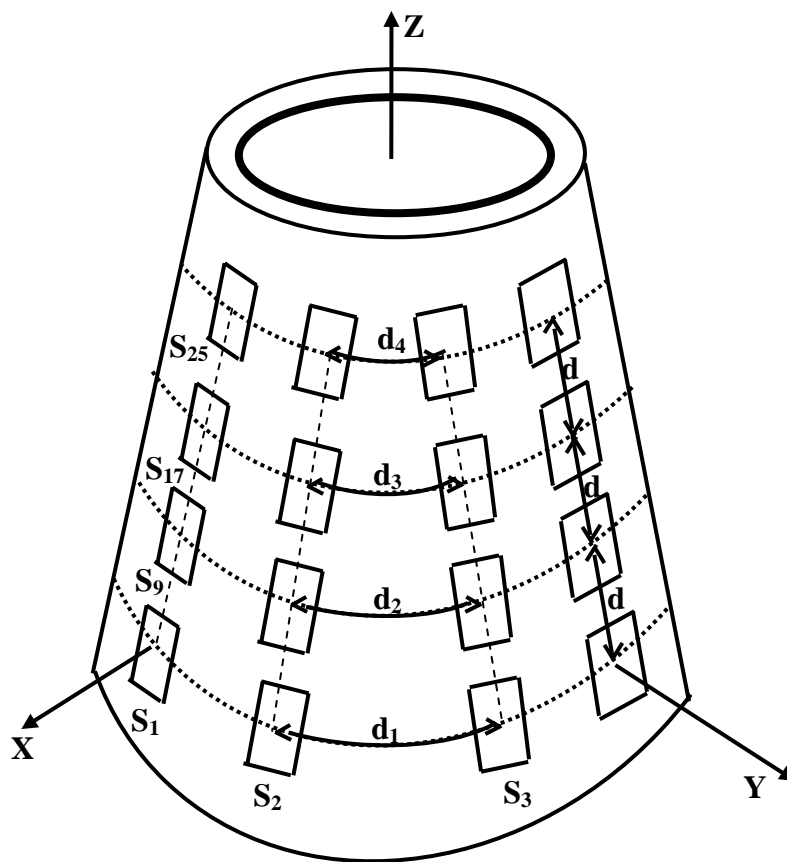
**Figure V.17** : Synthèse par RS d'un réseau circulaire à partir d'un gabarit dépointé

### V.3.4 Applications à la synthèse de réseaux conformés

Nous présentons dans cette partie les résultats de l'application de l'algorithme du recuit simulé à l'optimisation des réseaux d'antennes conformées. La synthèse du diagramme de rayonnement des réseaux conformés est difficile, du fait que l'on ne peut pas factoriser le diagramme total en un produit d'un facteur de réseau et d'un diagramme élémentaire, comme

c'est le cas d'un réseau plan. L'application de la méthode du recuit simulé à la synthèse de réseaux conformés est réalisée en tenant compte des particularités induites par la géométrie conformée, notamment au niveau de la contribution de chaque source.

L'antenne choisie pour cette application est une antenne réseau conique composée de quatre anneaux de huit éléments chacun, comme le montre la figure V.18. La distance entre les anneaux est de  $d = 0.6\lambda$ . Le demi-angle au sommet du cône est égal à  $30^\circ$ . Les éléments rayonnants sont répartis symétriquement par rapport à l'axe Oz.



**Figure V.18** : Réseau conformé conique

La fréquence d'étude est égale, comme pour les réseaux déjà étudiés, à 5 GHz.

Le rayon  $R_{a4}$  de l'anneau N°4 qui présente le plus petit rayon est obtenu à partir de la relation  $C_4 = 2.\pi.R_{a4} = 8.d_4$ .  $d_4$  étant fixée à  $0.6\lambda$ . d'où  $R_{a4} = 8.d_4 / 2.\pi$ .

Les dimensions sont données ci-dessous :

Pente du cône :  $30^\circ$

Distance de l'anneau le plus élevé au sommet du cône :  $d_s = 5.28\text{cm}$

Distance entre les anneaux :  $d = 0.6 \lambda$

Rayon des anneaux :  $R_{a_4} = 4.58\text{cm}$ ,  $R_{a_3} = 7.63\text{cm}$ ,  $R_{a_2} = 10.73\text{cm}$ ,  $R_{a_1} = 13.82\text{cm}$ .

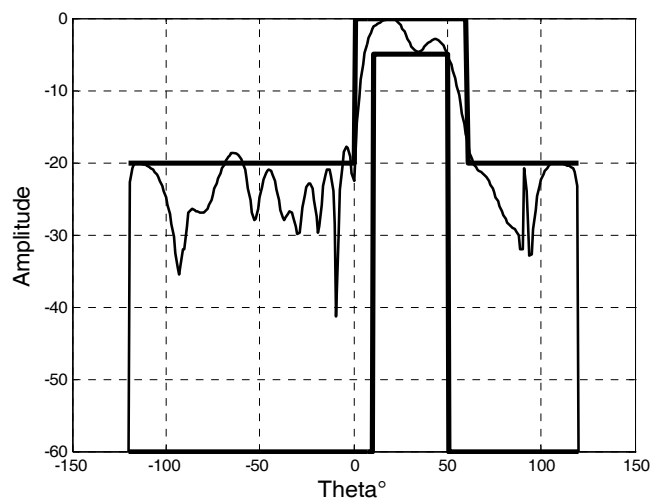
Espacement entre les sources :  $d_1 = 10.84\text{cm}$ ,  $d_2 = 8.42\text{cm}$ ,  $d_3 = 5.98\text{cm}$ ,  $d_4 = 3.6\text{cm}$ .

Altitude  $z$  :  $Z_{a_1} = 0$ ,  $Z_{a_2} = 1.8\text{cm}$ ,  $Z_{a_3} = 3.6\text{cm}$ ,  $Z_{a_4} = 5.4\text{cm}$ .

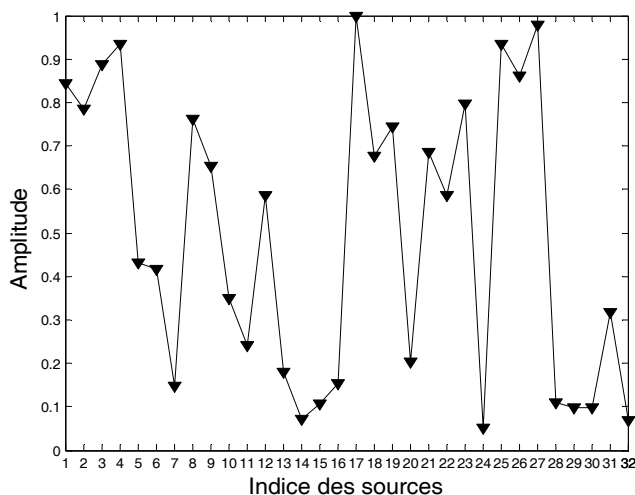
L'intérêt des réseaux d'antennes conformées et de pouvoir obtenir des diagrammes de rayonnement dépointés. La figure V.19 présente le résultat de la synthèse à amplitudes et phases variables, dans le plan  $\varphi = 0^\circ$ , pour un gabarit dépointé de  $30^\circ$ .

Les paramètres du recuit simulé utilisés sont :

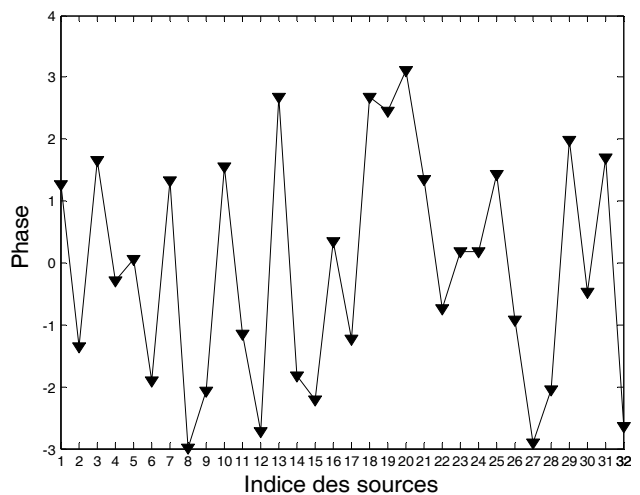
$N_t = N_s = 20$  et  $T_i = 20$ .



(a) : Diagramme de rayonnement coupe en  $\varphi = 0^\circ$



(b) : Amplitudes optimisées par le RS

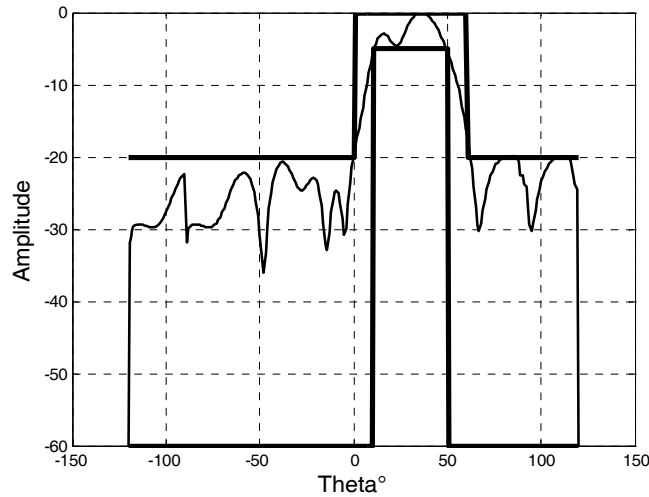


(c) : Phases optimisées par le RS

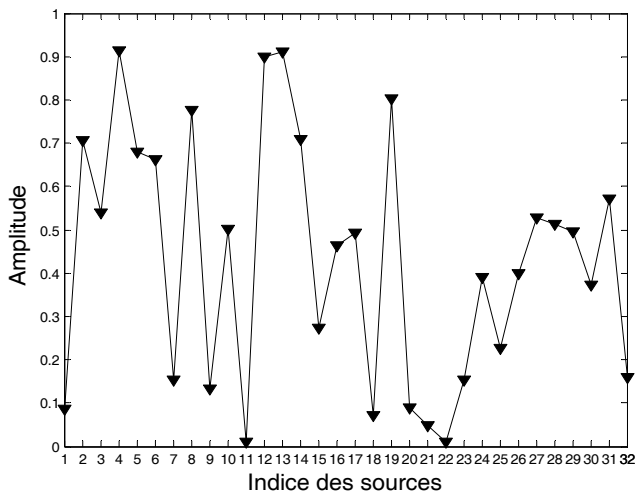
**Figure V.19** : Synthèse par RS du réseau conique, coupe en  $\varphi = 0^\circ$



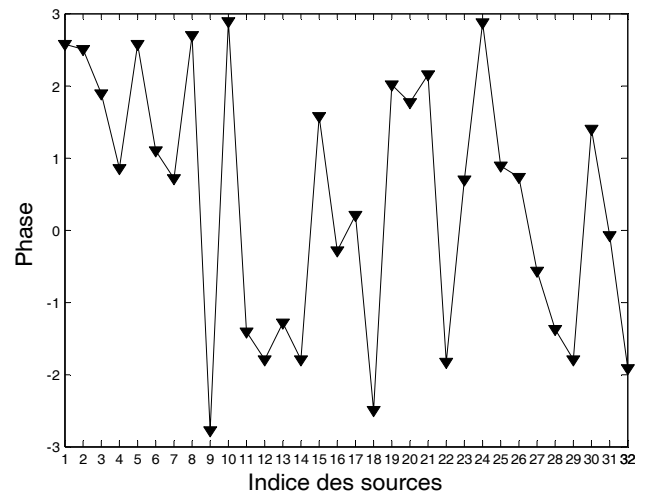
Sur la figure V.20 le résultat de synthèse dans le plan  $\varphi = 45^\circ$  est représenté. La loi d'alimentation en amplitude et phase donnant le diagramme synthétisé est représentées sur les figures V.20.b et V.20.c.



(a) : Diagramme de rayonnement, coupe en  $\varphi = 45^\circ$



(b) : Amplitudes optimisées par le RS



(c) : Phases optimisées par le RS

**Figure V.20** : Synthèse par RS du réseau conique, coupe en  $\varphi = 45^\circ$

On remarque que le gabarit est satisfait en tous les points de  $\theta$  quelque soit le plan  $\varphi$ . Les résultats de simulation démontrent l'efficacité de cette méthode sur des exemples de réseaux plans et conformés.

## V.4 Synthèse par Algorithme Génétique

Dans cette partie, un algorithme génétique standard et un algorithme génétique sous contrôleur de logique floue sont appliqués au problème de synthèse de réseau d'antennes.

L'AG que nous utilisons dans cette partie est basé sur les principes énoncés dans le chapitre précédent. Sa mise en œuvre nécessite : la définition d'une fonction d'adaptation, un codage des données, une population initiale et des opérateurs d'évolution.

Les algorithmes génétiques font évoluer une population de points appelés individus par analogie avec la génétique. Ils nécessitent une représentation des individus qui sont des solutions du problème que l'on cherche à résoudre. La rapidité et la qualité de convergence d'un algorithme génétique sont influencées par de nombreux paramètres, souvent liés entre eux : la taille de la population, le nombre maximal de génération, les taux de croisement et de mutation.

Comme nous n'avons aucune idée de la population proche de l'optimum dans l'espace de recherche, nous générons aléatoirement des individus en faisant des tirages uniformes dans chacun des domaines associés aux composantes de l'espace de recherche et nous veillons à ce que les individus produits respectent les limites de l'espace de recherche.

Une stratégie élitiste qui assure la présence du meilleur individu dans la génération future est utilisée. Pour cela, nous avons utilisé une méthode de sélection dite de classement. Son principe est très simple, les individus sont classés en fonction de leur fonction fitness en deux parties. Ceux figurant dans la partie inférieure seront éliminés. La partie supérieure sera d'abord copiée dans la génération suivante, à laquelle une autre partie, issue des opérateurs de croisement et de mutation, sera ajoutée. La méthode de croisement utilisée est celle dite croisement en un point.

L'algorithme génétique étant un maximiseur, et puisque nous cherchons à minimiser l'erreur entre le rayonnement synthétisé et désiré, nous prendrons la relation suivante :  $\text{fitness} = \text{Max} - \text{fitness}$ . Max est un nombre réel positif de grande valeur.

Dans le but de faire une étude comparative entre les deux techniques AG et AGF nous avons pris les mêmes paramètres pour les deux algorithmes. Sauf qu'avec l'AGF les probabilités de mutation et de croisement ne sont pas fixes et sont réajustées au cours du processus d'optimisation.

Avant de mettre en œuvre l'optimisation, il est nécessaire de déterminer le nombre de variables à optimiser et l'espace de variation pour chaque variable.

## V.4.1 Applications à la synthèse de réseaux rectilignes

### V.4.1.1 Synthèse par loi d'amplitude

Reprenons le réseau linéaire de 18 éléments espacés de  $0.5 \lambda$  et alimentés de manière symétrique par rapport à l'origine et procédons à la synthèse par algorithme génétique standard et algorithme génétique sous contrôleur de logique floue en agissant seulement sur l'amplitude des excitations.

Le problème est donc de déterminer le vecteur des amplitudes à appliquer aux éléments pour obtenir le diagramme désiré :  $A=[a_1 a_2 \dots a_N]$ . Les limites de ce vecteur sont  $0 \leq a_i \leq 1$ .

Les paramètres de l'AG standard sont résumés comme ci-dessous :

Nombre de génération : 100

Taille de la population : 80

Nombre de bits : 16

Probabilité de croisement : 0.01

Probabilité de mutation : 0.7

Le contrôleur flou reçoit le nombre de générations en entrée.

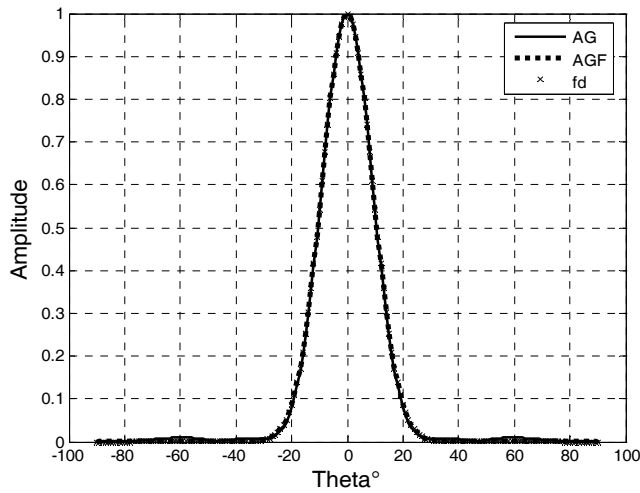
La figure V.21 représente le résultat de synthèse du réseau linéaire considéré. Le diagramme désiré est une gaussienne centrée sur  $0^\circ$ . Les croix correspondent au tracé du diagramme désiré. Les deux diagrammes de rayonnement obtenus avec les pondérations trouvées par l'AG et l'AGF sont tracés respectivement en trait plein et en trait discontinu.

Pour voir la convergence de l'AG et de l'AGF, nous avons représenté sur la figure V.21.b l'évolution de la fonction coût du meilleur individu dans chaque génération.

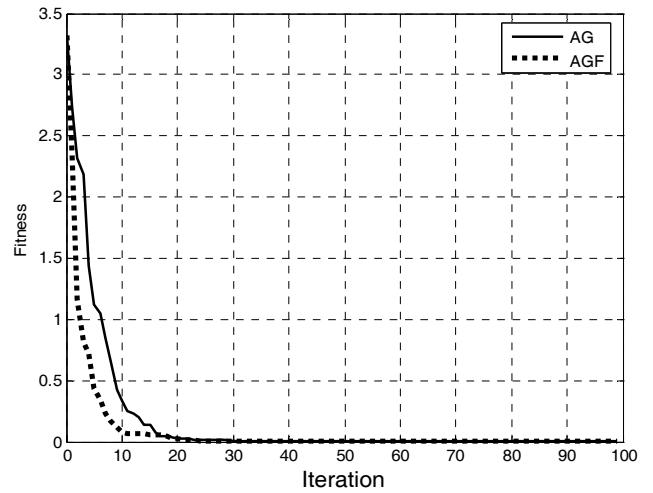
Les figures V.21.c et V.21.d montrent le réglage des probabilités de croisement et de mutation au cours du processus d'optimisation.

Les lois d'alimentation en amplitude donnant les diagrammes synthétisés par l'AG et l'AGF sont représentées sur les figures V.21.e et V.21.f.

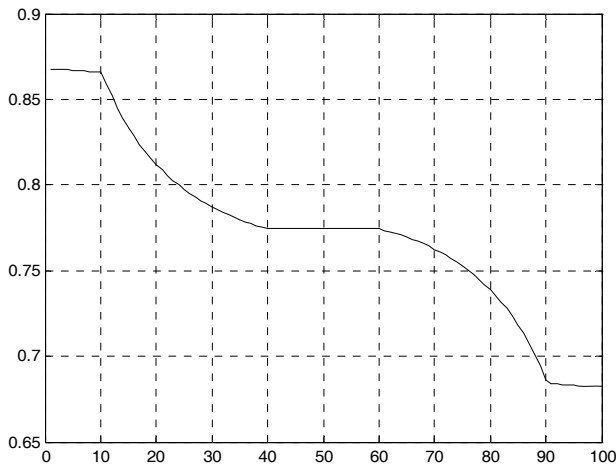
Nous constatons que pour l'AGF, la fonction coût diminue assez rapidement dans les premières générations. L'algorithme converge vers la meilleure solution dès la 20<sup>ème</sup> génération.



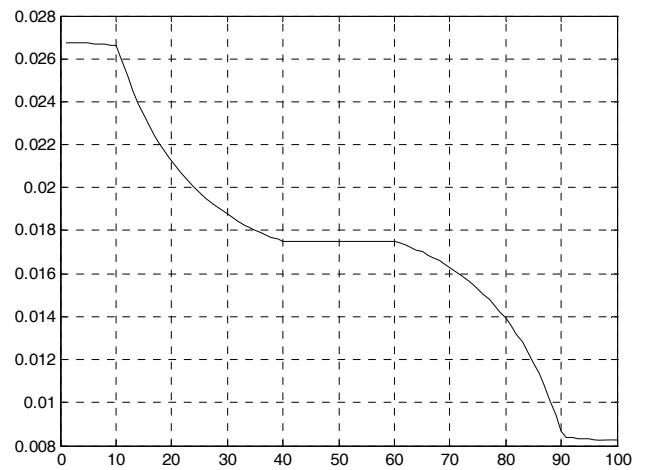
(a) : Diagramme de rayonnement



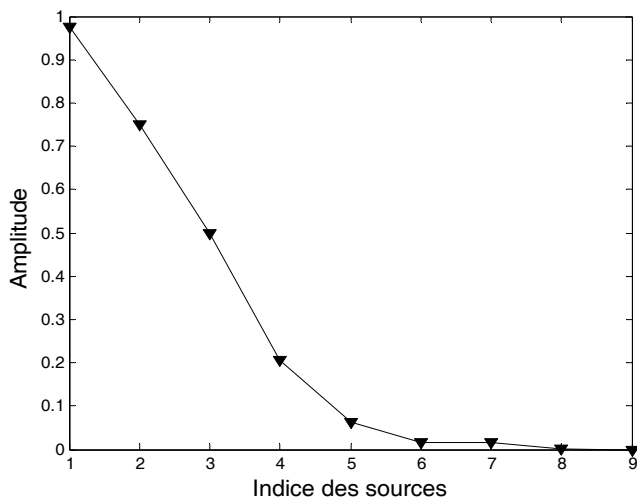
(b) : Evolution de la fonction coût



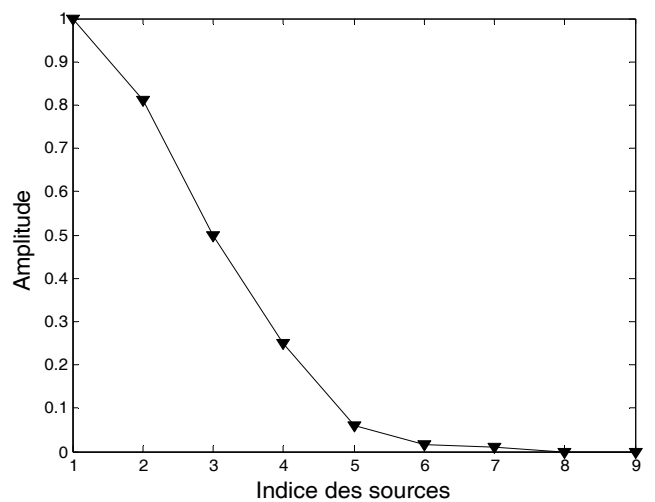
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



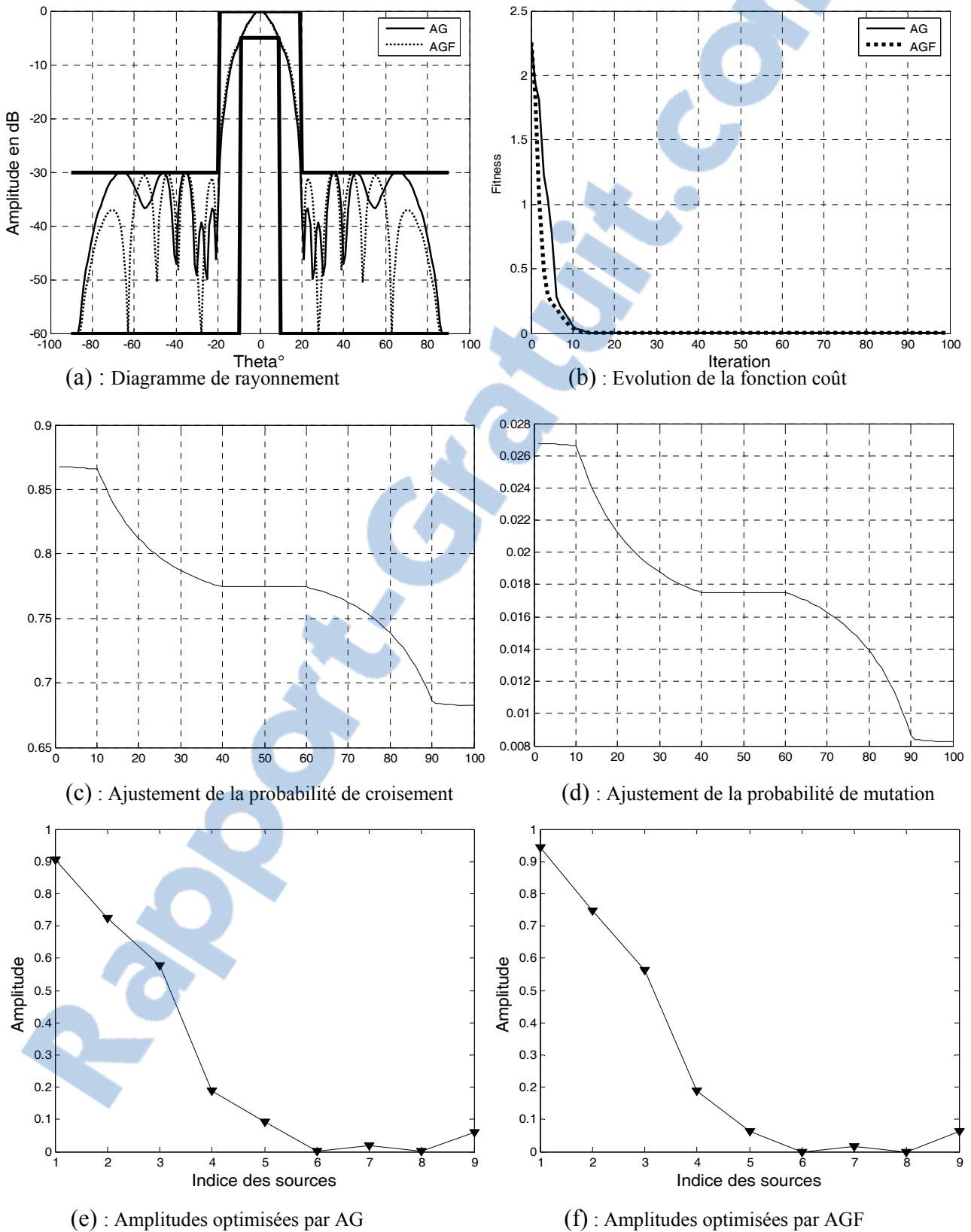
(e) : Amplitudes optimisées par AG



(f) : Amplitudes optimisées par AGF

**Figure V.21** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau rectiligne à partir d'une gaussienne

La figure V.22 représente le résultat de synthèse du même réseau linéaire mais pour cette application le diagramme désiré est spécifié par un gabarit.



**Figure V.22 :** Synthèse par AG et AGF d'un réseau rectiligne à partir d'un gabarit

Nous observons que, dans ce cas, les deux algorithmes convergent vers la meilleure solution dès la 10<sup>ème</sup> génération. Mais l'AGF est meilleur que l'AGS de point de vue vitesse de convergence. Avec les deux algorithmes, le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit.

#### **V.4.1.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase**

Nous présentons ici, deux simulations, comme pour la synthèse par action sur l'amplitude : la première où le diagramme désiré est spécifié à partir d'une fonction et la deuxième où il est spécifié par un gabarit.

Le problème de synthèse consiste à rechercher les deux vecteurs :  $A=[a_1 a_2 \dots a_N]$  et  $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$ . Les limites de ces deux vecteurs sont  $0 \leq a_i \leq 1$  et  $-\pi \leq \Psi_i \leq \pi$ .

Les paramètres de l'AG sont résumés comme ci-dessous :

- Nombre de génération : 200
- Taille de la population : 200
- Nombre de bits : 16
- Probabilité de croisement : 0.01
- Probabilité de mutation : 0.8

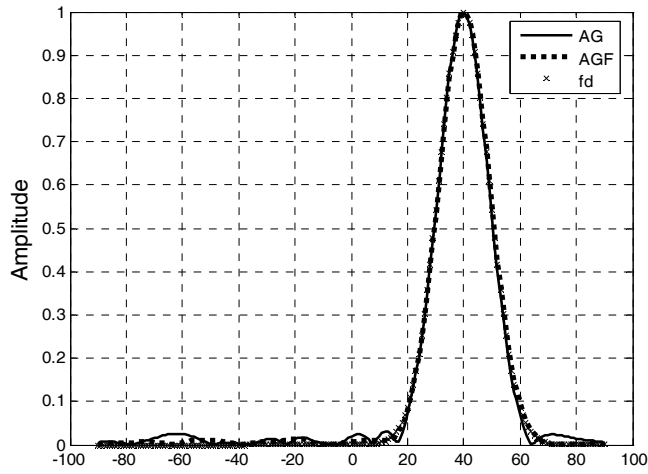
Pour mieux exploiter l'espace de recherche, nous avons choisi une population assez importante.

Le résultat présenté sur la figure V.23 concerne le réseau rectiligne où le diagramme désiré est spécifié par une gaussienne dépointée de 40°.

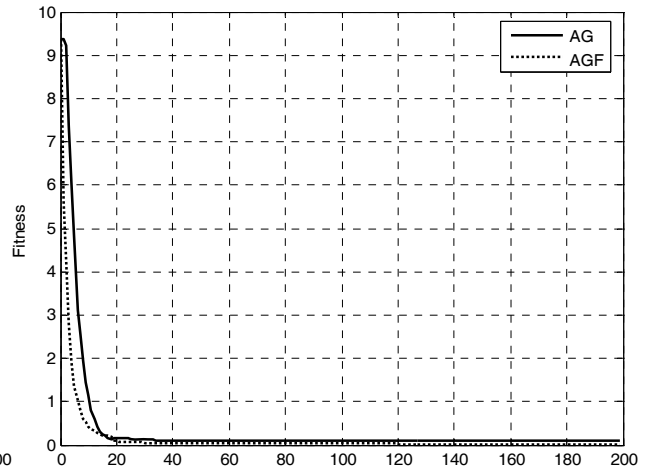
Nous représentons sur les figures V.23.e et V.23.f les amplitudes normalisées trouvées ainsi que les phases des sources.

La figure V.24 représente le résultat de synthèse du réseau rectiligne à partir d'un gabarit dépointé de 30°. Les amplitudes et les phases optimisées par l'AG et l'AGF sont représentées sur les figures V.24.e et V.24.f.

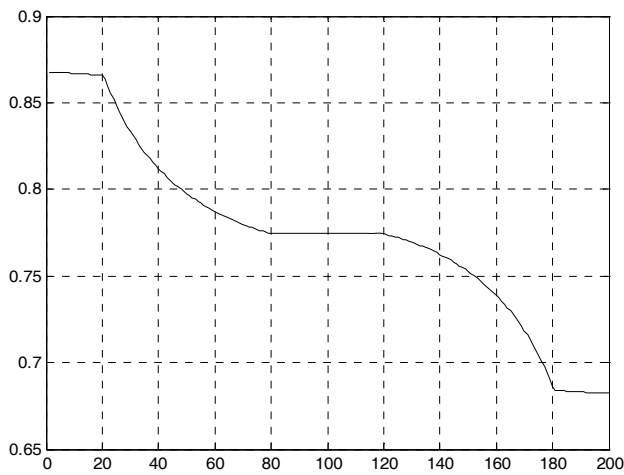
Ces résultats de simulation montrent l'efficacité de l'AG et de l'AGF dans le cas du dépointage.



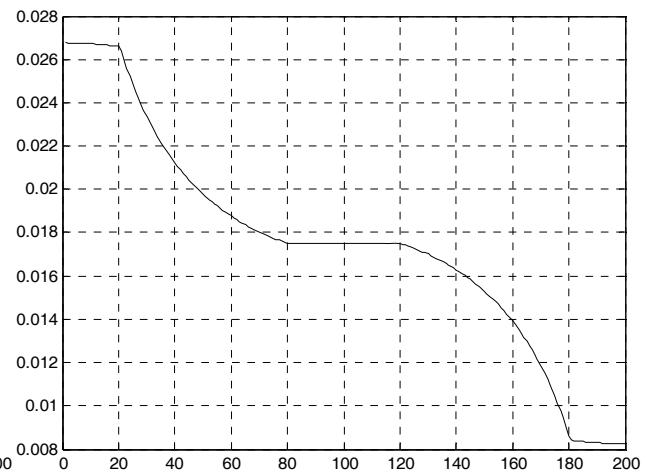
(a) : Diagramme de rayonnement



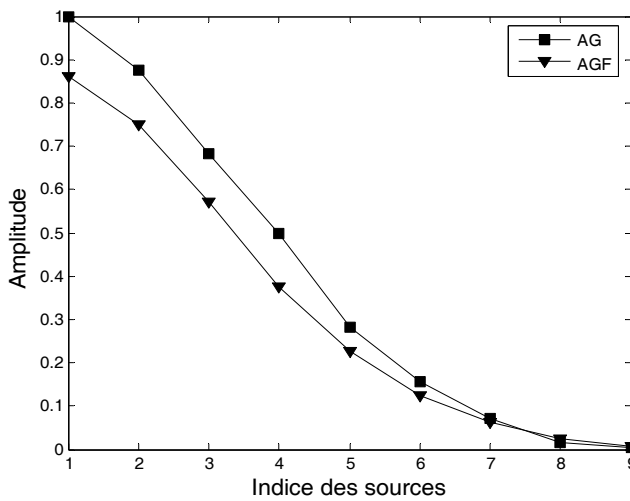
(b) : Evolution de la fonction coût



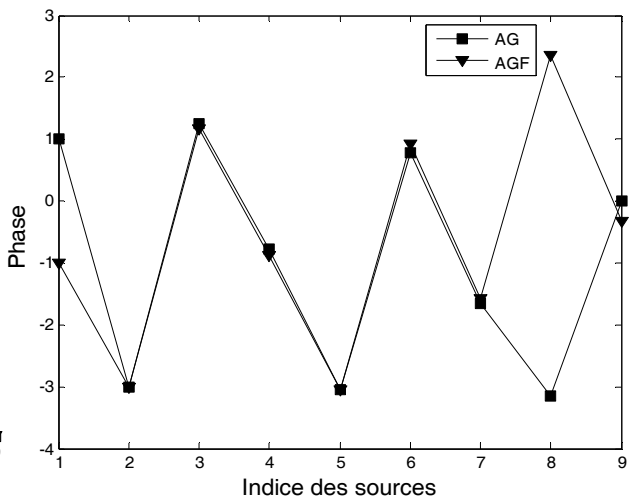
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation

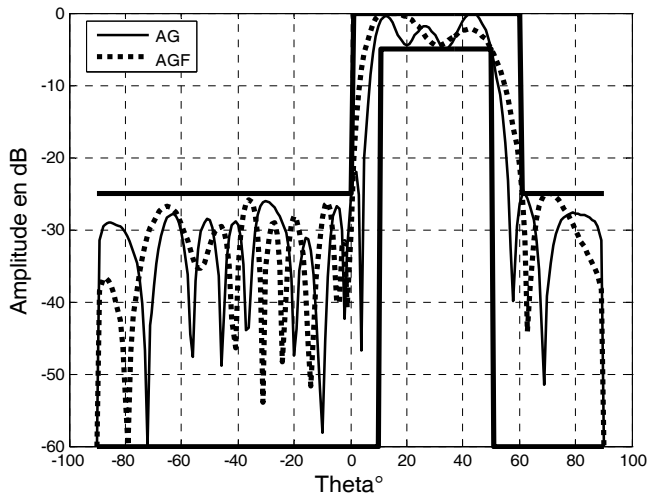


(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF

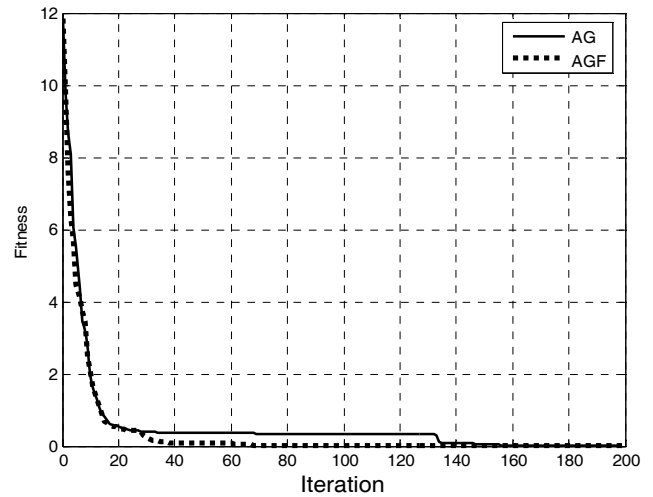


(f) : Phases optimisées par AG et AGF

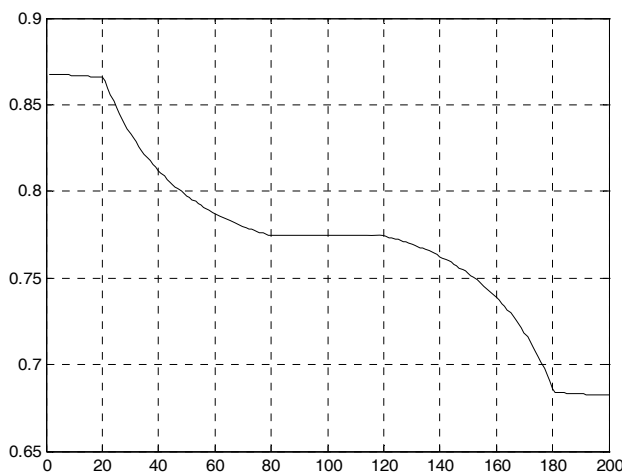
Figure V.23 : Synthèse par AG et AGF d'un réseau rectiligne à partir d'une gaussienne



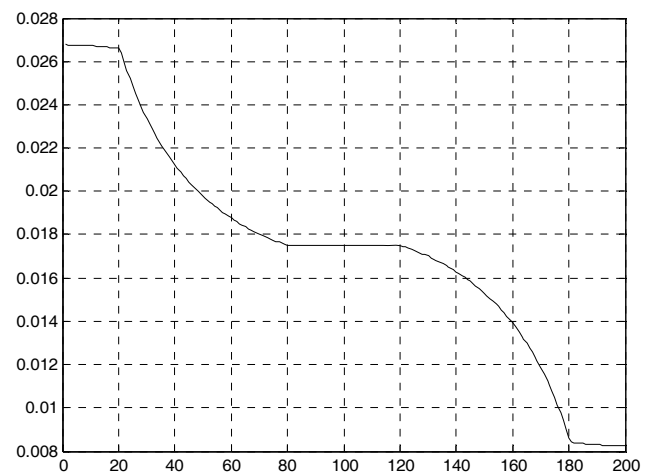
(a) : Diagramme de rayonnement



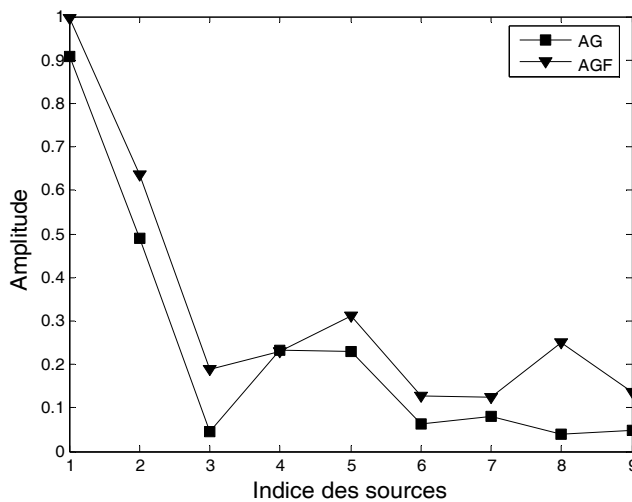
(b) : Evolution de la fonction coût



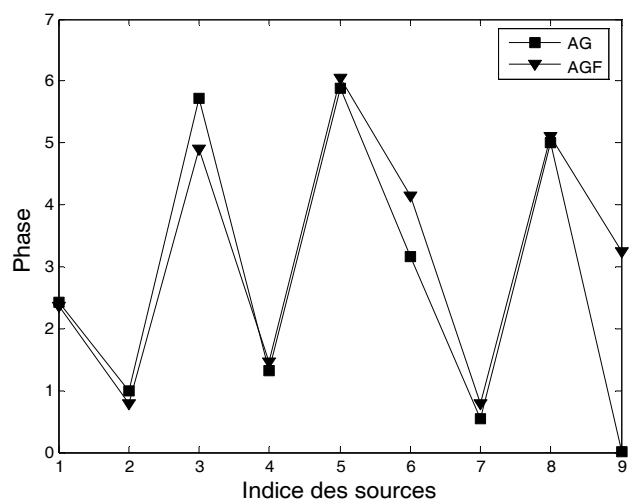
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF



(f) : Phases optimisées par AG et AGF

**Figure V.24** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau rectiligne à partir d'un gabarit



## V.4.2 Applications à la synthèse de réseaux planaires

Les simulations suivantes correspondent au réseau plan considéré dans le paragraphe V.3.2 avec application du recuit simulé. Les mêmes méthodes de synthèse par AG et AGF sont étendues ici aux réseaux planaires.

### V.4.2.1 Synthèse par loi d'amplitude

Le paramètre utilisé pour la synthèse est l'amplitude de l'alimentation.

Les paramètres de l'AG sont les suivants :

Nombre de génération : 100

Taille de la population : 100

Nombre de bits : 16

Probabilité de croisement : 0.01

Probabilité de mutation : 0.8

Le résultat présenté dans la figure V.25 a été obtenu en appliquant la méthode de l'algorithme génétique standard et de l'algorithme génétique sous contrôleur de logique flou avec une population de taille moyenne. Le diagramme désiré est une gaussienne étroite centrée sur  $0^\circ$ .

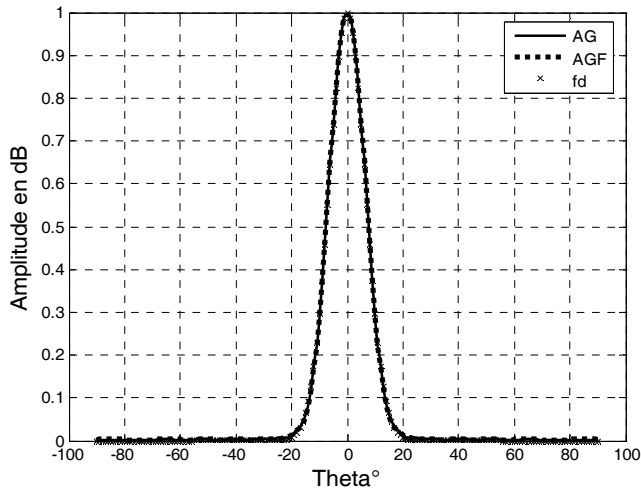
La figure V.25.b montre la décroissance de la fonction coût en fonction du nombre de génération, lors du processus d'optimisation.

Les amplitudes normalisées trouvées par les deux algorithmes AG et AGF sont représentées sur les figures V.25.e et V.25.f.

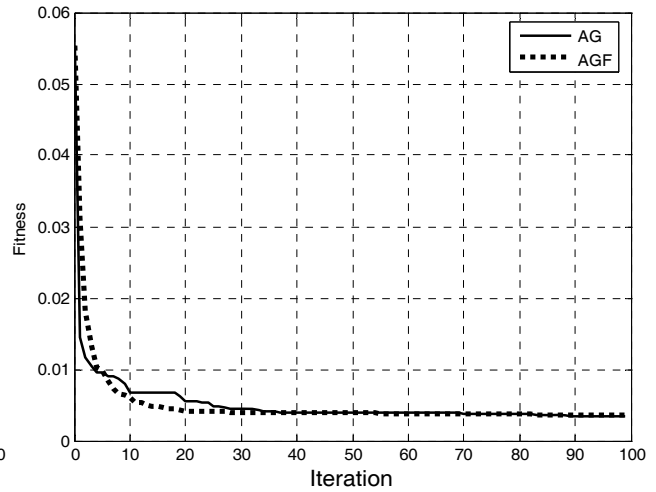
Le résultat présenté dans la figure V.26 correspond au cas où le diagramme désiré est spécifié par un gabarit. Nous utilisons les mêmes paramètres de l'algorithme génétique.

Les diagrammes de rayonnement synthétisés par les deux algorithmes AG et AGF sont représentés à la figure V.26.a Les valeurs des coefficients d'excitation normalisés trouvés sont représentées sur les figures V.26.e et V.26.f.

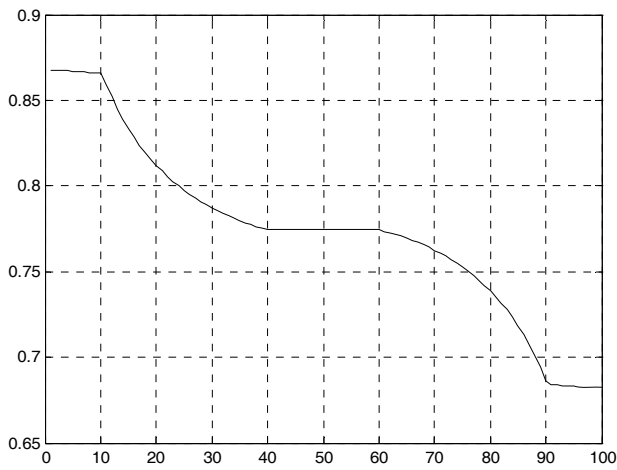
Pour ce type de synthèse, nous remarquons qu'un nombre moyen d'individus et un nombre de générations plus petit suffisent pour que les deux algorithmes donnent des résultats très satisfaisants.



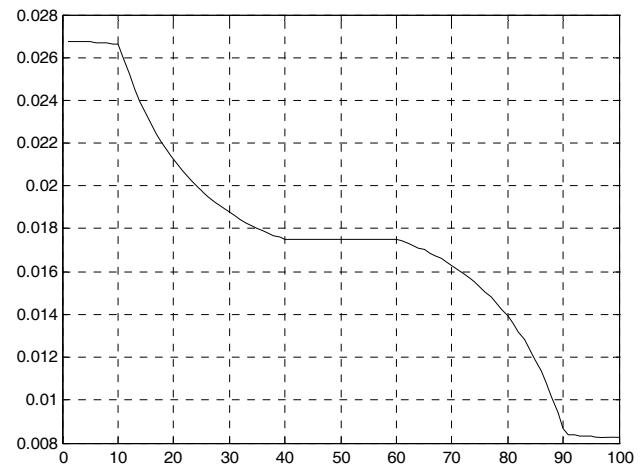
(a) : Diagramme de rayonnement



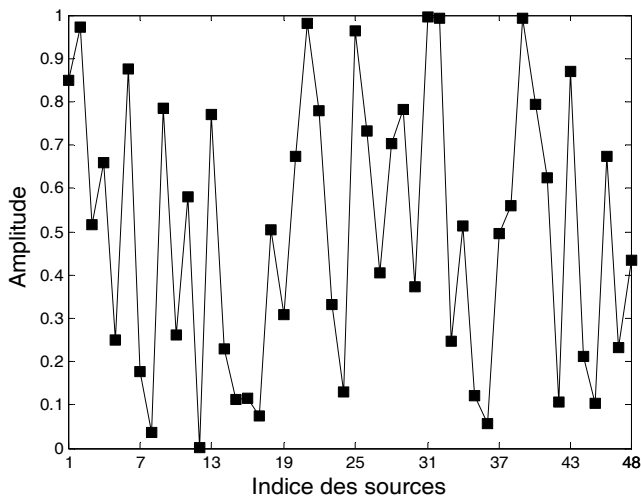
(b) : Evolution de la fonction coût



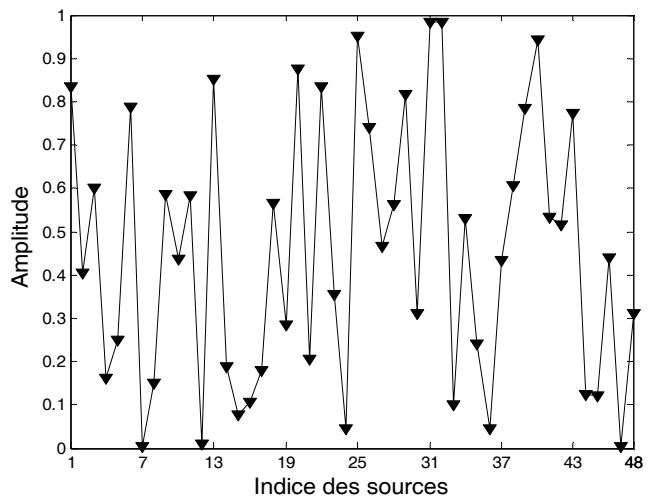
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation

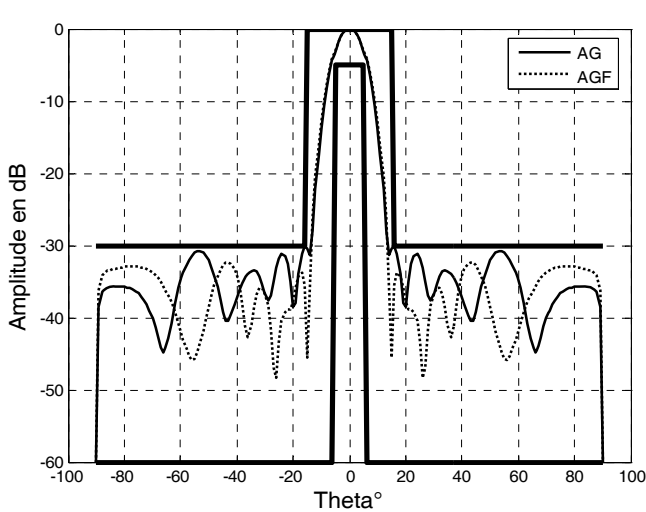


(e) : Amplitudes optimisées par AG

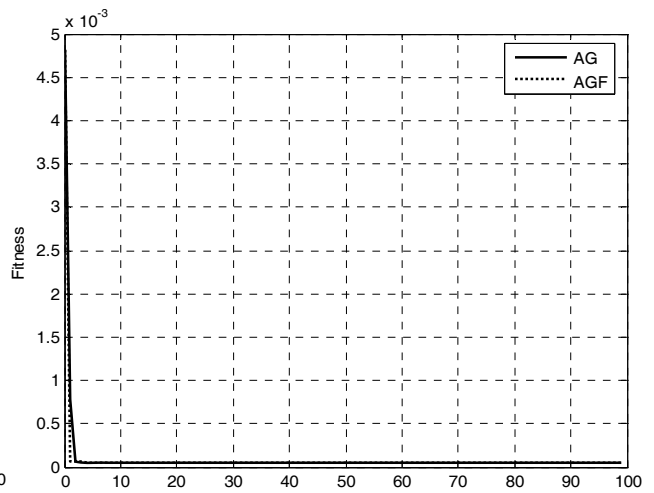


(f) : Amplitudes optimisées par AGF

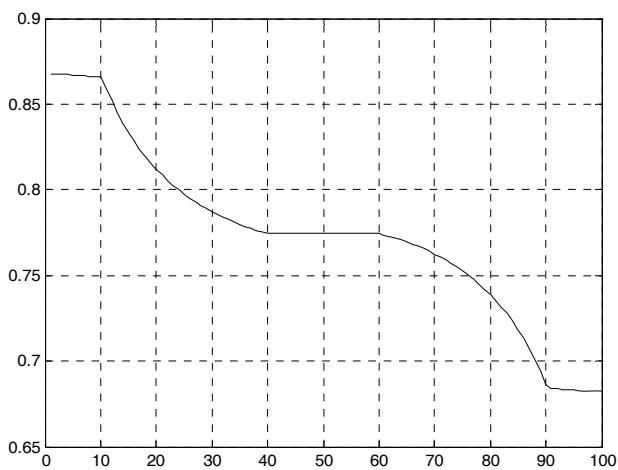
**Figure V.25** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau plan à partir d'une gaussienne



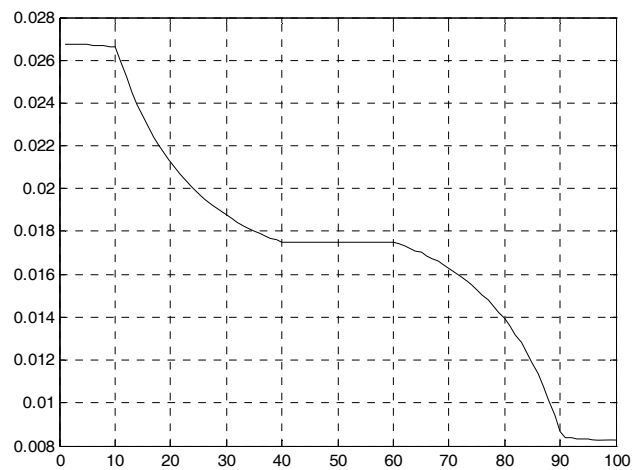
(a) : Diagramme de rayonnement



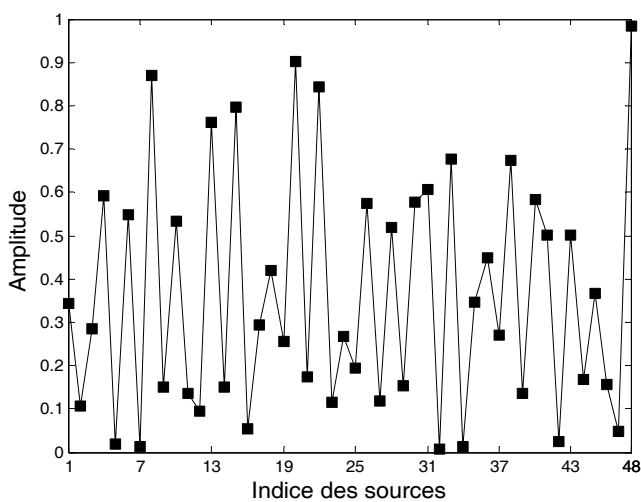
(b) : Evolution de la fonction coût



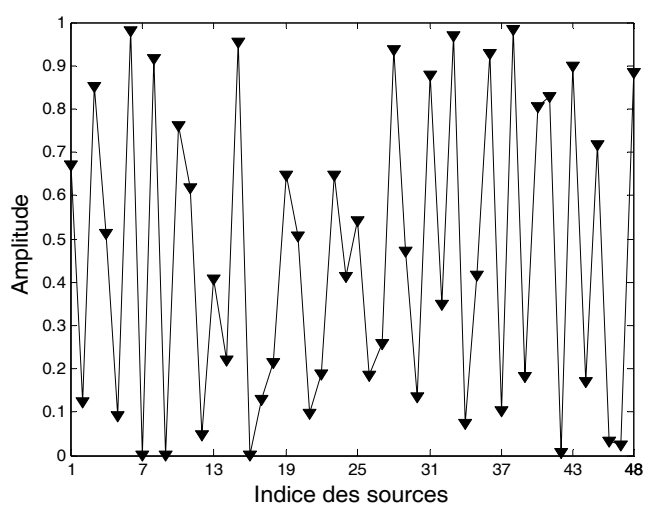
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



(e) : Amplitudes optimisées par AG



(f) : Amplitudes optimisées par AGF

**Figure V.26** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau plan à partir d'un gabarit

#### V.4.2.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

La synthèse est effectuée en agissant sur le vecteur des amplitudes ainsi que sur le vecteur des phases des courants d'alimentation, définis respectivement par  $A=[a_1 a_2 a_3 \dots a_N]$  et  $\Psi = [\Psi_1 \Psi_2 \dots \Psi_N]$ .

Les résultats, pour ce type de synthèse, sont obtenus avec les paramètres suivants :

Nombre de génération : 200

Taille de la population : 200

Nombre de bits : 16

Probabilité de croisement : 0.01

Probabilité de mutation : 0.8

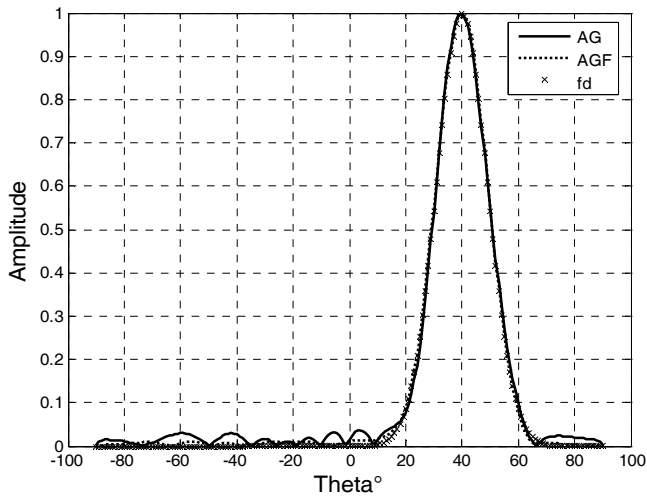
Le diagramme de rayonnement du réseau plan considéré en fonction de  $\theta$ , avec les valeurs des courants d'alimentation optimisées par l'algorithme génétique standard et l'algorithme génétique sous contrôleur de logique floue, est présenté dans la figure V.27.a, le diagramme désiré est une gaussienne dépointé de  $40^\circ$ . Les différentes excitations synthétisées sont représentées sur les figures V.27.e et V.27.f.

Le résultat représenté sur la figure V.28 concerne toujours le réseau plan, mais dans ce cas le diagramme désiré est spécifié à partir d'un gabarit dépointé de  $30^\circ$ . La synthèse est réalisée en agissant sur l'amplitude et la phase des courants d'alimentation.

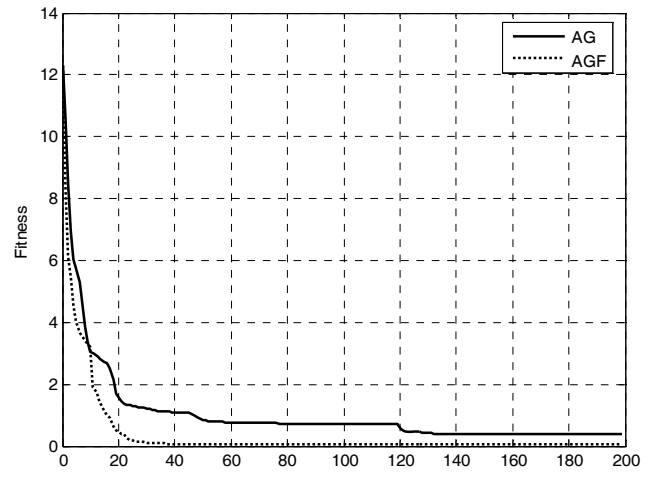
Les pondérations optimales obtenues avec l'algorithme génétique standard et l'algorithme génétique sous contrôleur de logique floue sont représentées sur les figures V.28.e et V.28.f.

Nous observons que les résultats sont très satisfaisants pour le suivi du rayonnement exigé par le diagramme de rayonnement synthétisé, que se soit dans le cas d'une gaussienne ou d'un gabarit.

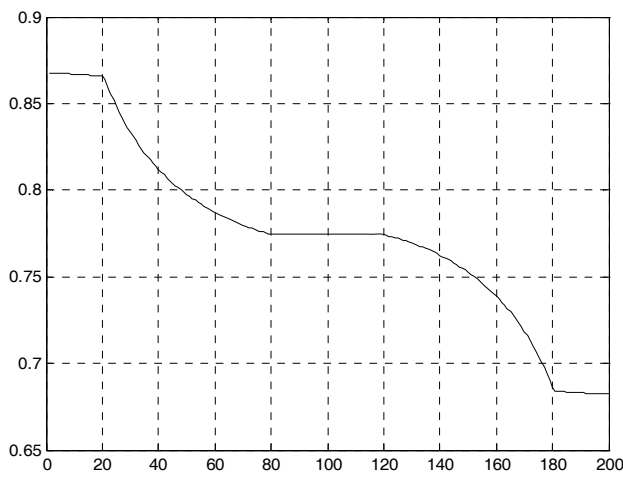
Nous remarquons aussi, que la synthèse par action sur l'amplitude et sur la phase des courants d'alimentations nécessite une population de taille importante et un grand nombre de générations.



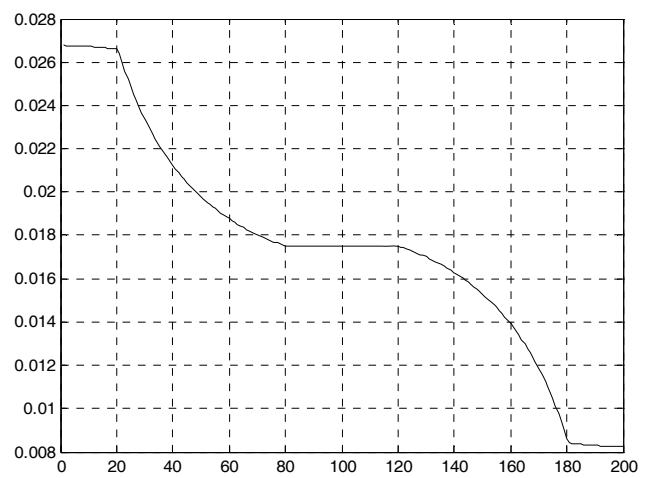
(a) : Diagramme de rayonnement



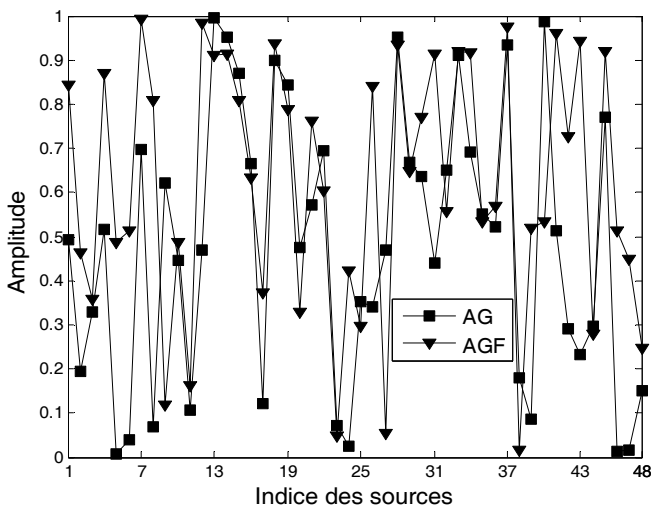
(b) : Evolution de la fonction coût



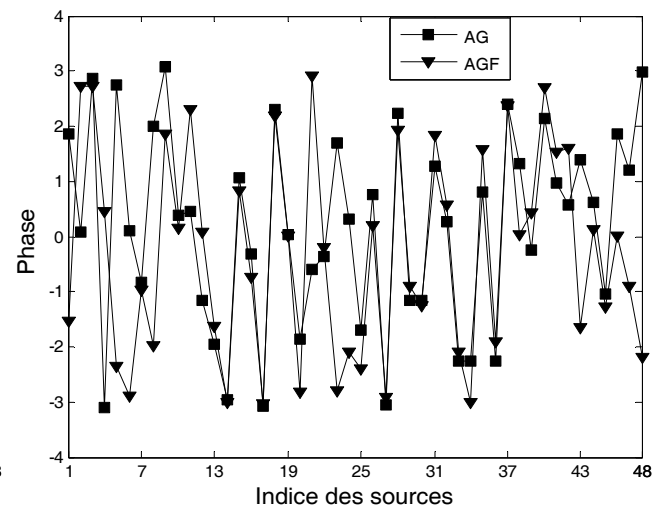
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation

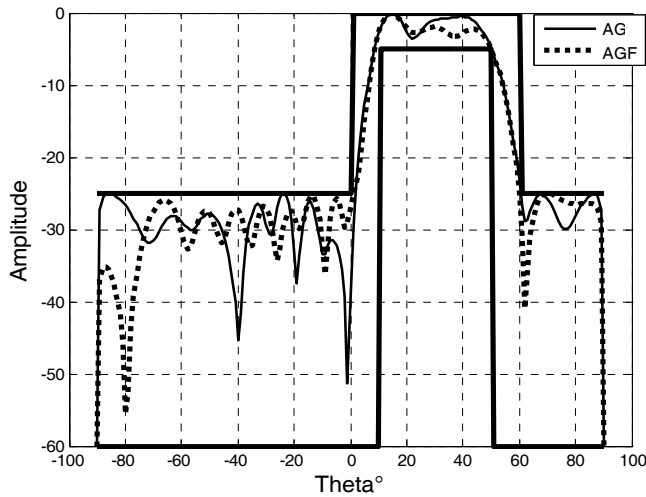


(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF

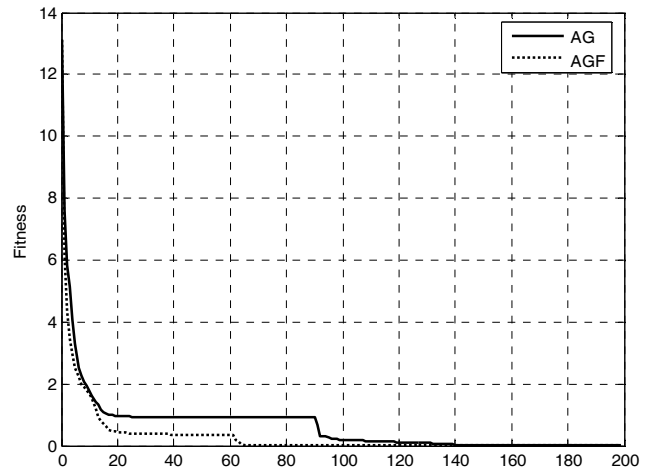


(f) : Phases optimisées par AG et AGF

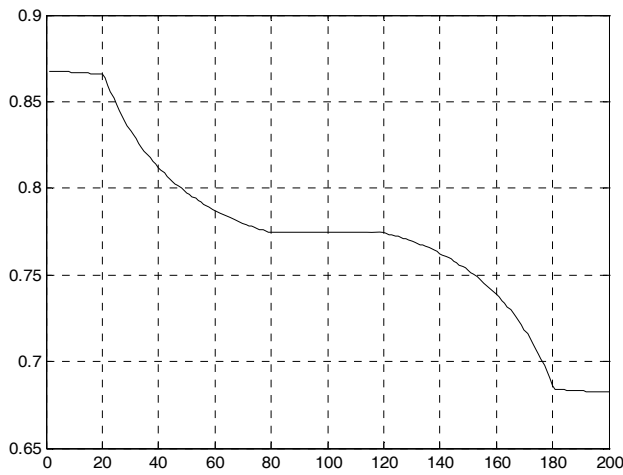
**Figure V.27** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau plan à partir d'une gaussienne



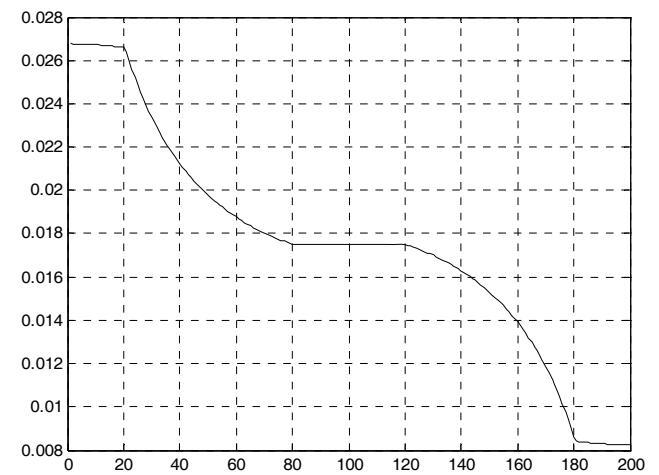
(a) : Diagramme de rayonnement



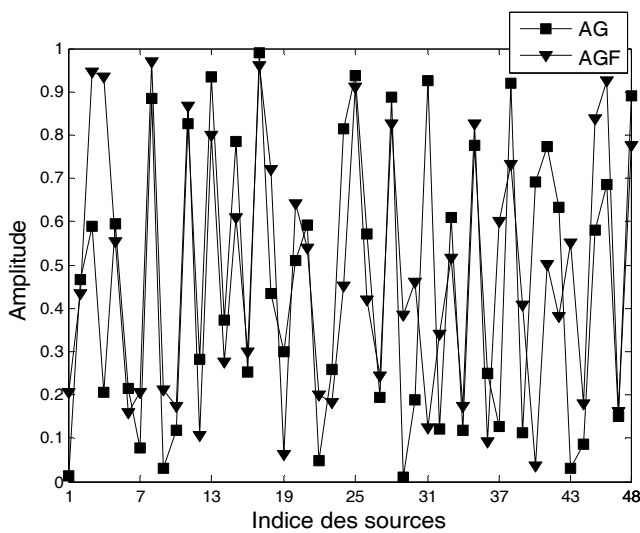
(b) : Evolution de la fonction coût



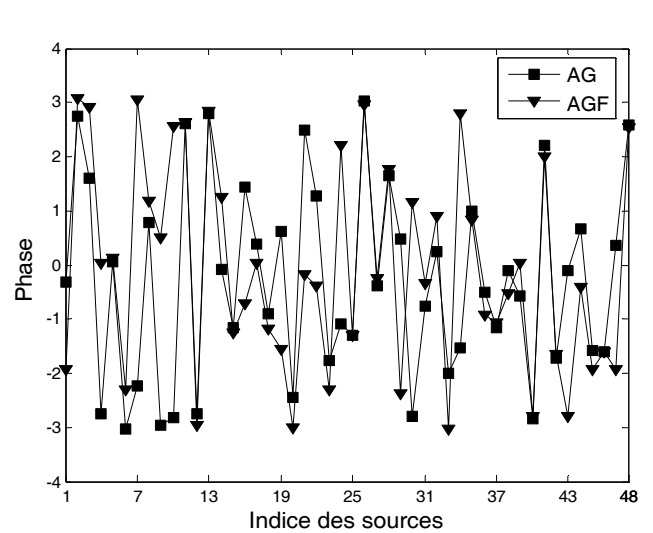
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF



(f) : Phases optimisées par AG et AGF

**Figure IV.28** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau plan à partir d'un gabarit

### V.4.3 Applications à la synthèse de réseaux circulaires

Les simulations suivantes concernent le réseau circulaire déjà considéré dans le paragraphe V.3.3 avec une application du recuit simulé. Le problème consiste à déterminer la loi d'alimentation afin de s'approcher au mieux de contraintes de rayonnement fixées à l'avance [89, 90].

#### V.4.3.1 Synthèse par loi d'amplitude

La figure V.29 fournit le résultat de synthèse du réseau circulaire avec une gaussienne étroite centrée comme diagramme désiré.

Le résultat de synthèse pour le cas d'un diagramme désiré spécifié par un gabarit est représenté sur la figure V.30.

Pour les deux types de synthèse, à partir d'une gaussienne et à partir d'un gabarit, les paramètres de l'algorithme génétiques sont fixés par :

Nombre de génération : 200

Taille de la population : 120

Nombre de bits : 16

Probabilité de croisement : 0.01

Probabilité de mutation : 0.7

Le contrôleur flou reçoit en entrée :

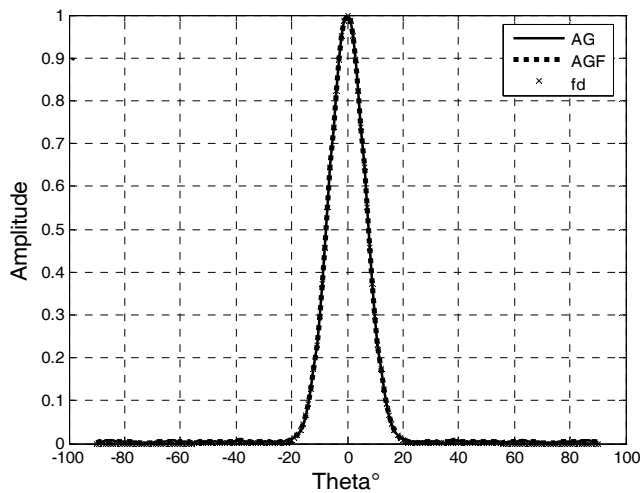
$D_{gw}$  : Mesure de la diversité de population.

$\bar{f}/f_{\max}$  :  $\bar{f}$  et  $f_{\max}$  représentent respectivement la valeur moyenne et la valeur maximale de la fonction d'évaluation.

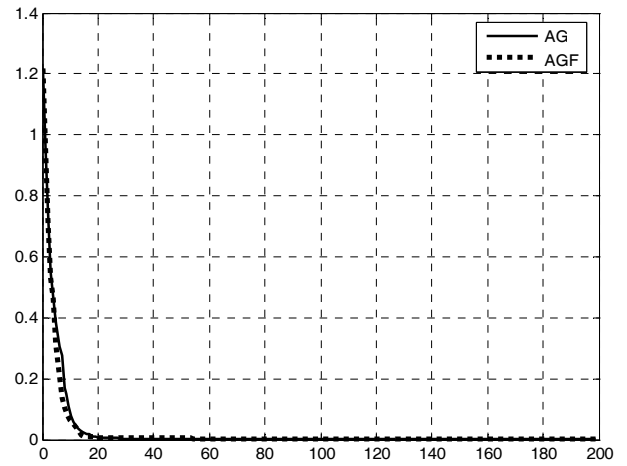
Nb : Nombre utilisé pour enregistrer la fréquence de la plus grande valeur de la fonction d'évaluation qui n'a pas changée.

Les valeurs de la probabilité de croisement  $P_c$  et de la probabilité de mutation  $P_m$  sont calculées par le contrôleur flou, en fonction des résultats collectés durant le processus de recherche. A chaque génération, ces valeurs sont mises à jour puis sont utilisées dans l'algorithme pour une bonne exploration de l'espace de recherche.

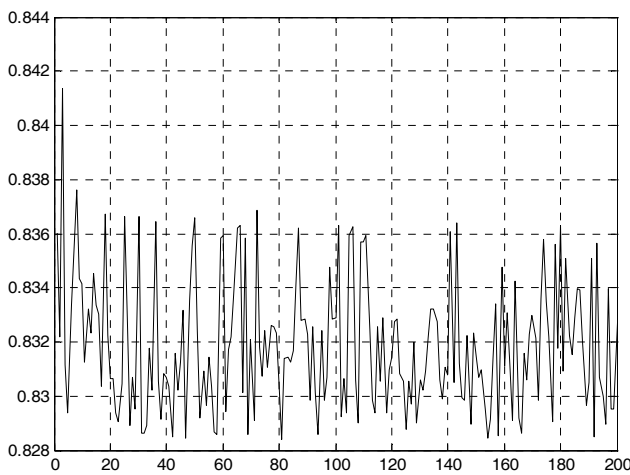
Les figures V.29.c, V.29.d, V.30.c et V.30.d montrent le réglage des probabilités de croisement et de mutation au cours du processus d'optimisation.



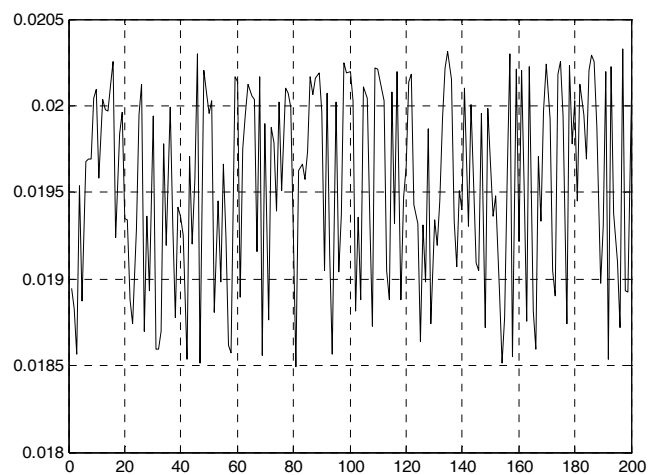
(a) : Diagramme de rayonnement



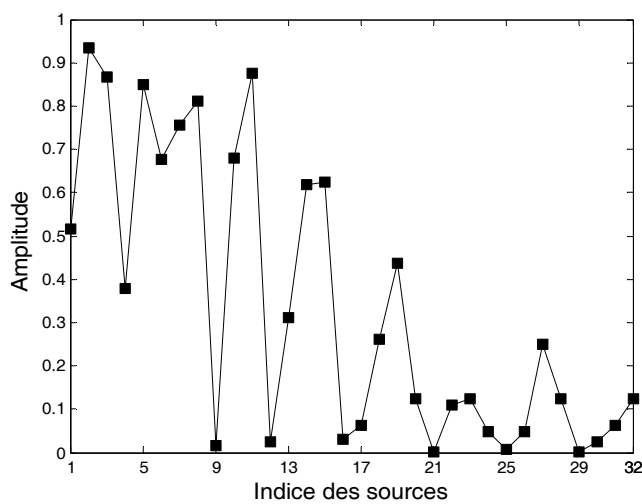
(b) : Evolution de la fonction coût



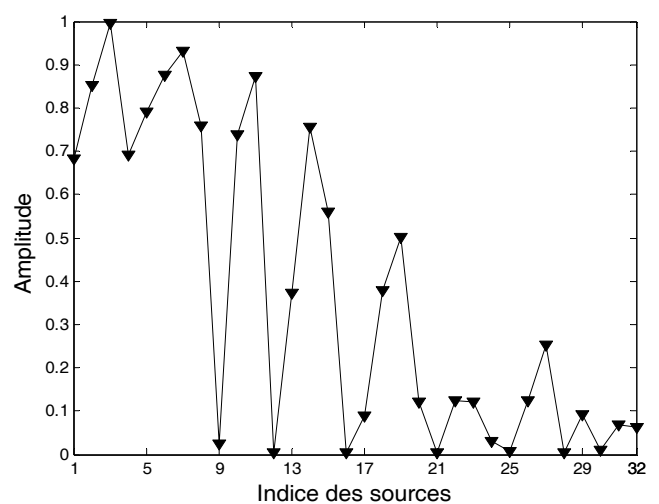
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



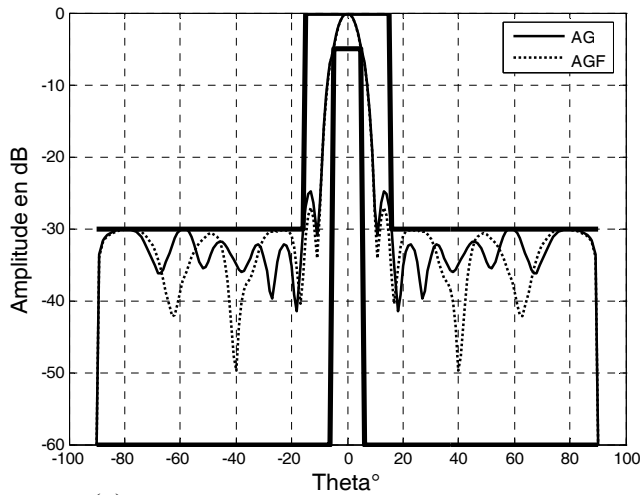
(e) : Amplitudes optimisées par AG



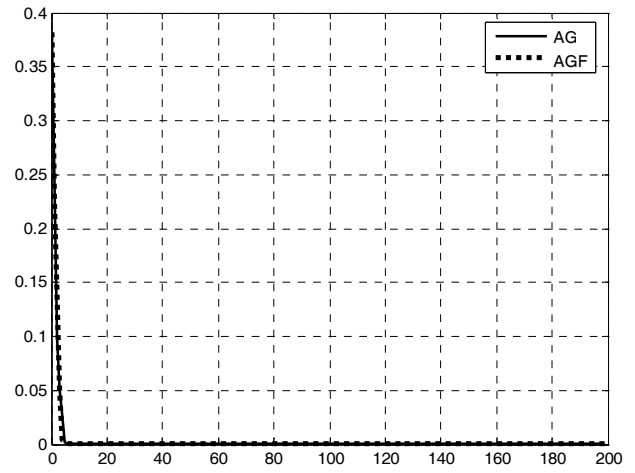
(f) : Amplitudes optimisées par AGF

**Figure V.29** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau circulaire à partir d'une gaussienne

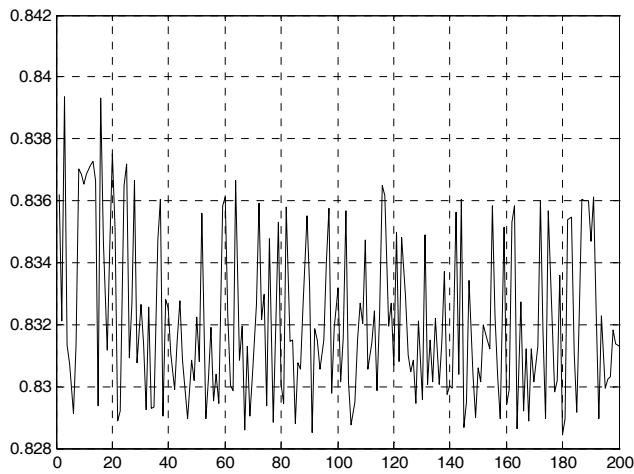




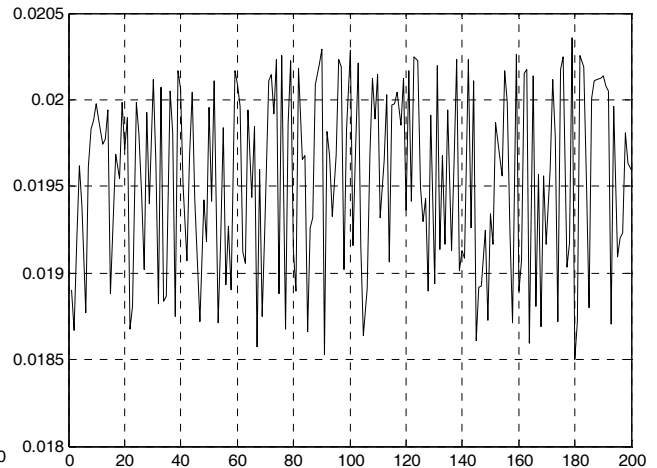
(a) : Diagramme de rayonnement



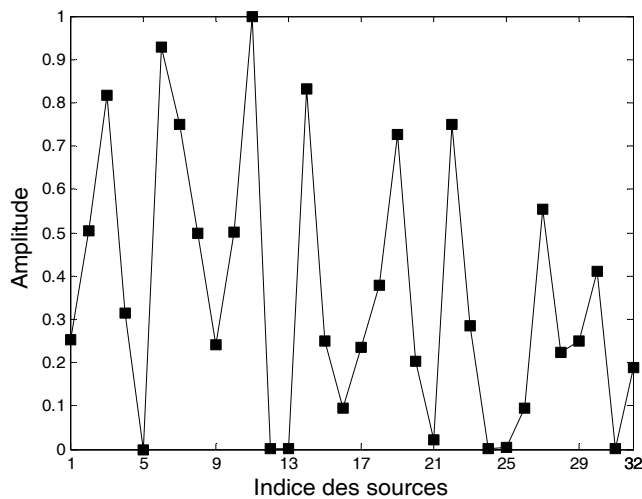
(b) : Evolution de la fonction coût



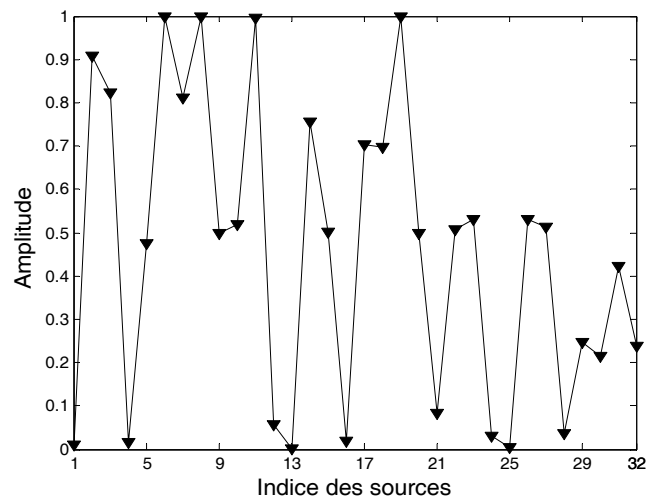
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



(e) : Amplitudes optimisées par AG



(f) : Amplitudes optimisées par AGF

Figure V.30 : Synthèse par AG et AGF d'un réseau circulaire à partir d'un gabarit

Nous observons que les résultats sont très satisfaisants pour le suivi de la fonction désirée par les diagrammes synthétisés. La vitesse de convergence est la même pour les deux algorithmes.

#### **V.4.3.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase**

Dans ce cas les paramètres utilisés pour la synthèse sont l'amplitude et la phase des courants d'alimentation.

Les paramètres de l'algorithme génétiques sont les suivants :

Nombre de génération : 200

Taille de la population : 200

Nombre de bits : 16

Probabilité de croisement : 0.01

Probabilité de mutation : 0.7

Le résultat de synthèse obtenu est représenté à la figure V.31. Les pondérations optimisées par les deux algorithmes sont présentées sur les figures V.31.e et V.31.f.

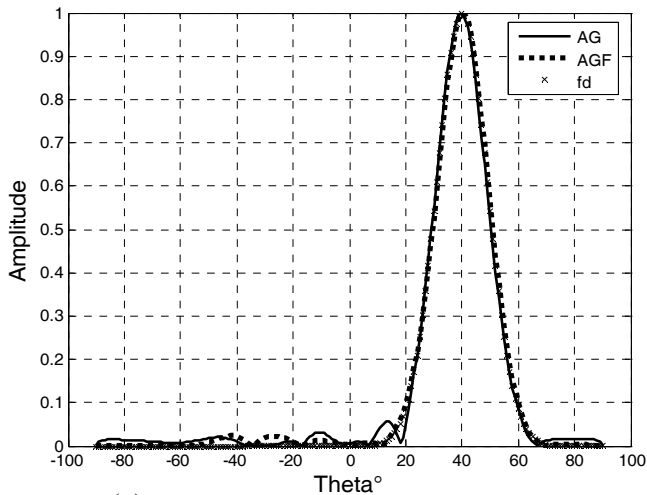
On constate que le résultat obtenu par l'AGF est meilleur que celui obtenu par l'algorithme génétique standard. Le diagramme de rayonnement obtenu par application de l'AGF suit mieux la fonction désirée avec une vitesse de convergence plus rapide que celui obtenu par application de l'AGS.

Le résultat de synthèse représenté à la figure V.32 concerne le cas où le diagramme désiré est spécifié par un gabarit dépointé de 30°. Nous avons pris les mêmes paramètres de l'algorithme génétique que pour le cas de la gaussienne.

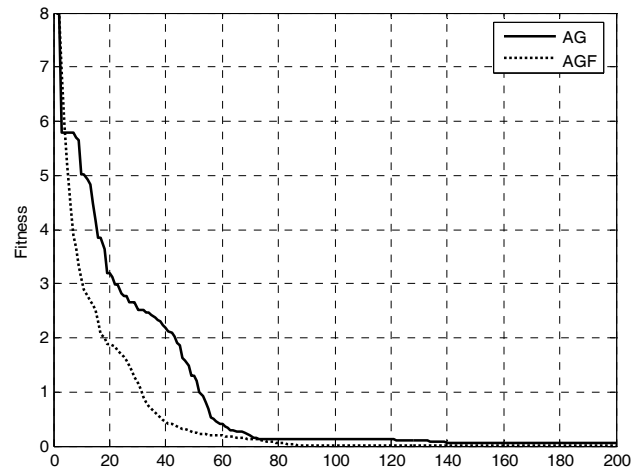
La synthèse par action sur l'amplitude et sur la phase des courants d'alimentation nécessite une population de grande taille pour converger vers la solution optimale.

Nous observons que les diagrammes synthétisés par les deux algorithmes AG et AGF sont dans les limites fixées par le gabarit. Mais la vitesse de convergence de l'AGF est meilleure que celle de l'algorithme génétique standard.

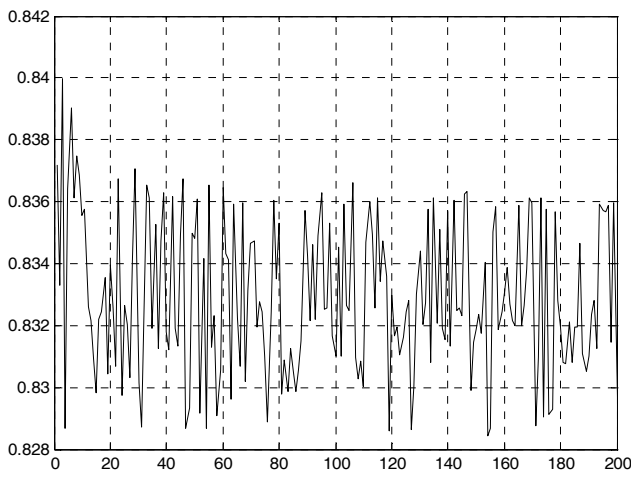
Les pondérations optimisées par les deux algorithmes sont représentées sur les figures V.32.e et V.32.f.



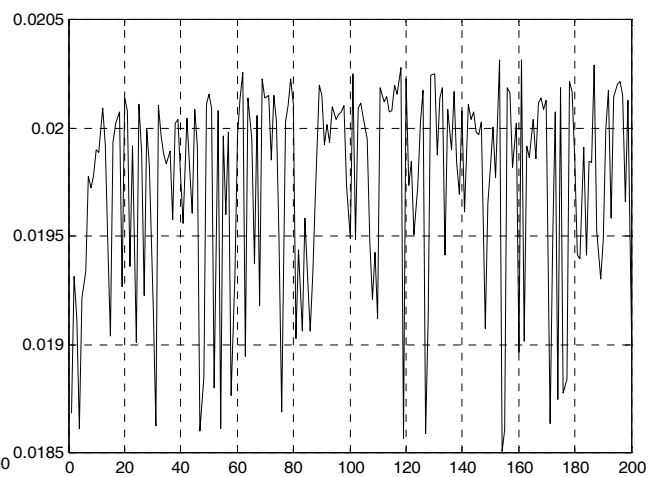
(a) : Diagramme de rayonnement



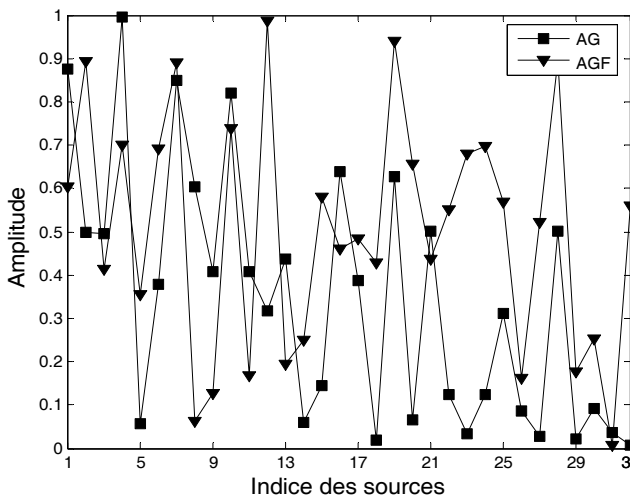
(b) : Evolution de la fonction coût



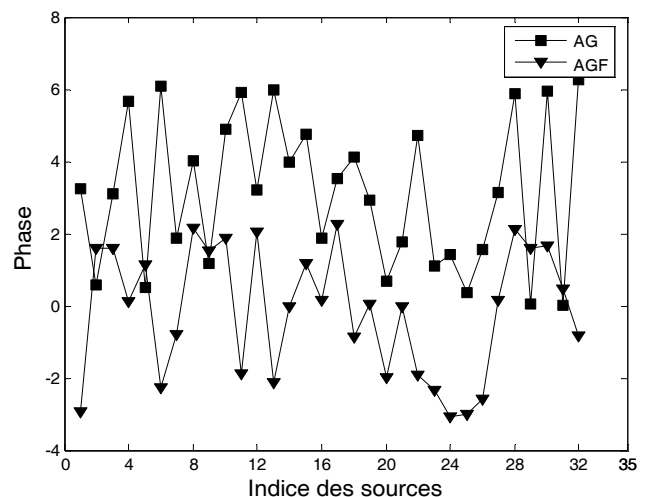
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation

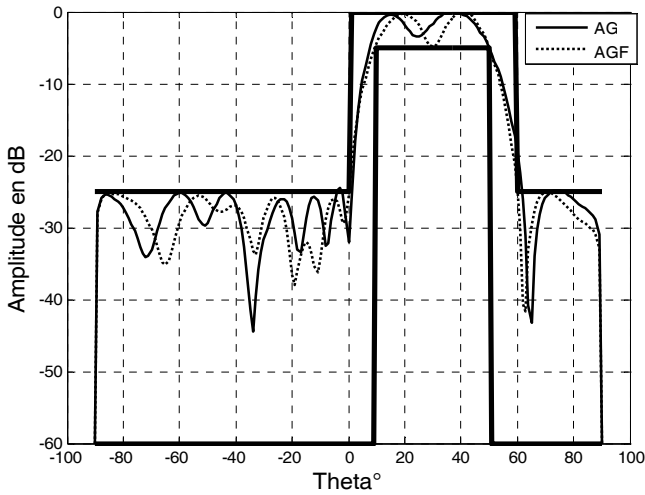


(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF

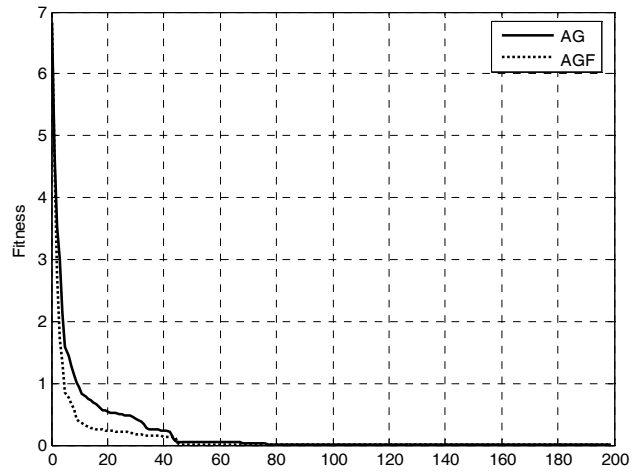


(f) : Phases optimisées par AG et AGF

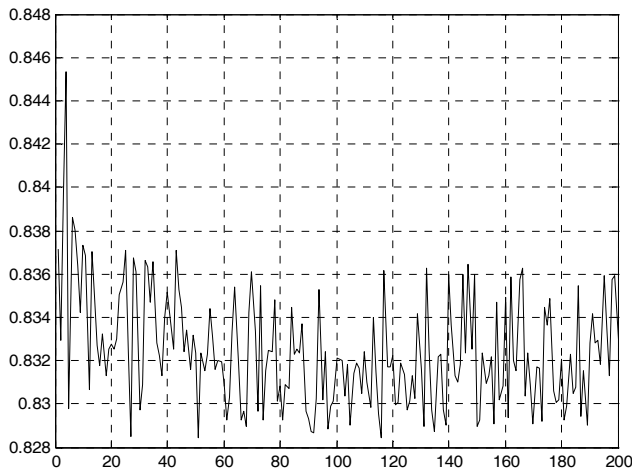
**Figure V.31** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau circulaire à partir d'une gaussienne



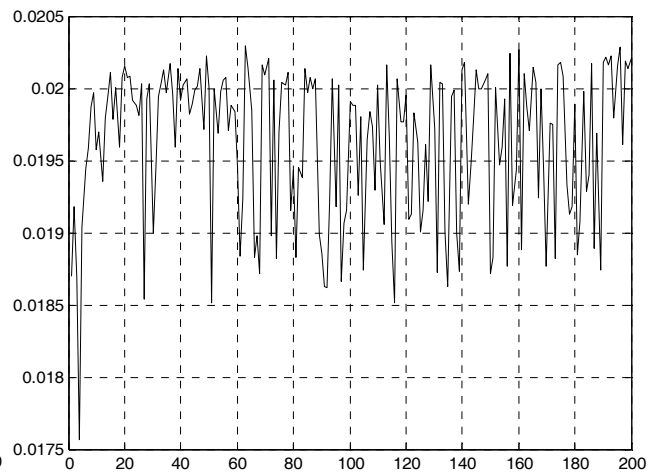
(a) : Diagramme de rayonnement



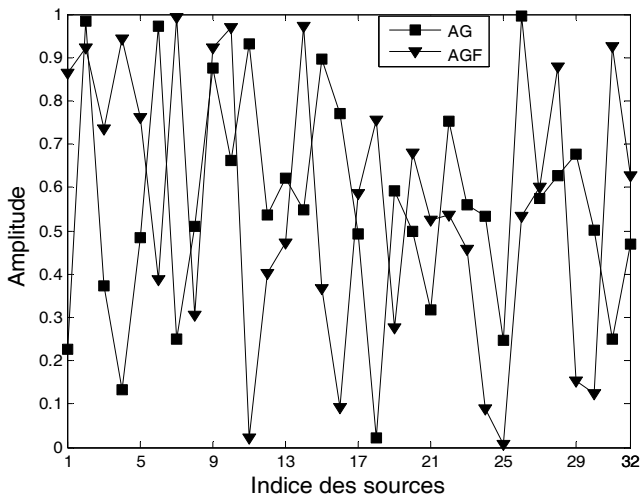
(b) : Evolution de la fonction coût



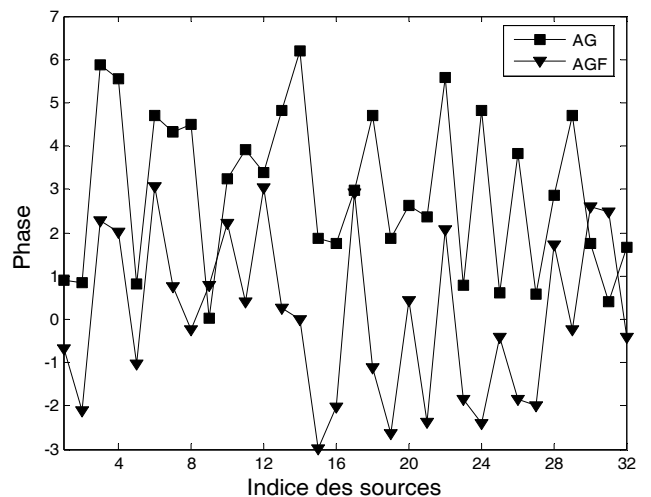
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF



(f) : Phases optimisées par AG et AGF

**Figure V.32** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau circulaire à partir d'un gabarit

### V.3.4 Applications à la synthèse de réseaux conformés

Nous présentons dans cette partie les résultats de l'application des deux algorithmes : l'algorithme génétique standard et l'algorithme génétique sous contrôleur de logique floue à la synthèse de réseaux conformés. Nous utilisons le même réseau conique déjà synthétisé par le recuit simulé.

Les paramètres de l'algorithme génétiques sont les suivants :

Nombre de génération : 200

Taille de la population : 200

Nombre de bits : 16

Probabilité de croisement : 0.02

Probabilité de mutation : 0.8

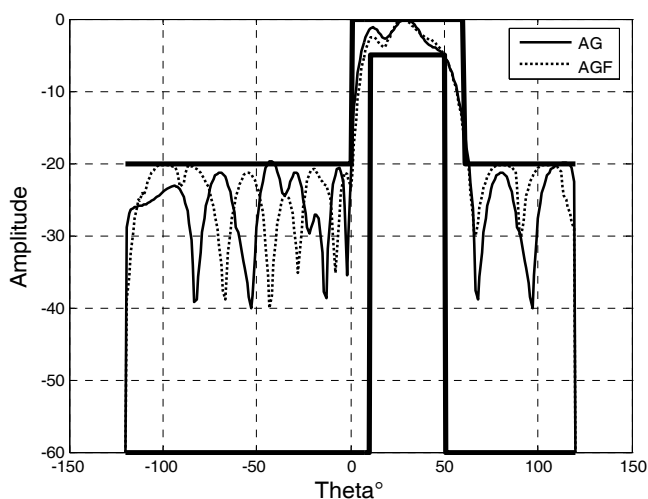
La figure V.33 montre le résultat de synthèse, dans le plan  $\varphi = 0^\circ$ , par action simultanée sur l'amplitude et sur la phase des courants d'alimentation. Le diagramme désiré est un gabarit dépointé de  $30^\circ$ .

La loi d'alimentation en amplitude et en phase donnant le diagramme synthétisé est représentée sur les figures V.33.e et V.33.f.

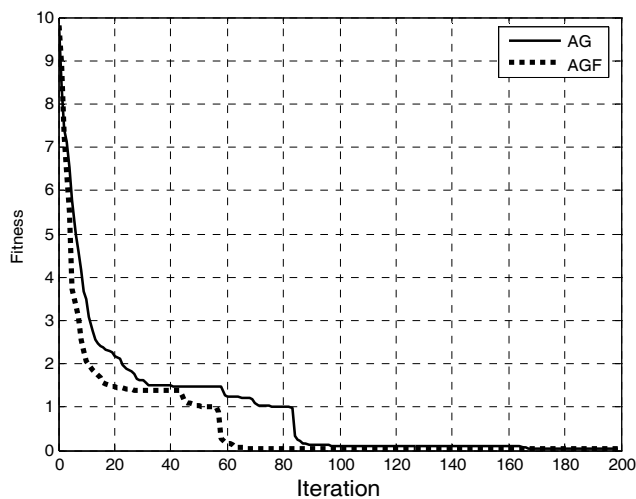
Sur la figure V.34, le résultat de synthèse dans le plan  $\varphi = 45^\circ$  est présenté. La loi d'alimentation en amplitude et phase donnant le diagramme synthétisé est représentée sur les figures V.34.e et V.34.f.

Les résultats obtenus montrent clairement que les deux algorithmes réussissent à trouver une meilleure solution. Mais l'AGF permet de converger plus vite et vers un résultat plus précis que l'AG.

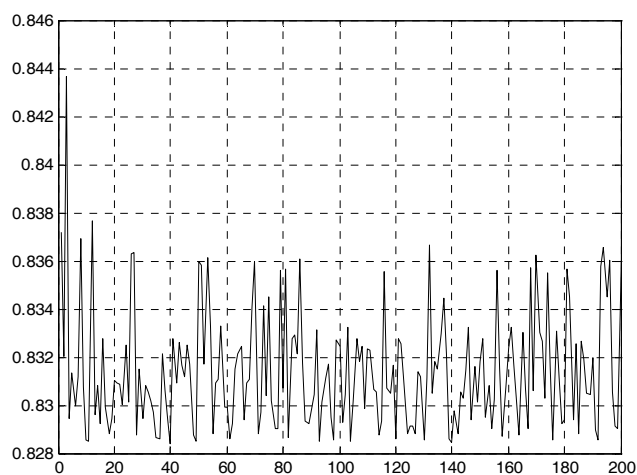
La synthèse du diagramme de rayonnement des réseaux conformés est difficile, du fait que la contribution des diagrammes élémentaires des sources est différente. Il est donc impossible de factoriser le diagramme total en un produit d'un facteur de réseau et d'un diagramme élémentaire, comme c'est le cas d'un réseau plan. Il est donc nécessaire de calculer les diagrammes élémentaires pour chaque source dans toutes les directions, ce qui augmente le temps d'évaluation des fonctions coût.



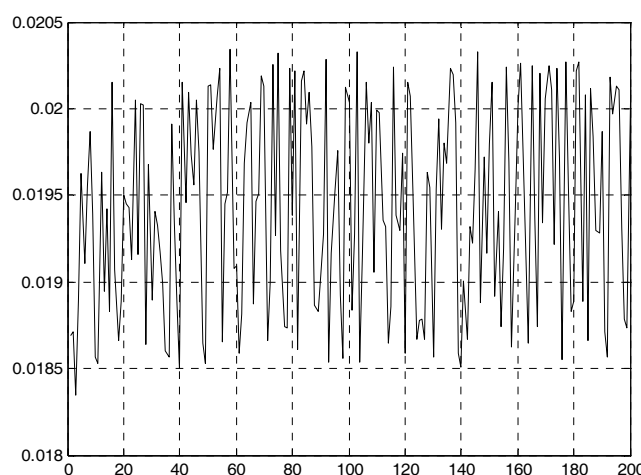
(a) : Diagramme de rayonnement, coupe en  $\varphi = 0^\circ$



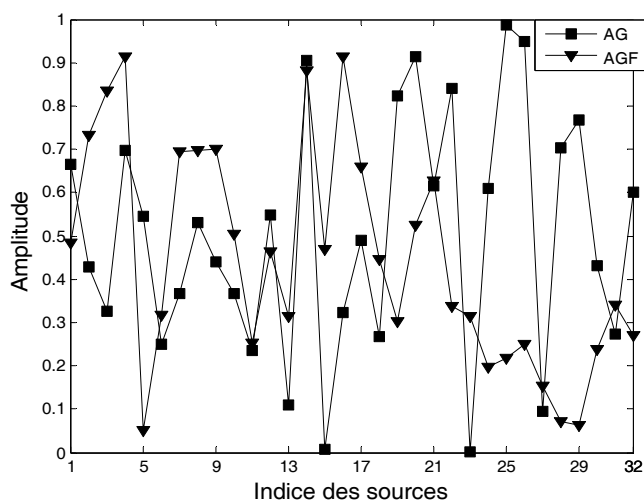
(b) : Evolution de la fonction coût



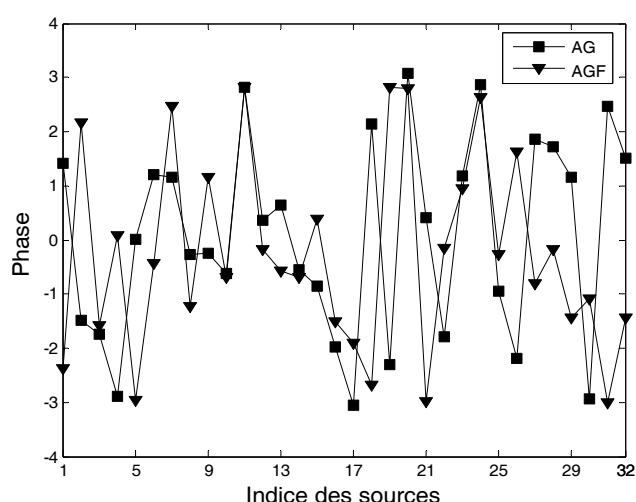
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation

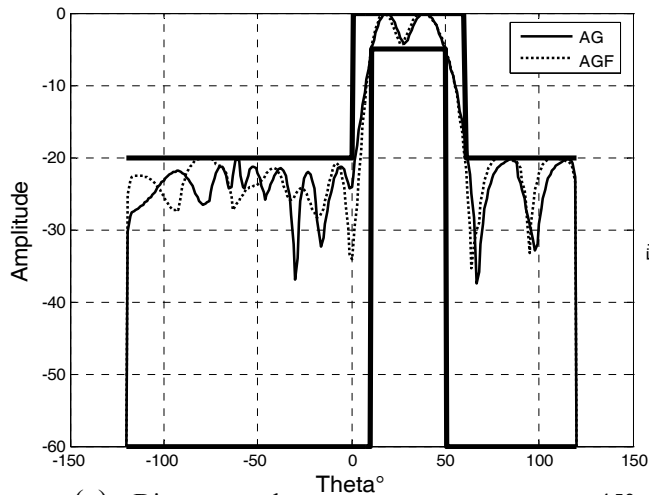


(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF

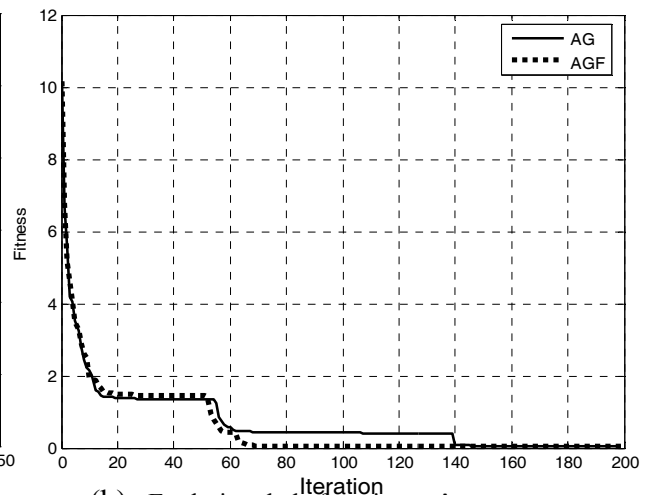


(f) : Phases optimisées par AG et AGF

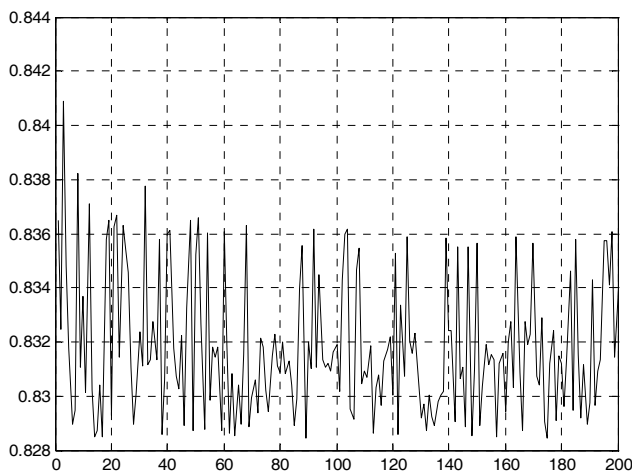
**Figure V.33** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau conique, coupe en  $\varphi = 0^\circ$



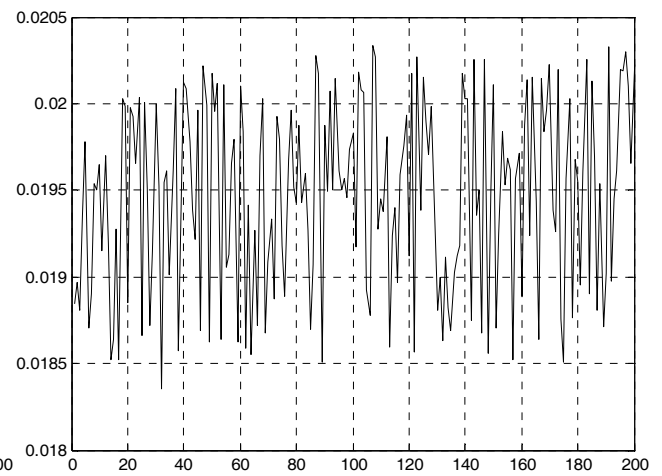
(a) : Diagramme de rayonnement, coupe en  $\varphi = 45^\circ$



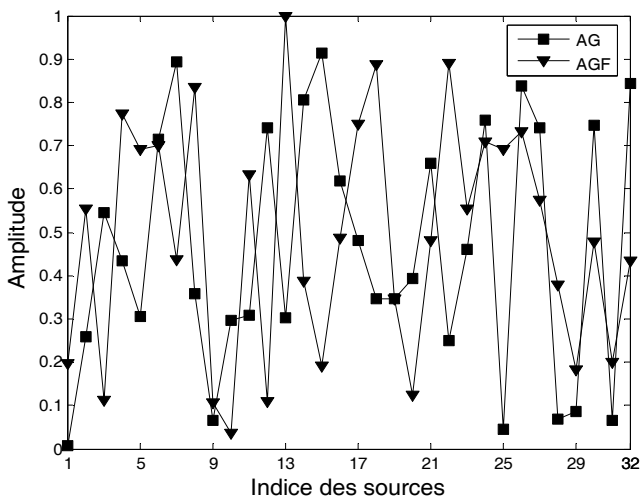
(b) : Evolution de la fonction coût



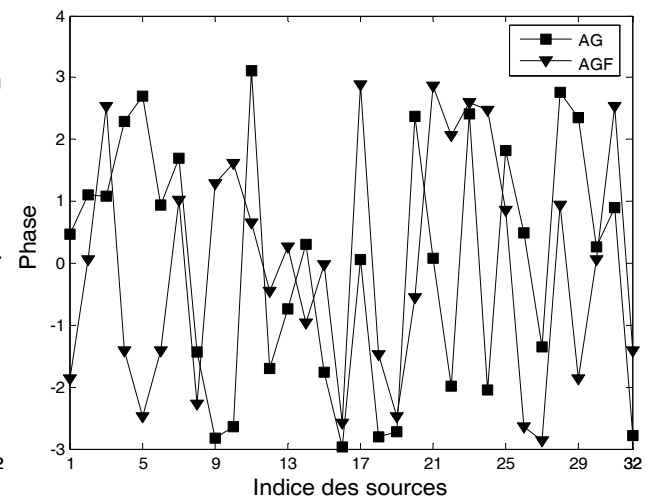
(c) : Ajustement de la probabilité de croisement



(d) : Ajustement de la probabilité de mutation



(e) : Amplitudes optimisées par AG et AGF



(f) : Phases optimisées par AG et AGF

**Figure V.34** : Synthèse par AG et AGF d'un réseau conique, coupe en  $\varphi = 45^\circ$

## V.5 Synthèse par essaim particulaire (PSO)

Dans cette partie nous appliquons l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire au problème de synthèse de réseau d'antennes imprimées. Nous présentons différents cas de synthèses afin de prouver l'efficacité de l'algorithme utilisé.

Nous rappelons que dans la PSO, chaque individu de la population est dit particule, tandis que la population est connue sous le nom d'essaim. Les particules d'un essaim représentent des solutions potentielles.

Cette méthode d'optimisation est fondée sur l'évolution d'un essaim de particules (de taille fixe) dans l'espace de recherche (de dimension  $D$ ), avec évaluation régulière des performances de chaque particule à l'aide de fonctions coût. Chaque position de particule représente une solution possible au problème d'optimisation, chaque particule se déplace et à chaque itération, la plus proche de l'optimum communique aux autres sa position pour qu'elles modifient leur trajectoire.

Au départ de l'algorithme, un essaim est réparti au hasard dans l'espace de recherche : initialisation aléatoire des positions et des vitesses de chaque particule. Le principe de l'algorithme est de déplacer ces particules afin qu'elles trouvent l'optimum. Chacune de ces particules est dotée : d'une position et d'une vitesse qui permet à la particule de se déplacer. De cette façon, au cours des itérations, chaque particule change de position. Elle évolue en fonction de son meilleur voisin, de sa meilleure position, et de sa position précédente. C'est cette évolution qui permet de tomber sur une particule optimale.

Lors de l'évolution de l'essaim, si une particule tend à sortir de l'espace de recherche, c'est-à-dire si  $x$  calculée selon l'équation du mouvement d'une particule sort de l'intervalle  $[x_{\min}, x_{\max}]$ , on lui attribue la valeur du point frontière le plus proche et on annule sa vitesse.

L'algorithme d'optimisation par essaim particulaire peut être réglé à travers différents paramètres fixés à l'avance et dont dépend très fortement la bonne convergence de l'algorithme. Nous récapitulons ci-dessous les différents paramètres à définir en entrées :

- Espace de recherche : Les paramètres à optimiser appartiennent à des intervalles de variation fixés en début du processus.
- Taille de l'essaim : Le nombre de particule dépend essentiellement de deux paramètres : la taille de l'espace de définition (espace de recherche) et le rapport entre la capacité de calcul de la machine et le temps maximum de recherche.



- La taille maximale de voisinage d'une particule : La meilleure particule est choisie à partir de la population entière.
- Coefficients de confiance : Ils permettent de pondérer les tendances des particules à suivre leur instinct de conservation (tendance à retourner vers la meilleure solution visitée) ou leur panurgisme (tendance à suivre le voisinage).
- $r_1$  et  $r_2$  sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans  $[0,1]$  à chaque itération et pour chaque dimension.
- Coefficient d'inertie  $w$ . Il permet de définir la capacité d'exploration de chaque particule en vue d'améliorer la convergence de la méthode. Une grande valeur de  $w$  est synonyme d'une grande amplitude de mouvement et donc d'exploration globale. Une faible valeur de  $w$  est synonyme de faible amplitude de mouvement et donc d'exploration locale. Fixer ce paramètre revient à trouver un compromis entre une exploration globale et une exploration locale.

Les différents paramètres de l'algorithme sont choisis de telle manière à satisfaire notre application. Les coefficients  $c_1$  et  $c_2$  sont tous les deux fixés à 1 pour donner un même poids aux recherches locale et globale.

Dans la PSOF, le poids d'inertie  $w$  est modifié au cours du traitement en utilisant les règles de la logique floue.

## V.5.1 Applications à la synthèse de réseaux rectilignes

Nous appliquons l'algorithme d'OEP standard et d'OEP sous contrôleur de logique flou dans un premier cas à un réseau rectiligne.

### V.5.1.1 Synthèse par loi d'amplitude

Le problème consiste à déterminer les amplitudes que l'on doit appliquer à chaque élément du réseau afin de s'approcher au mieux d'un diagramme désiré.

Nous donnons ci-dessous les différents paramètres fixés en entrée de l'optimisation par essaim particulaire :

Taille de l'essaim :  $M = 40$

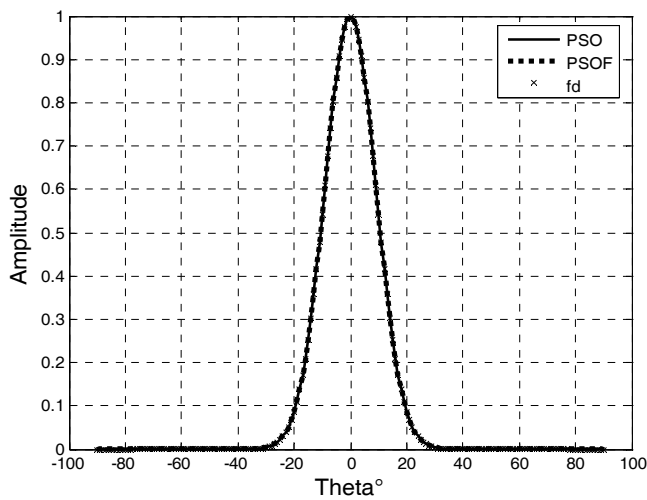
Coefficients de confiance :  $c_1 = 1$  ;  $c_2 = 1$

Coefficient d'inertie :  $w = 0.7$

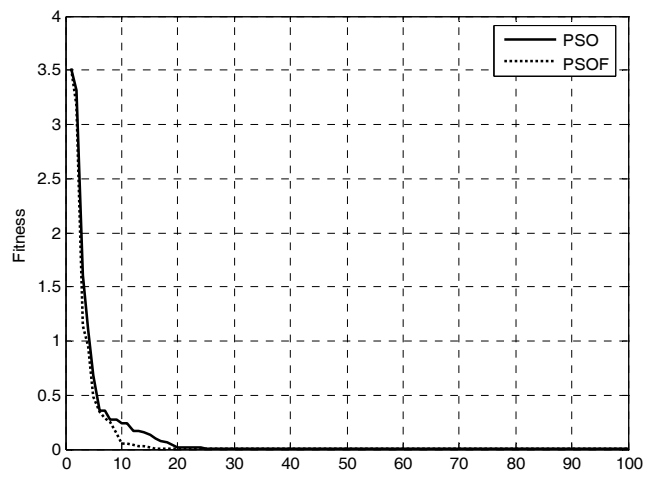
La figure V.35.a représente les deux diagrammes de rayonnement obtenus avec les pondérations trouvées par PSO et par PSOF. Le diagramme désiré est une gaussienne centrée sur  $0^\circ$ .

La figure V.35.b montre l'évolution de la fonction coût tandis que la figure V.35.c montre le réglage du poids d'inertie  $w$  au cours du processus d'optimisation.

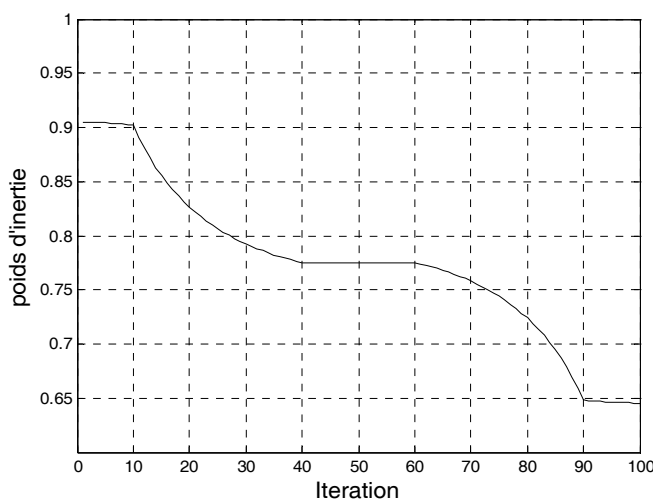
Les pondérations optimales obtenues avec les deux algorithmes PSO et PSOF sont représentées sur la figure V.35.d.



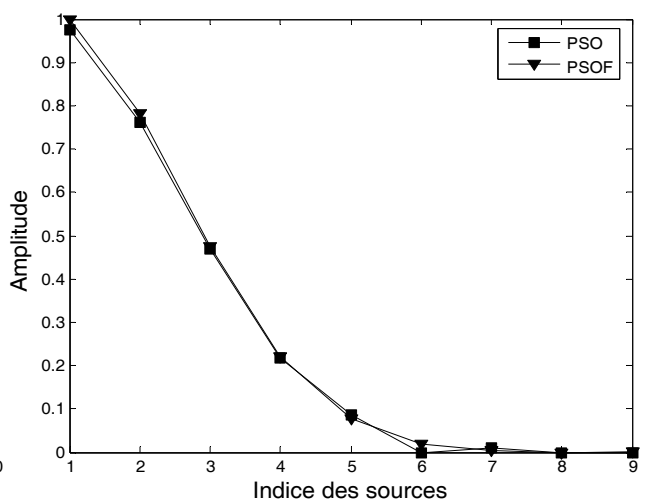
(a) : Diagramme de rayonnement



(b) : Evolution de la fonction coût



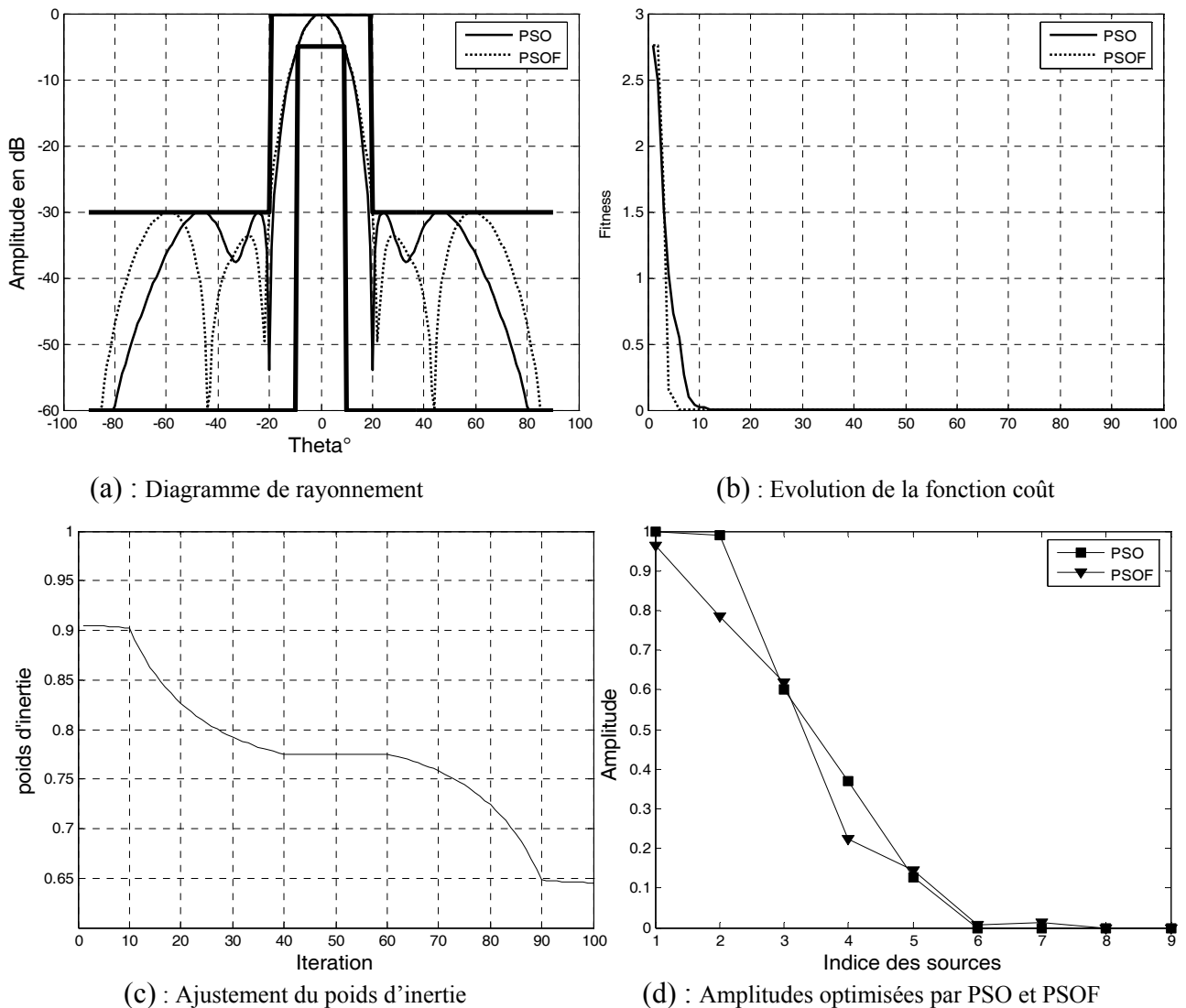
(c) : Ajustement du poids d'inertie



(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF

**Figure V.35** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau rectiligne à partir d'une gaussienne

Le résultat montré sur la figure V.36 est obtenu avec les mêmes paramètres de l'algorithme mais pour un diagramme désiré spécifié par un gabarit centré.



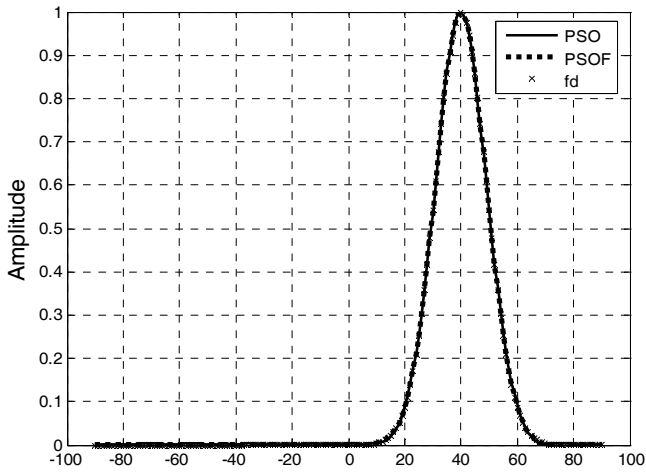
**Figure V.36** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau rectiligne à partir d'un gabarit centré

### V.5.1.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

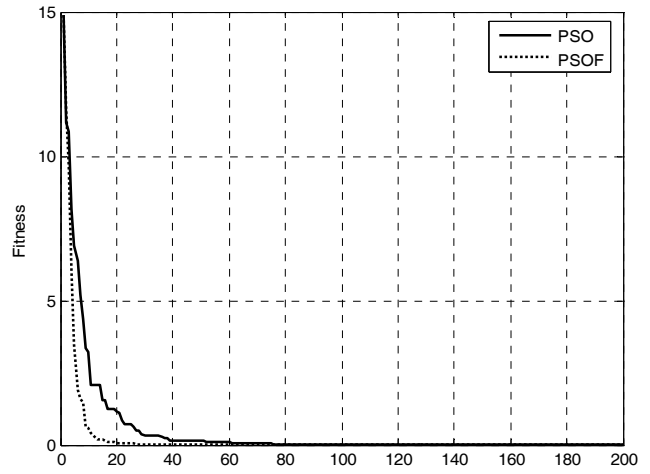
Dans ce cas, la synthèse est effectuée en agissant sur le vecteur des amplitudes ainsi que sur le vecteur des phases des courants d'alimentation.

Les résultats présentés dans les figures V.37 et V.38 ont été obtenus avec les mêmes valeurs des paramètres d'entrée de l'algorithme que précédemment mais en utilisant une taille de l'essaim de 120 particules.

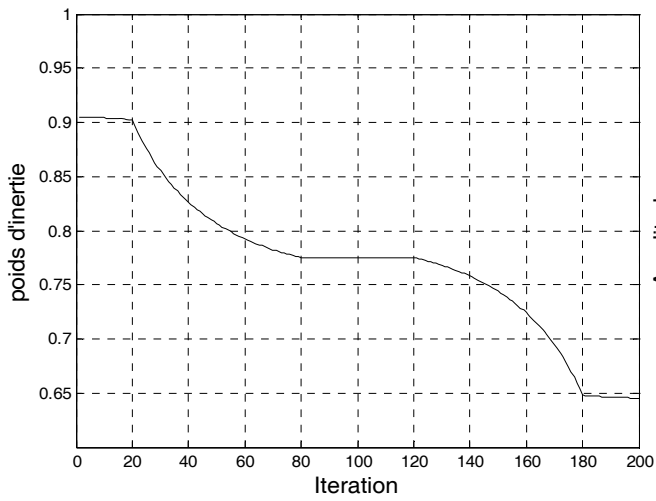
La figure V.38 représente le résultat de synthèse du réseau rectiligne à partir d'un gabarit dépointé de  $30^\circ$ .



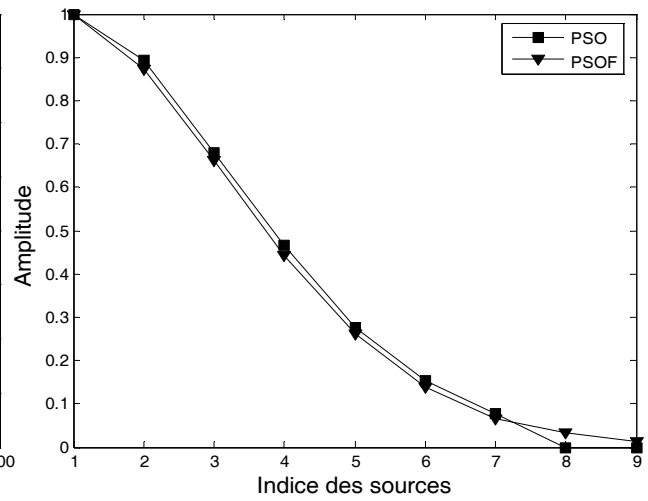
(a) : Diagramme de rayonnement



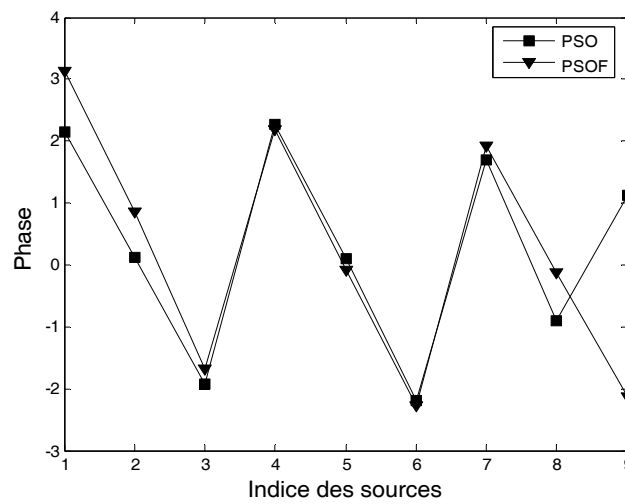
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie

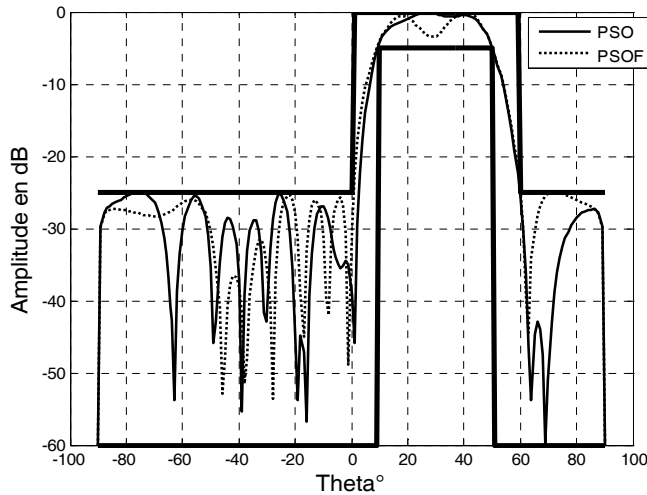


(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF

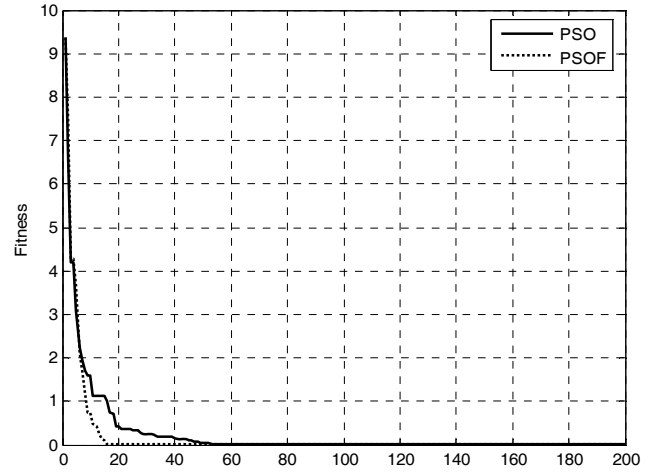


(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

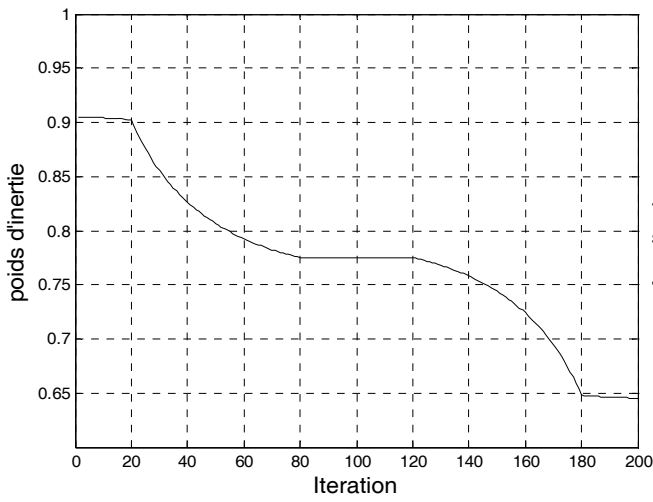
**Figure V.37** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau rectiligne à partir d'une gaussienne



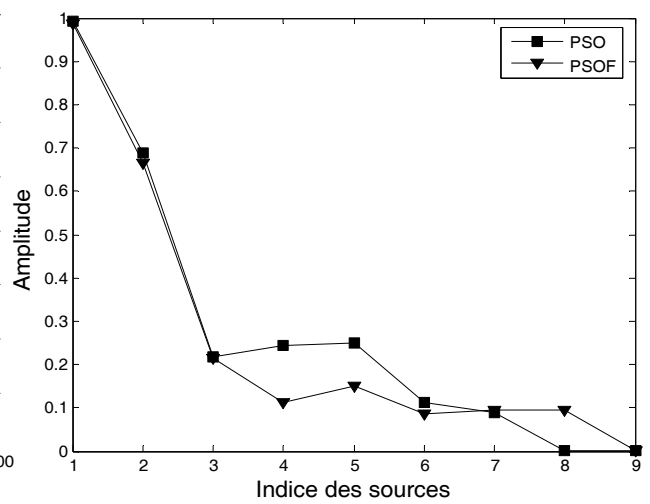
(a) : Diagramme de rayonnement



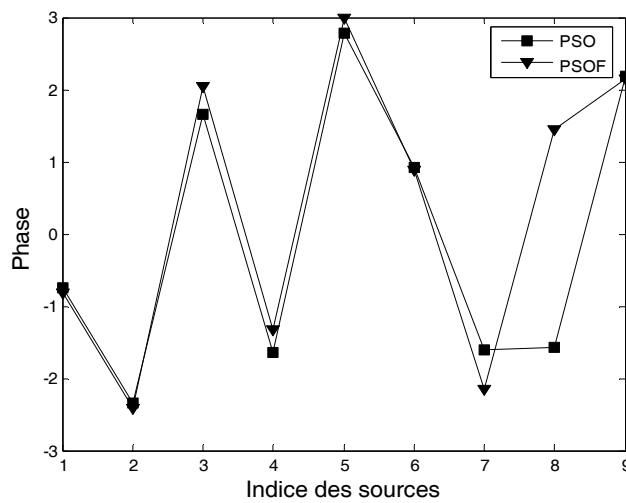
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie



(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF



(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

**Figure V.38** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau rectiligne à partir d'un gabarit

Pour ce premier réseau, les différents cas de synthèse présentés permettent de tirer la constatation suivante : les résultats de synthèse obtenus, en utilisant la méthode d'optimisation par essaim particulaire floue sont plus performants que ceux obtenus en utilisant la méthode par essaim particulaire standard, en terme de précision, mais aussi en terme de vitesse de convergence.

## V.5.2 Applications à la synthèse de réseaux planaires

### V.5.2.1 Synthèse par loi d'amplitude

La figure V.39 représente le résultat de synthèse à partir d'une gaussienne étroite comme diagramme désiré. Ce résultat a été obtenu en utilisant une taille de l'essaim de 80 particules et un poids d'inertie de 0.74.

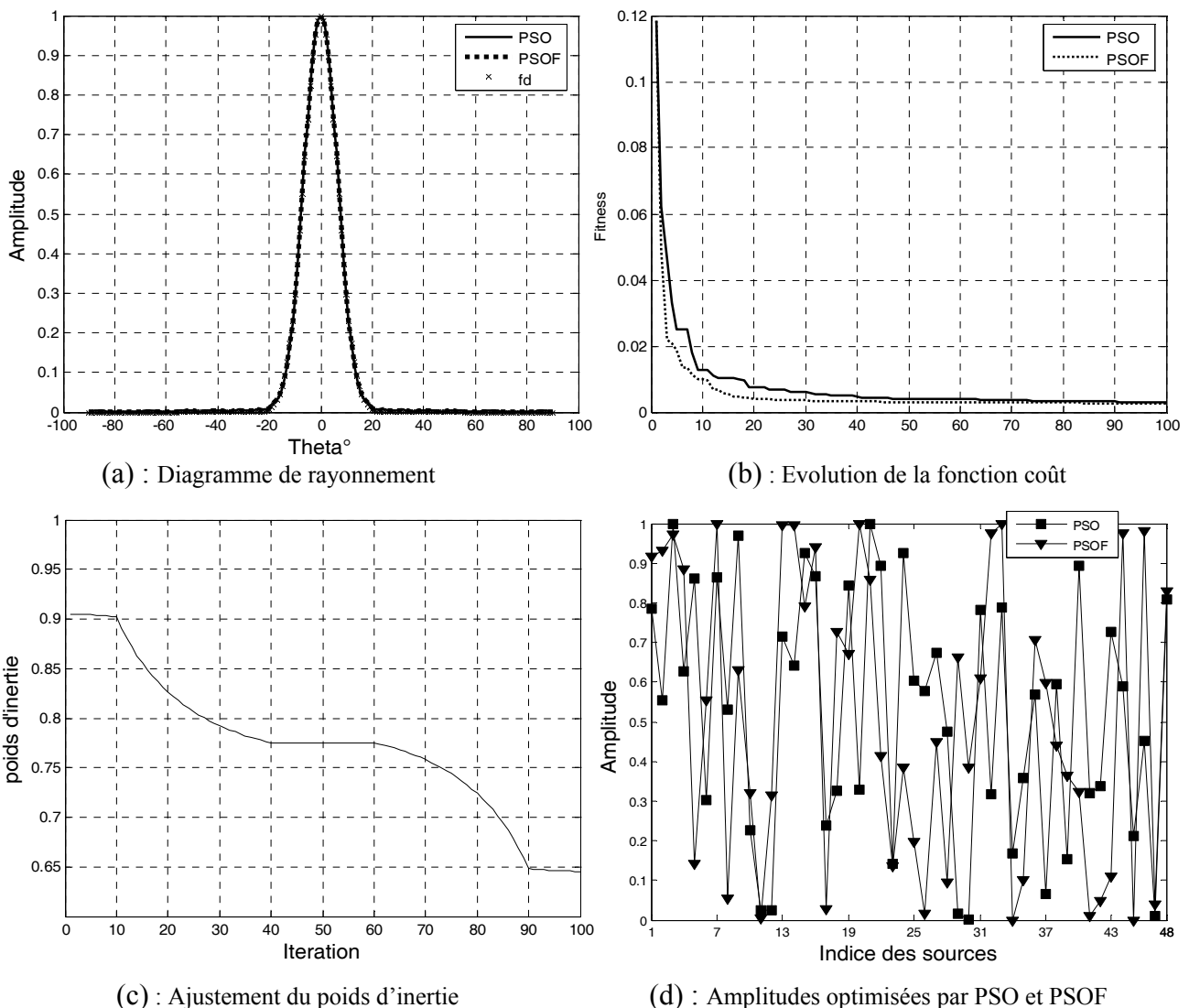
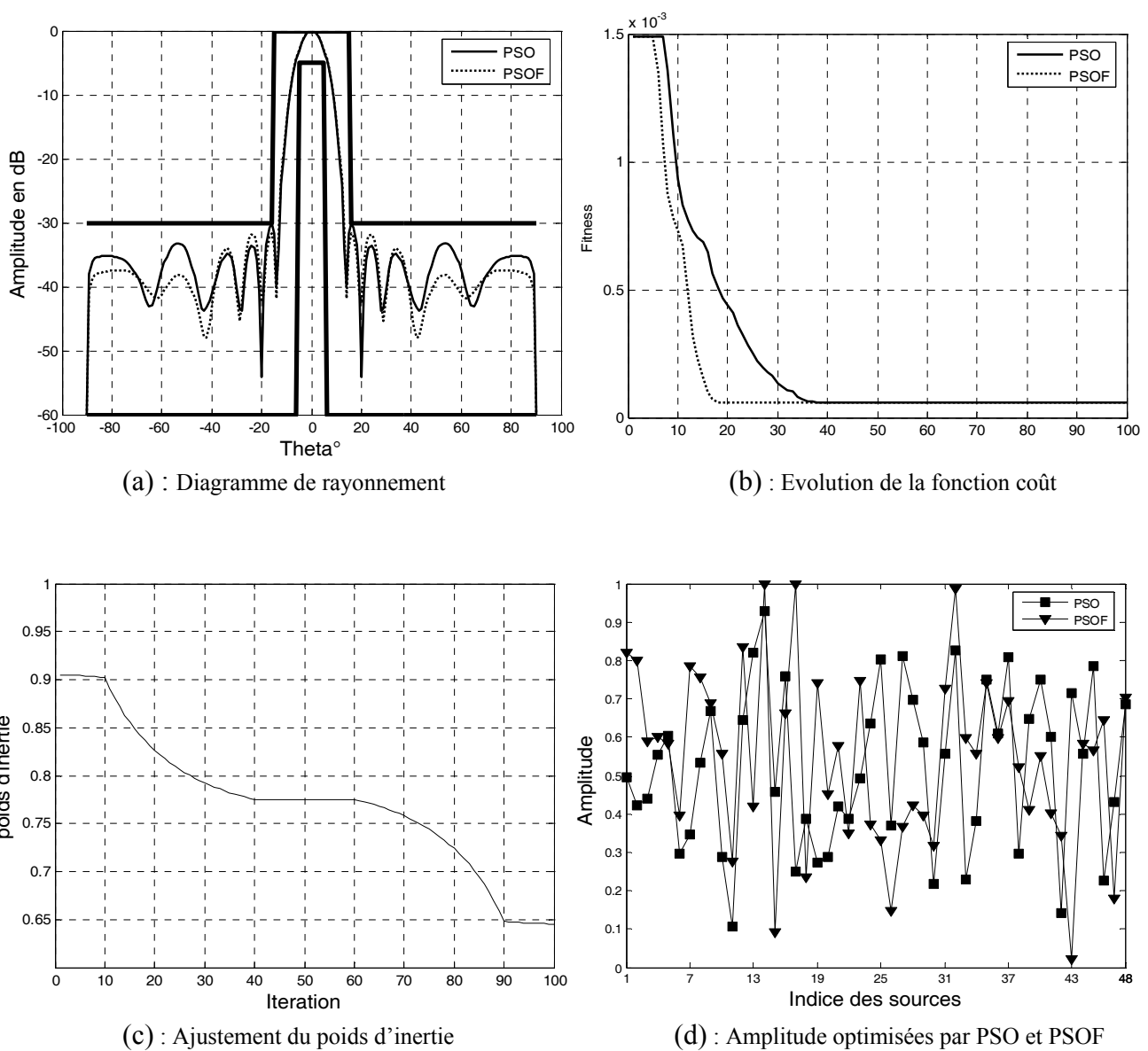


Figure V.39 : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau planaire à partir d'une gaussienne

Dans la simulation suivante on cherche à faire entrer la fonction diagramme de rayonnement entre deux fonctions bornes en choisissant correctement les pondérations en amplitudes. Cette pondération permet de diminuer le niveau des lobes secondaires.

Le résultat présenté dans la figure V.40 a été obtenu avec les mêmes valeurs des paramètres d'entrée de l'algorithme que précédemment mais en utilisant une taille de l'essaim de 50 particules.

Les lois d'alimentation en amplitude donnant les diagrammes synthétisés par PSO et PSOF sont représentées sur la figure V.40.d.



**Figure V.40** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau planaire à partir d'un gabarit

### V.5.2.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

Le réseau planaire permet d'obtenir une modification du diagramme de rayonnement sur l'ensemble de l'hémisphère en pondérant convenablement chacun des éléments en amplitude et en phase. La pondération en amplitude permet notamment de diminuer le niveau des lobes secondaires et la pondération en phase de diriger le lobe principal dans une direction privilégiée.

Il s'agit de déterminer la loi de pondération en amplitude et en phase des éléments rayonnants pour que la répartition spatiale de la puissance rayonnée par le réseau considéré s'approche au mieux d'un diagramme désiré.

Les différents paramètres fixés en entrée de l'optimisation par essaim particulière sont :

Taille de l'essaim :  $M = 120$

Coefficients de confiance :  $c_1 = 1$  ;  $c_2 = 1$

Coefficient d'inertie :  $w = 0.7$

La figure V.41 représente le résultat de synthèse du réseau planaire considéré. Le diagramme désiré est une gaussienne dépointée de  $40^\circ$ .

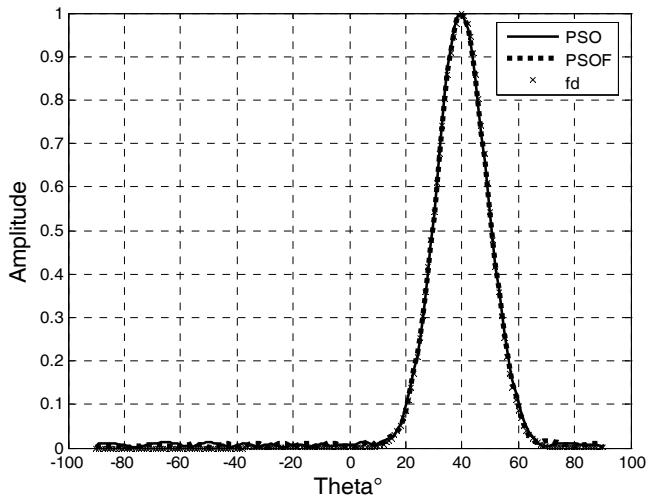
Les diagrammes de rayonnement en fonction de  $\theta$ , avec les valeurs des courants d'alimentation optimisées par les deux algorithmes, sont représentés dans la figure V.41.a.

Les pondérations normalisées donnant les diagrammes synthétisés par PSO et PSOF sont représentées sur les figures V.41.d et V.41.e.

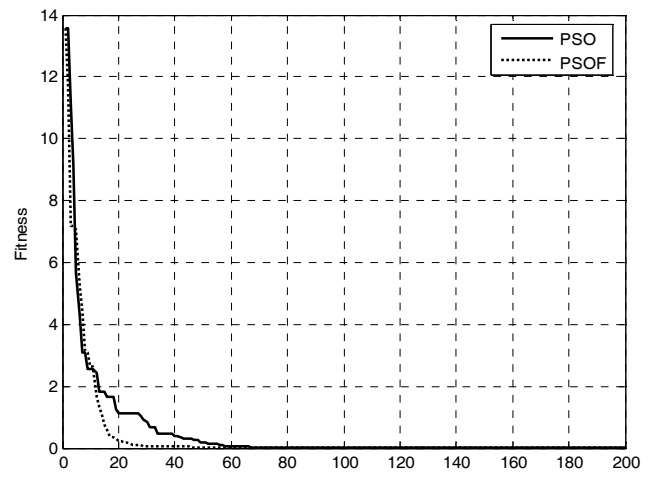
La figure V.42 présente le résultat de synthèse dans le cas où le diagramme désiré est spécifié par un gabarit. Ce résultat a été obtenu avec les mêmes paramètres d'entrées de l'algorithme mais avec une taille de l'essaim de 80 particules.

Pour ce réseau plan, nous pouvons faire les mêmes remarques précédentes. Nous constatons que les diagrammes synthétisés obtenus avec la PSOF sont plus proches des diagrammes désirés que ceux obtenus avec la PSO standard. Une autre observation concerne la vitesse de convergence de chaque algorithme : la PSO floue a une vitesse de convergence meilleure que celle de la PSO standard.

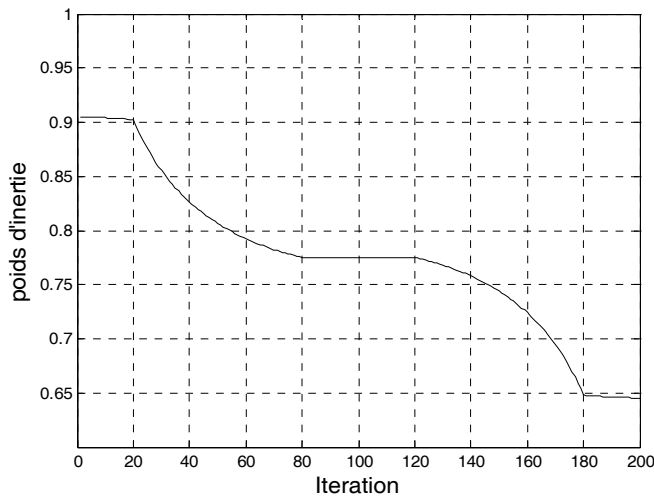




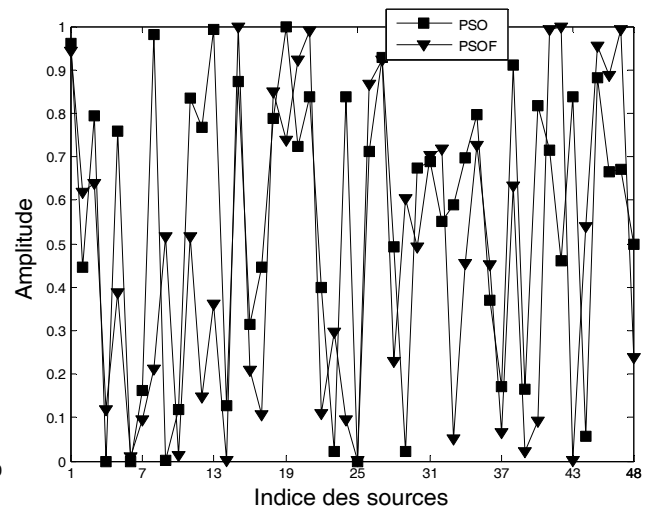
(a) : Diagramme de rayonnement



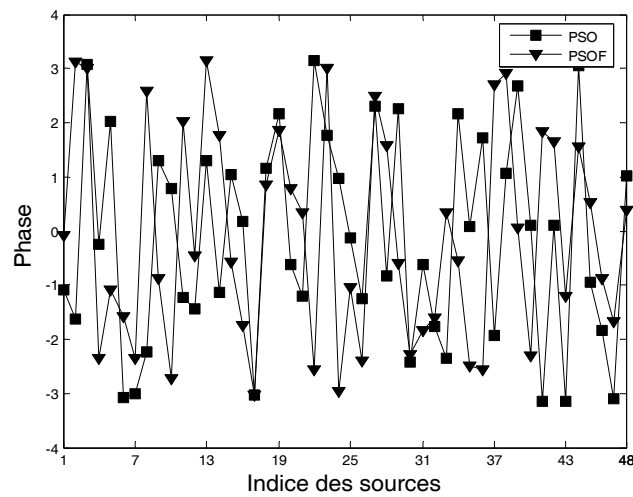
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie

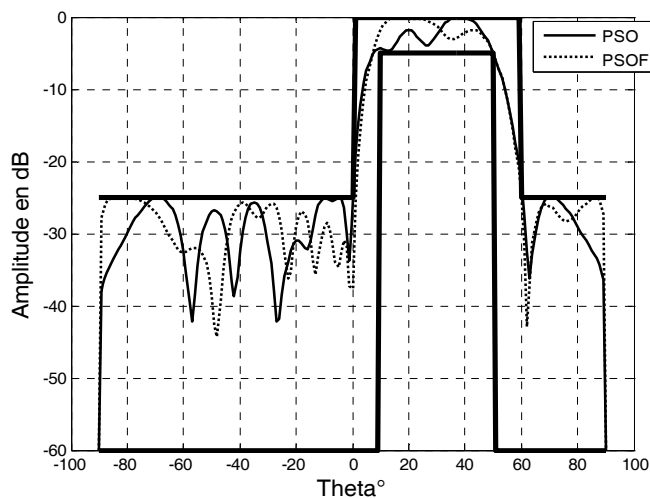


(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF

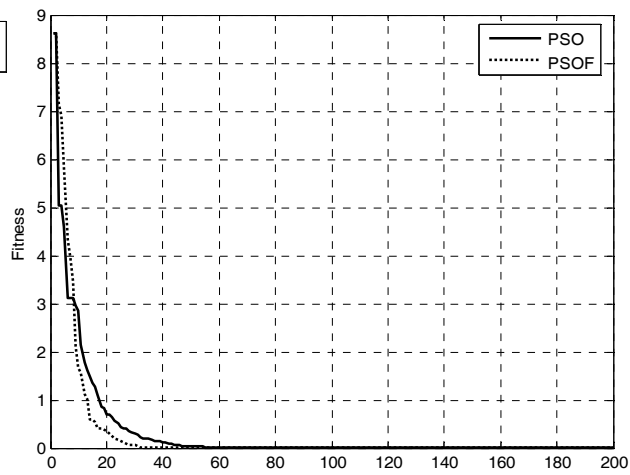


(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

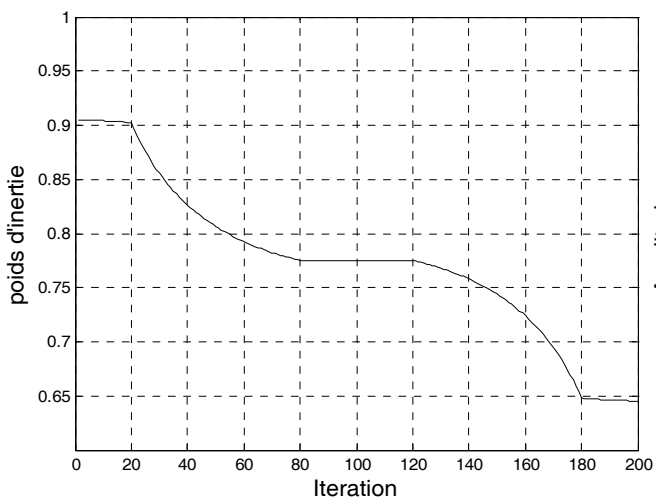
**Figure V.41** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau planaire à partir d'une gaussienne



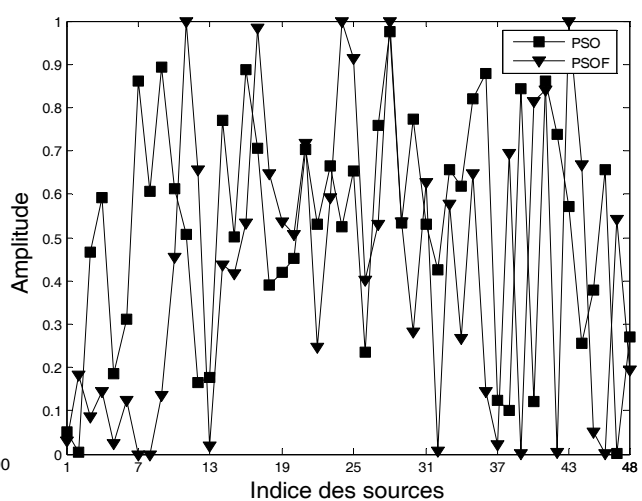
(a) : Diagramme de rayonnement



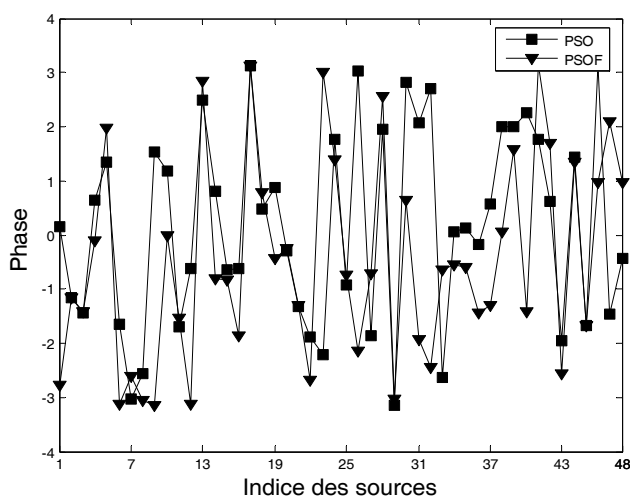
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie



(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF



(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

**Figure V.42** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau planaire à partir d'un gabarit

### V.5.3 Applications à la synthèse de réseaux circulaires

Les simulations suivantes concernent le réseau circulaire. Nous utilisons le même réseau circulaire déjà synthétisé par le recuit simulé et l'algorithme génétique. Nous reprenons les mêmes diagrammes désirés à savoir gaussienne et gabarit et nous effectuons une synthèse d'abord par action, sur un seul paramètre puis, pour obtenir un dépointage du rayonnement, sur deux paramètres.

#### V.5.3.1 Synthèse par loi d'amplitude

La figure V.43 donne le résultat de synthèse du réseau circulaire considéré. Le diagramme désiré est une gaussienne étroite centrée. La taille de l'essaim est de 60 individus et le poids d'inertie est de 0.7.

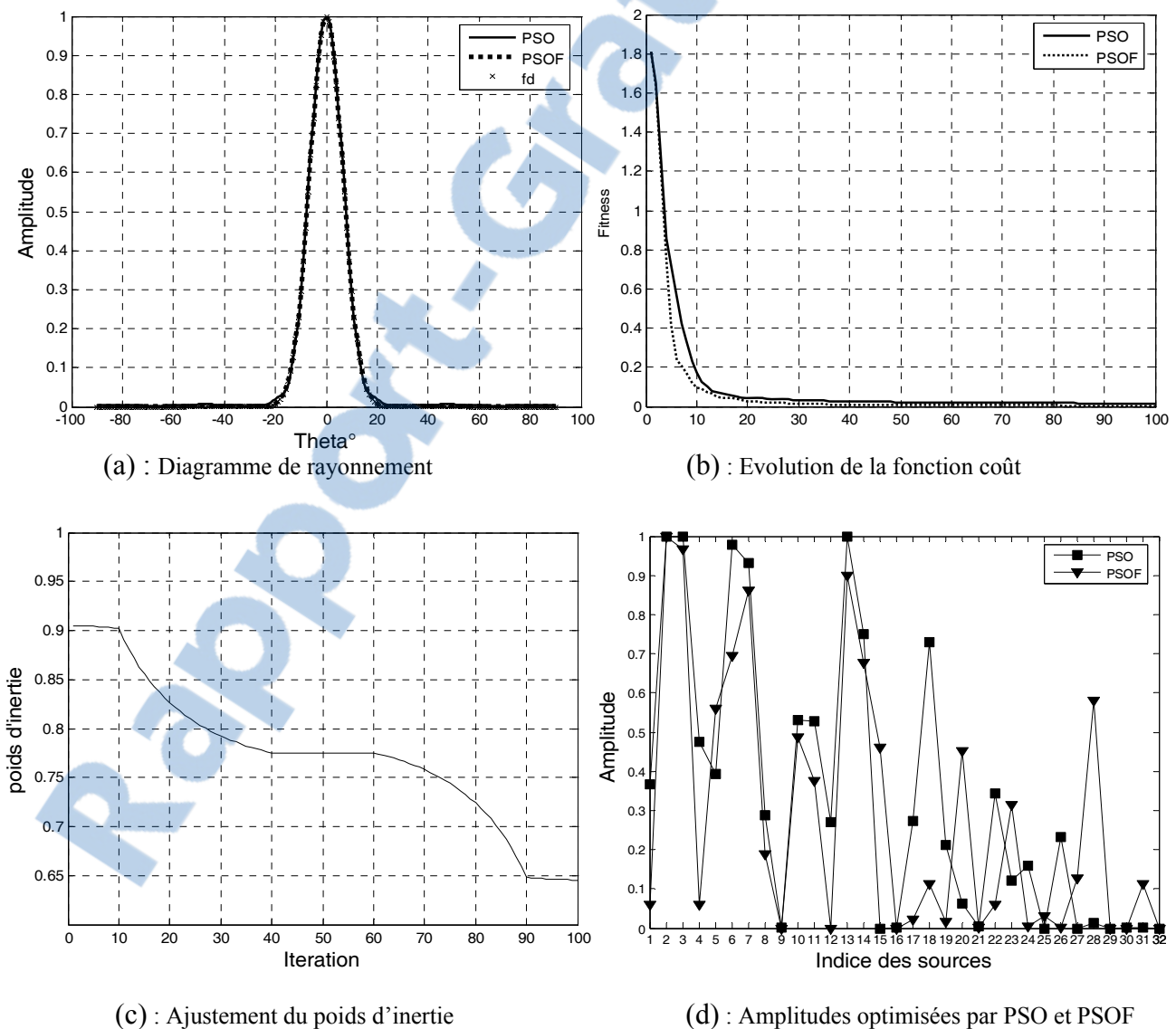


Figure V.43 : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau circulaire à partir d'une gaussienne

Nous observons qu'avec la PSO floue, la fonction coût diminue assez rapidement dans les premières générations. L'algorithme converge vers la meilleure solution dès la 35<sup>ème</sup> génération. Pour la PSO standard l'algorithme converge vers la meilleure solution dès la 85<sup>ème</sup> génération.

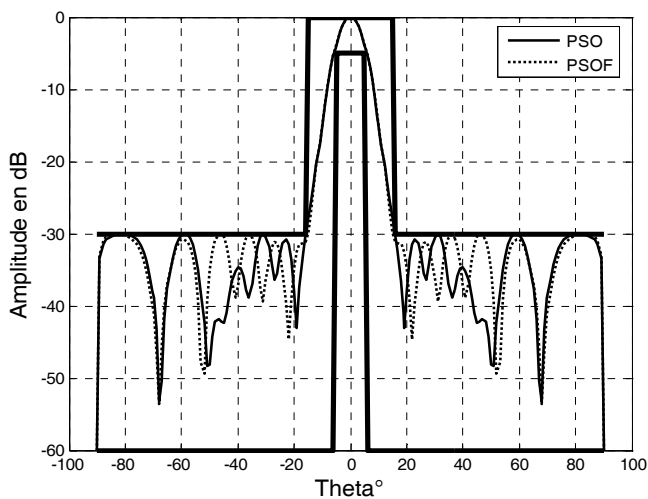
Toujours en agissant sur les amplitudes des sources, la figure V.44 présente le résultat de synthèse où le diagramme désiré est spécifié par un gabarit étroit centré.

Cette simulation est réalisée à partir des paramètres suivants :

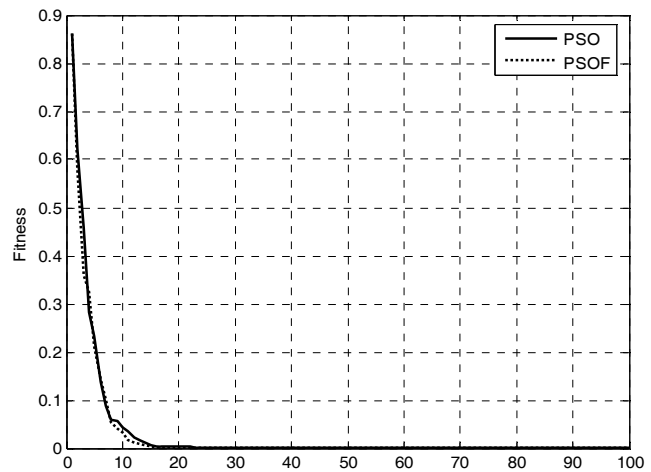
Taille de l'essaim :  $M = 40$

Coefficient d'inertie :  $w = 0.72$

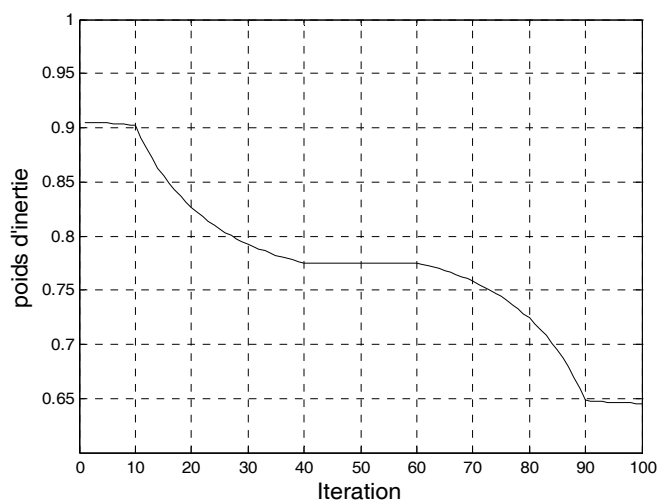
Coefficients de confiance :  $c_1 = 1$  ;  $c_2 = 1$



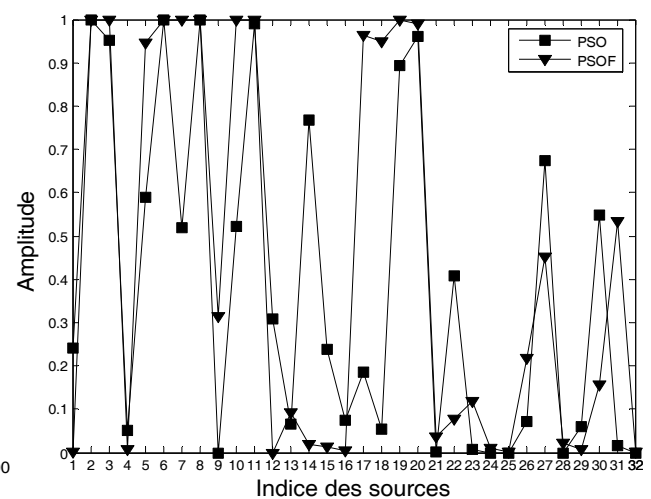
(a) : Diagramme de rayonnement



(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie



(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF

**Figure V.44** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau circulaire à partir d'un gabarit

### V.5.3.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

Pour obtenir un dépointage du rayonnement, nous allons introduire, en plus des amplitudes des sources, les phases comme paramètres d'optimisation. Nous présentons deux applications pour ce type de synthèse, la première où le diagramme désiré est spécifié par une fonction gaussienne dépointée et la deuxième où il est spécifié par un gabarit dépointé.

Les digrammes de rayonnement en fonction de  $\theta$ , avec les valeurs des amplitudes et phases optimisées par PSO et PSOF, sont présentés sur la figure V.45 dans le cas d'un diagramme désiré spécifié par une gaussienne dépointée de  $40^\circ$ .

Pour cette simulation les paramètres suivants sont considérés :

Taille de l'essaim :  $M = 120$

Coefficients de confiance :  $c_1 = 1$  ;  $c_2 = 1$

Coefficient d'inertie :  $w = 0.7$

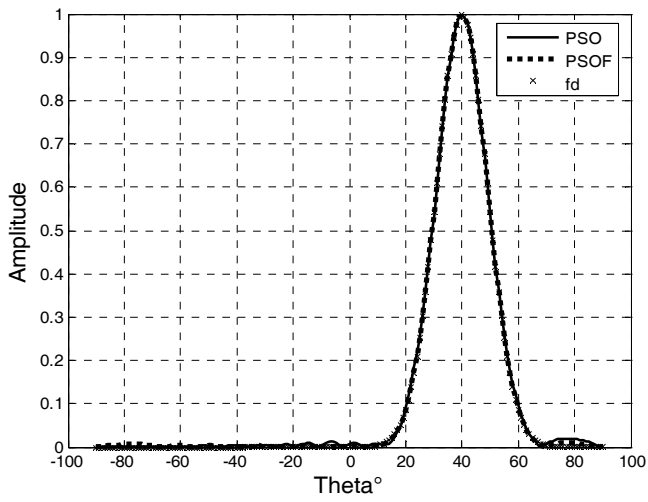
Toujours dans le cas d'une synthèse par action sur l'amplitude et la phase des courants d'alimentation, la simulation suivante concerne une synthèse à partir d'un gabarit dépointé de  $30^\circ$ . Une taille de l'essaim de 80 particules a été utilisée dans cette simulation.

Les diagrammes de rayonnement en fonction de  $\theta$ , avec les valeurs des amplitudes et phases optimisées par PSO et PSOF, sont présentés dans la figure V.46.a.

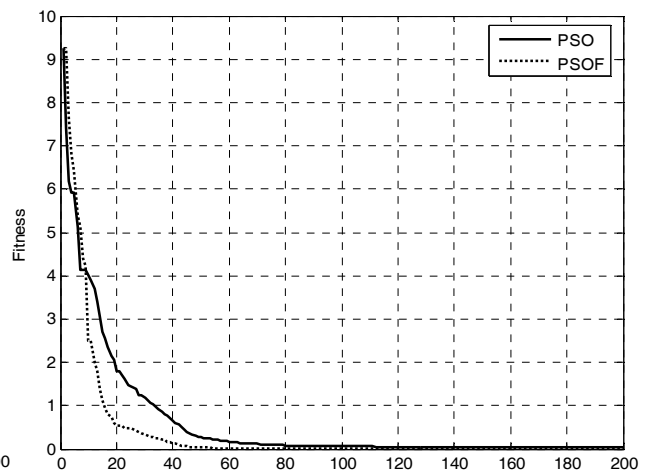
Les pondérations optimales, en amplitude et en phase, obtenues avec les algorithmes de PSO et de PSOF sont présentées dans les figures V.46.d et V.46.e.

La figure V.46.b montre l'évolution de la fonction coût tandis que la figure V.46.c montre le réglage du poids d'inertie  $w$  au cours du processus d'optimisation.

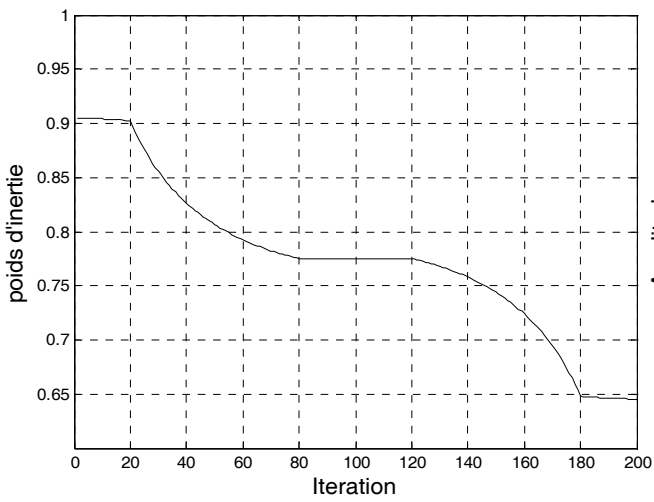
Les résultats de simulation, pour le réseau circulaire, montrent que les méthodes PSO et PSO floue conservent leur efficacité en présence d'un diagramme désiré dépointé. On constate qu'un grand nombre de particules est nécessaire pour permettre à l'essaim de trouver des régions prometteuses de l'espace de recherche et que la convergence rapide des particules dans la PSOF est facilement observable.



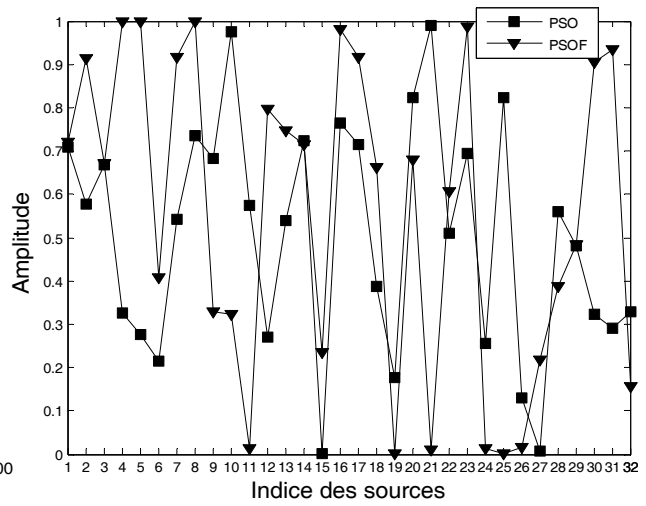
(a) : Diagramme de rayonnement



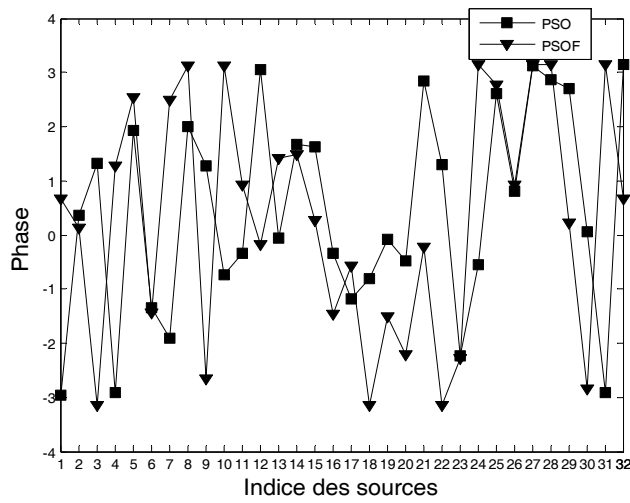
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie

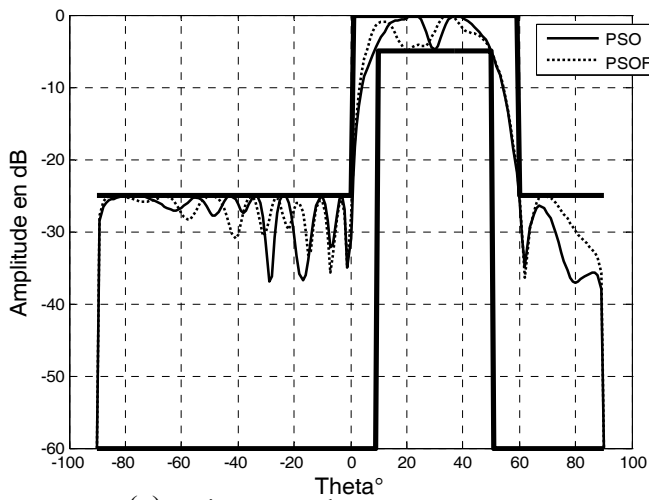


(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF

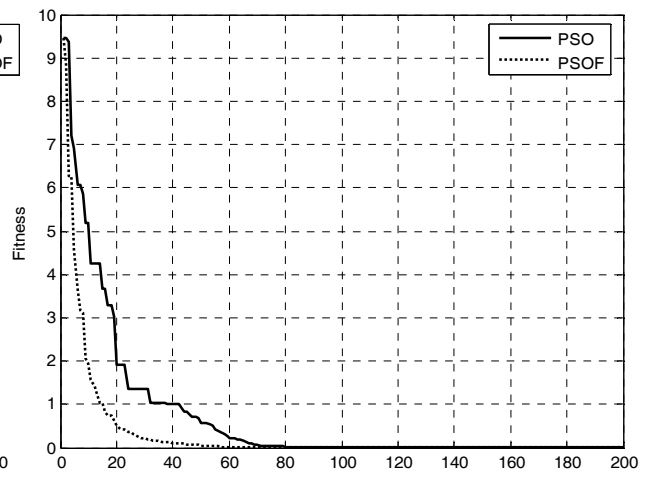


(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

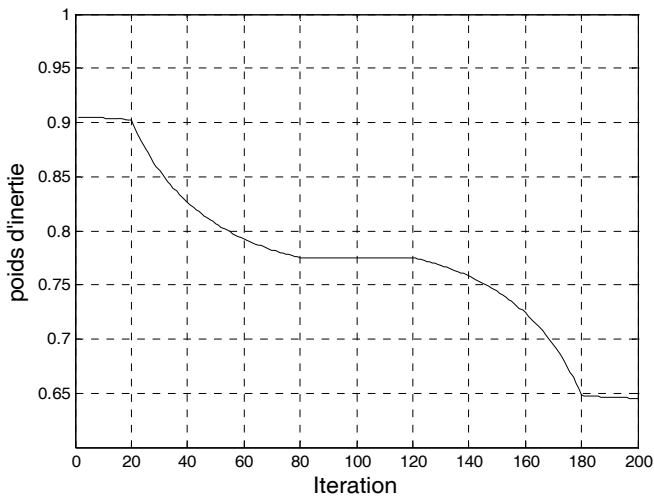
**Figure V.45** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau circulaire à partir d'une gaussienne



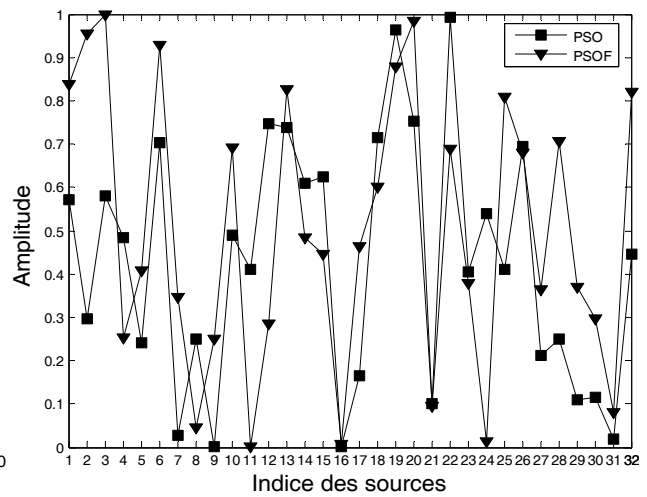
(a) : Diagramme de rayonnement



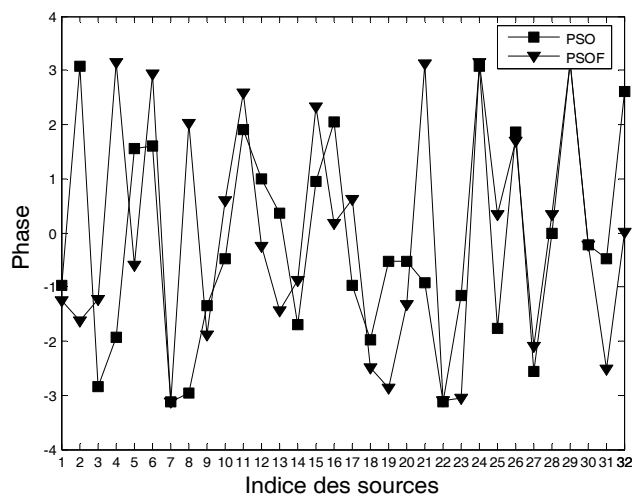
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie



(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF



(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

**Figure V.46** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau circulaire à partir d'un gabarit

## V.5.4 Applications à la synthèse de réseaux conformés

L'application suivante concerne le réseau conique déjà synthétisé par le recuit simulé et par l'algorithme génétique.

Pour cette simulation les paramètres suivants sont considérés :

Taille de l'essaim :  $M = 160$

Coefficients de confiance :  $c_1 = 1$  ;  $c_2 = 1$

Coefficient d'inertie :  $w = 0.74$

La figure V.47 montre, pour un diagramme désiré spécifié à partir d'un gabarit dépointé de  $30^\circ$ , le résultat de synthèse dans le plan  $\varphi = 0^\circ$ , par action simultanée sur l'amplitude et sur la phase des courants d'alimentation.

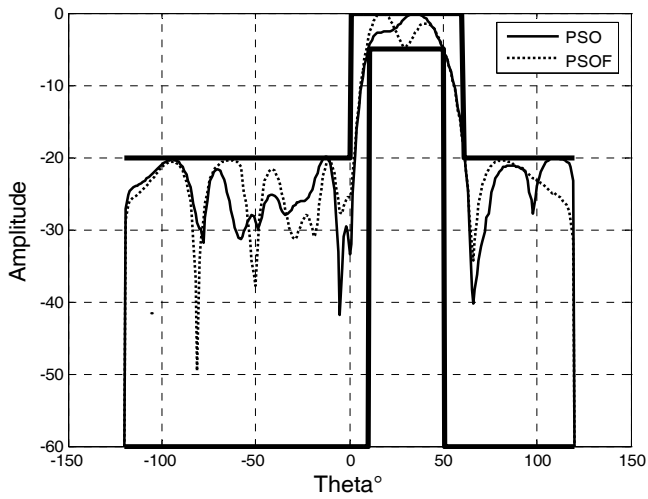
La loi d'alimentation en amplitude et en phase fournissant le diagramme synthétisé est représentée dans les figures V.47.d et V.47.e.

La figure V.48 présente le résultat de synthèse dans le plan  $\varphi = 45^\circ$ . La loi d'alimentation en amplitude et phase donnant le diagramme synthétisé est représentée dans les figures V.48.d et V.48.e.

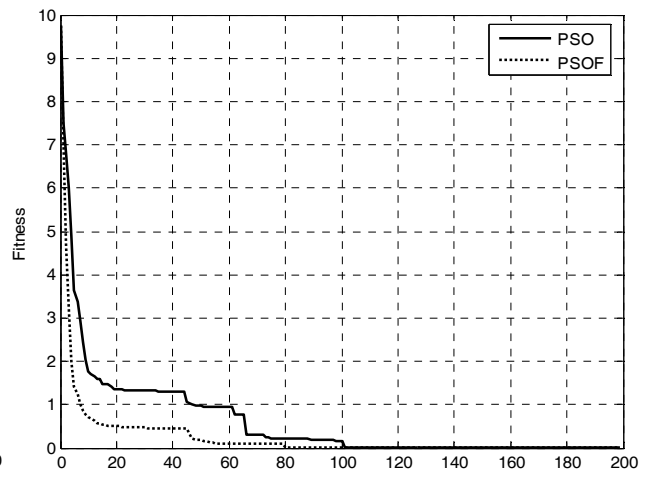
On remarque que les deux méthodes PSO et PSOF ont permis de faire contenir le gabarit par les diagrammes synthétisés. Les deux algorithmes ne s'arrêtent pas de s'améliorer avec le temps. Nous remarquons toujours la meilleure performance obtenue par la PSO floue en matière de fitness et de vitesse de convergence.

Nous pouvons évoquer les mêmes remarques qui ont été faites dans la synthèse de réseaux conformés par application du recuit simulé et de l'algorithme génétique : la synthèse du diagramme de rayonnement des réseaux conformés est difficile, du fait qu'il est impossible de factoriser le diagramme total en un produit d'un facteur de réseau et d'un diagramme élémentaire, comme c'est le cas d'un réseau plan. La contribution du diagramme élémentaire de chaque source est différente et dépend de l'orientation de celle-ci, ce qui augmente le temps d'évaluation des fonctions coût.

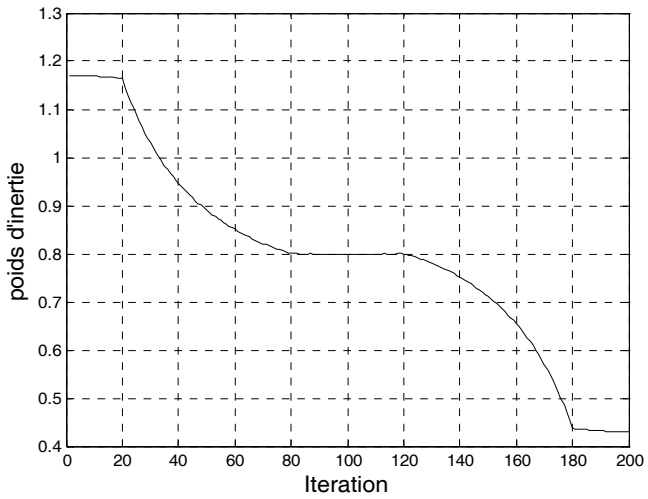




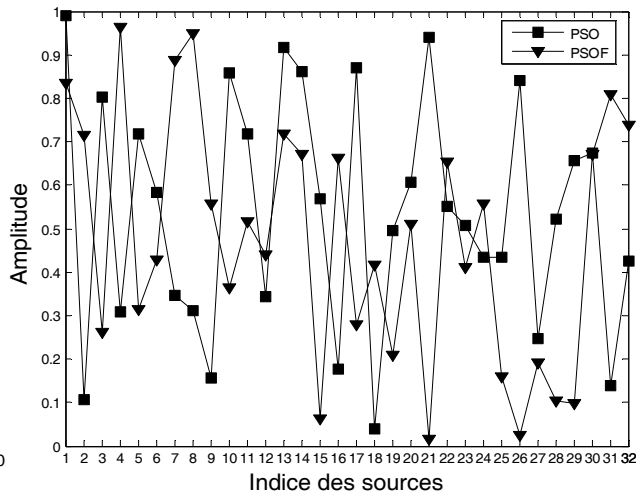
(a) : Diagramme de rayonnement



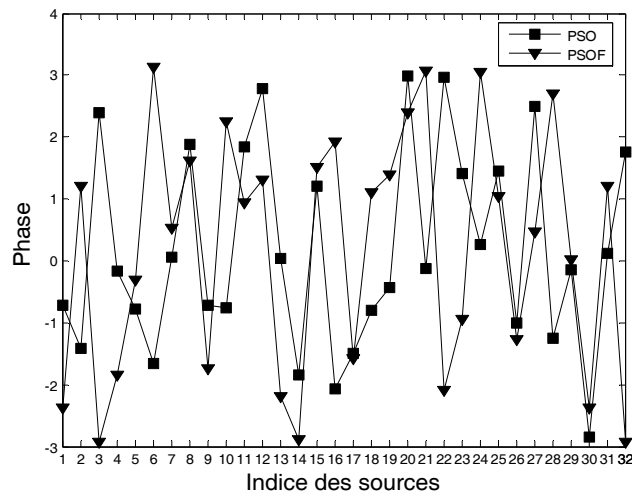
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie

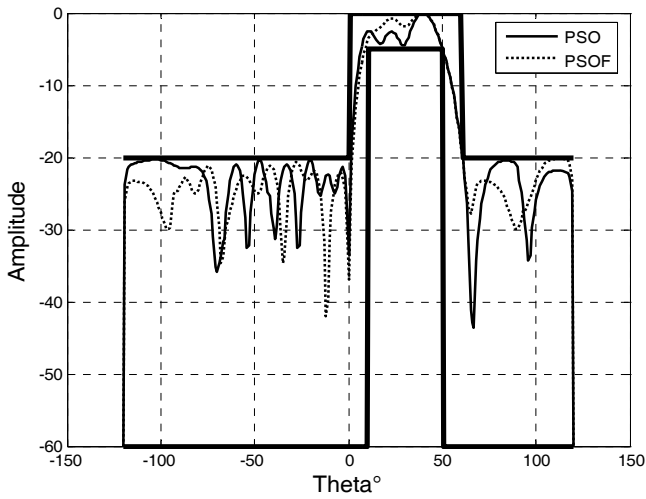


(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF

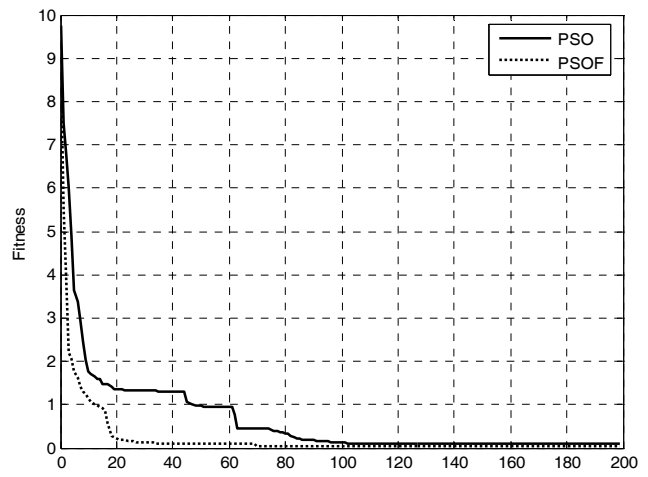


(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

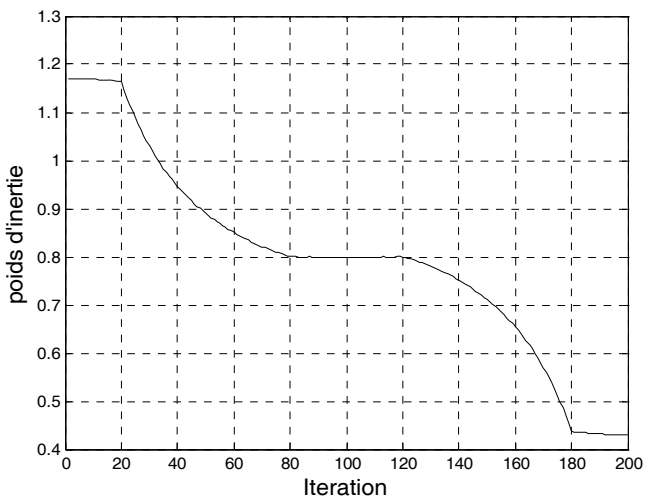
**Figure V.47** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau conique, coupe en  $\varphi = 0^\circ$



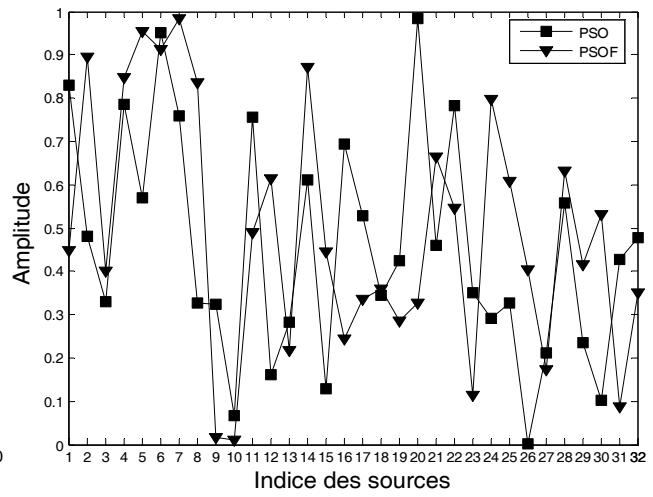
(a) : Diagramme de rayonnement



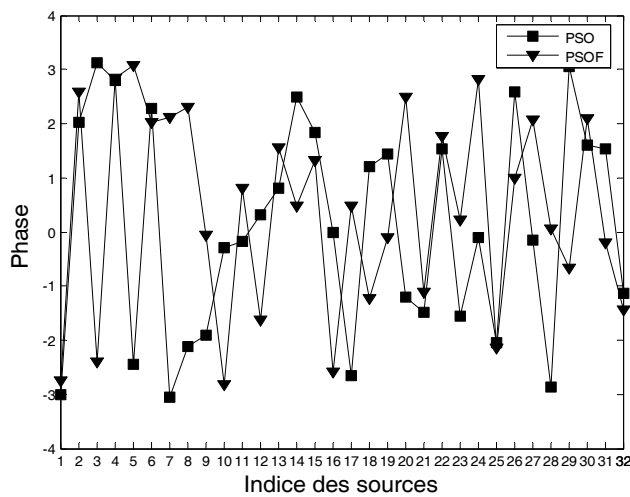
(b) : Evolution de la fonction coût



(c) : Ajustement du poids d'inertie



(d) : Amplitudes optimisées par PSO et PSOF



(e) : Phases optimisées par PSO et PSOF

**Figure V.48** : Synthèse par PSO et PSOF d'un réseau conique, coupe en  $\varphi = 45^\circ$

## V.6 Comparaison

Les résultats de synthèse obtenus par l'application des différents algorithmes d'optimisation adoptés nous permettent de faire une étude comparative des méthodes, selon plusieurs critères, de manière à déterminer la méthode qui produit la meilleure optimisation des paramètres d'alimentation des antennes.

- ✓ Les deux méthodes stochastiques recuit simulé et essaim particulaire donnent des résultats similaires mais l'essaim particulaire est plus rapide que le recuit simulé.
- ✓ L'algorithme génétique et l'essaim particulaire sont deux méthodes similaires, utilisant une population de solution. Ces deux méthodes ont des modes de représentation différents. L'AG présente la particularité d'utiliser un codage des variables et non les variables elles mêmes. La recherche sera toujours effectuée sur une grille de points. Toutes les valeurs réelles des variables, à moins d'avoir une très grande longueur de chaîne, ne peuvent être atteintes. Une trop grande longueur de chaîne rendrait de plus la convergence difficile. Contrairement à l'AG, la PSO utilise directement les variables.

La PSO possède des avantages certains sur l'AG qui se résument par :

- Convergence rapide,
  - Population inférieure à celle exigée par l'AG
  - Un nombre plus petit de générations, inférieur à celui de l'AG.
  - Enfin, du point de vue de la mise en œuvre informatique la PSO est très facile à implémenter dans un code de calcul numérique.
  - Résultat plus précis que celui obtenu avec l'AG.
- 
- ✓ Le temps d'exécution d'une itération pour chaque algorithme diffère d'un algorithme à l'autre. Le temps d'une itération de l'algorithme d'essaim particulaire est moins important que celui de l'AG et du recuit simulé.
  - ✓ Les deux méthodes stochastiques, algorithme génétique et essaim particulaire, sous leurs formes originales mènent à un grand nombre d'évaluations de la fonction objectif et à une précision faible. Les versions améliorées de ces algorithmes, algorithme génétique flou et essaim particulaire flou, sont sensiblement plus rapides et plus précises.

## V.7 Comparaison avec d'autres méthodes

Il est intéressant de comparer les algorithmes que nous avons utilisés avec d'autres algorithmes publiés dans la littérature. Une nouvelle technique d'optimisation, biogeography based optimization (BBO), a été présentée par H. Kumar [91] pour la synthèse de réseaux d'antennes. H. Kumar a appliqué l'algorithme BBO pour déterminer la loi d'alimentation en amplitude, d'un réseau linéaire symétrique constitué de 24 sources équidistantes de 0.5 lambda et de digrammes élémentaires isotropes, qui permet d'obtenir un rayonnement avec un niveau bas de lobes secondaires.

La fonction cout utilisée est donnée par [91] :

$$fitness = \min (max(20 \cdot \log|Fs(\theta)|))$$

Nous avons aussi comparé les résultats obtenus pour ce réseau linéaire avec le résultat obtenu par la méthode de Tchebyshev.

La loi d'alimentation en amplitude optimisée par l'algorithme BBO est donnée au tableau V.1. Les lois d'alimentation en amplitude optimisées par les algorithmes du RS, l'AGF, PSOF et par la méthode de Tchebyshev sont aussi données dans ce même tableau.

Les paramètres d'entrée du recuit simulé sont :  $r_t = 0.45$ ,  $N_s = 20$ ,  $N_t = 5$  et  $T_i = 12$ .

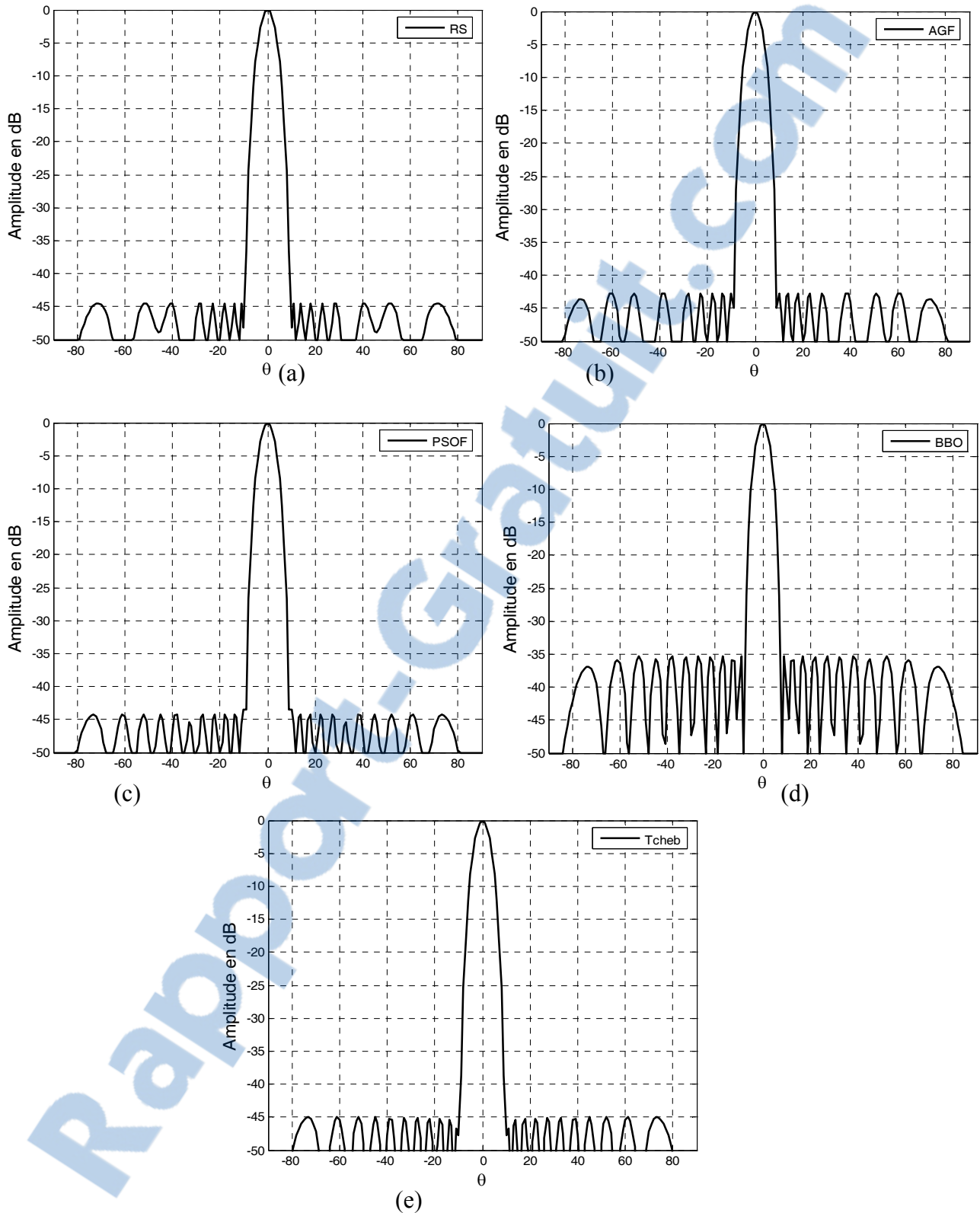
Pour l'algorithme génétique sous contrôleur de logique flou nous avons pris un nombre de génération de 200 et une population de 120 individus.

Nous avons pris un nombre d'itération de 200 et une population de 60 particules pour l'algorithme d'essaim particulaire sous contrôleur de logique floue.

La représentation du rayonnement est montrée sur la figure V.49.

Algorithme appliqué	Amplitudes optimisée	SLL(dB)
RS	0.99111, 0.9828, 0.89055, 0.81572, 0.70555, 0.58842, 0.46754, 0.35626, 0.2464, 0.17487, 0.10474, 0.052434	-44.45
AGF	1.0000, 0.9906, 0.9138, 0.8208, 0.7332, 0.6135, 0.4966, 0.3791, 0.2753, 0.2030, 0.1170, 0.0773	-42.72
PSOF	0.9492, 0.9207, 0.8628, 0.7811, 0.6843, 0.5775, 0.4661, 0.3589, 0.2627, 0.1796, 0.1115, 0.0790	-44.23
BBO	1.00, 0.9765, 0.9270, 0.8581, 0.7749, 0.6750, 0.5757, 0.4671, 0.3716, 0.2728, 0.2003, 0.2001	-35.5
Tchebyshev	1.0000, 0.9675, 0.9051, 0.8179, 0.7126, 0.5971, 0.4793, 0.3665, 0.2649, 0.1786, 0.1099, 0.0765	-45

**Tableau V.1** : Amplitudes optimisées d'un réseau linéaire de 24 éléments



**Figure V.49** : Diagramme de rayonnement d'un réseau linéaire de 24 éléments

- a) Résultat obtenu par RS,
- b) Résultat obtenu par AGF
- c) Résultat obtenu par PSOF
- d) Résultat obtenu par BBO
- e) Résultat obtenu par Tchebyshev

Les résultats présentés sur la figure V.49 montrent la supériorité de nos algorithmes par rapport à l'algorithme de BBO. Nous remarquons que, par rapport au résultat obtenu par la BBO, nos algorithmes diminuent les lobes secondaires de -9 dB. Nos résultats restent comparables à celui obtenu avec la méthode de Tchebyshev.

## V.8 Conclusion

Le problème de synthèse des réseaux d'antennes imprimées présente plusieurs difficultés : recherche d'une solution globale, fiabilité et précision de la solution, temps de calculs raisonnable. Dans ce chapitre, les trois méthodes les plus prometteuses : le recuit simulé, l'algorithme génétique et l'essaim particulaire ont été développées, implantées et appliquées aux réseaux d'antennes. Ces méthodes ont une grande capacité à trouver l'optimum global. Contrairement à la plupart des méthodes déterministes, elles ne nécessitent ni point de départ, ni la connaissance du gradient de la fonction objectif pour atteindre la solution optimale. Cependant, Les performances de ces méthodes dépendent de quelques paramètres de contrôle qui doivent être accordés pour obtenir de meilleures performances et exigent aussi un nombre important d'évaluations de la fonction objectif. Pour résoudre ce problème, une hybridation entre ces algorithmes et la logique floue a été réalisée pour les améliorer.

Les améliorations introduites se sont montrées pertinentes pour réduire le temps nécessaire à une optimisation. Ainsi l'ajustement par le contrôleur flou, des probabilités de croisement et de mutation dans les algorithmes génétiques et du poids d'inertie dans l'essaim particulaire, apporte une bonne précision sur la solution avec un nombre raisonnable d'évaluation de la fonction objectif et une bonne vitesse de convergence.

Pour monter l'efficacité de ces outils d'optimisation dans la synthèse de diagramme de rayonnement, nous avons considéré différents réseaux, plans et conformés, d'antennes imprimées. Pour plus de validité sur nos résultats, nous avons appliqué ces outils non seulement pour synthétiser des diagrammes centrés mais aussi pour synthétiser des diagrammes dépointés.

La synthèse de réseaux d'antennes en utilisant les algorithmes améliorés ou perfectionnés a été prouvée plus performante que celle utilisant les algorithmes standards, en terme de précision, mais aussi en terme de temps de calcul.

La comparaison des résultats obtenus par les algorithmes adoptés et ceux obtenus par d'autres auteurs, nous ont permis de valider les algorithmes de synthèse développés.

# ***CONCLUSION GENERALE***

## Conclusion générale

L'étude présentée dans cette thèse porte sur l'analyse et la synthèse de réseaux d'antennes imprimées plans ou conformés. Afin d'atteindre ces objectifs, nous sommes passés par plusieurs étapes : d'abord, comme dans toute étude des réseaux d'antennes, une analyse du rayonnement des réseaux est développée en vue de déterminer le rayonnement. Dans cette partie de travail, nous avons utilisé une méthode théorique, dite méthode de l'approximation plane. Ainsi, des modèles analytiques connus dans le cas d'éléments à structure et forme simples ont été utilisés pour calculer le diagramme de rayonnement de chaque source. Ces modélisations simples de l'élément rayonnant sont peu gourmandes en temps de calcul, ceci permet de traiter des réseaux conformés disposés sur une grande variété de surfaces et constitués d'un grand nombre d'éléments.

Dans une seconde étape, nous avons développé la synthèse des réseaux d'antennes imprimées. Le problème de synthèse a été transformé en un problème d'optimisation. L'objectif principal dans la procédure d'optimisation est d'obtenir un rayonnement qui s'approche au mieux d'un rayonnement désiré. Pour résoudre ce problème, nous avons appliqué plusieurs méta-heuristiques : recuit simulé, algorithme génétique et optimisation par essaim particulaire. Les performances de ces méthodes dépendent de quelques paramètres de contrôle qui doivent être accordés pour obtenir de meilleures performances. L'application de ces méthodes a été faite dans un souci d'adapter une méthode efficace, en termes de satisfaction du gabarit et du temps de calcul, au problème de synthèse.

Nous avons tout d'abord utilisé l'algorithme du recuit simulé qui s'est révélé très efficace, mais un peu lent. Nous avons ensuite appliqué l'algorithme génétique au problème de synthèse de diagramme de rayonnement sur divers type de réseaux. Pour résoudre le problème de la convergence prématurée, nous avons conçu une version d'algorithme plus puissante et plus efficace en hybridant l'algorithme génétique avec la logique floue. Les résultats obtenus avec l'algorithme génétique flou mettent en évidence une amélioration par rapport aux résultats trouvés avec l'algorithme standard.

Toujours dans le but d'adapter une méthode efficace à notre problème de synthèse, un autre algorithme a été appliqué : l'algorithme par essaim particulaire. Simple à comprendre, à programmer et à utiliser, l'optimisation par essaim particulaire s'est révélée particulièrement



efficace pour le problème de synthèse de diagrammes de rayonnement pour les réseaux d'antennes. Avec une population plus réduite, un nombre d'itérations plus petit, l'optimisation par essaim particulière donne de meilleurs résultats que ceux obtenus par l'algorithme génétique.

Bien que l'optimisation par essaim particulière génère de bonnes solutions dans un temps beaucoup plus court que l'algorithme génétique, l'amélioration de la qualité des solutions ne peut être garantie en augmentant le nombre d'itérations. La PSO, comme l'AG, a l'inconvénient de la convergence prématuré de l'essaim. Toutefois, les possibilités offertes par les essais particuliers pour résoudre le problème de synthèse sont intéressantes. En effet, la simplicité du cœur de l'algorithme fait qu'il est aisé d'envisager des variantes à de multiples niveaux : sur l'équation d'évolution de la vitesse d'une particule, sur la gestion des différents paramètres, sur le choix des guides et leur mode de sélection.

En vue d'obtenir les meilleures performances possibles, le même principe a été utilisé sur l'approche par essaim particulière. Parmi les paramètres qui affectent le plus la performance de la PSO il y a la valeur du poids d'inertie. L'application de la logique floue sur le calcul de la valeur du poids d'inertie améliore les résultats.

Les résultats satisfaisants obtenus à partir d'une série de simulation pour une synthèse à amplitudes variables, et à amplitudes et phases variables, qui ont été réalisées pour plusieurs types d'antennes planes, nous ont poussé à étendre les différentes méthodes utilisées du cas plan vers le cas conformé. Le passage du cas plan vers le cas conformé s'est reproduit en prenant en compte la contribution des diagrammes élémentaires de chaque source.

Quel que soit le type d'antenne choisie, quel que soit les spécifications de rayonnement souhaitées, les résultats obtenus sont satisfaisants et très intéressants et ont démontré l'efficacité des méthodes utilisées sur des exemples de réseaux plans et conformés.

La comparaison des résultats obtenus par les algorithmes développés et ceux obtenus par d'autres auteurs, nous ont permis de valider les approches et les algorithmes de synthèse utilisés.

Les travaux présentés dans cette thèse ont permis de développer et de concevoir des réseaux d'antennes imprimées de performances accrues. Les perspectives, sont nombreuses : d'autres types d'alimentation, d'autres formes d'antennes susceptibles de fonctionner dans plusieurs fréquences, restent à étudier et à développer.

***ANNEXE***

## ANNEXE

### MODELISATION DE LA SOURCE ELEMENTAIRE

L'antenne imprimée de forme rectangulaire appelée aussi patch repérée par le système de coordonnées sphériques est représentée par la figure A.1.

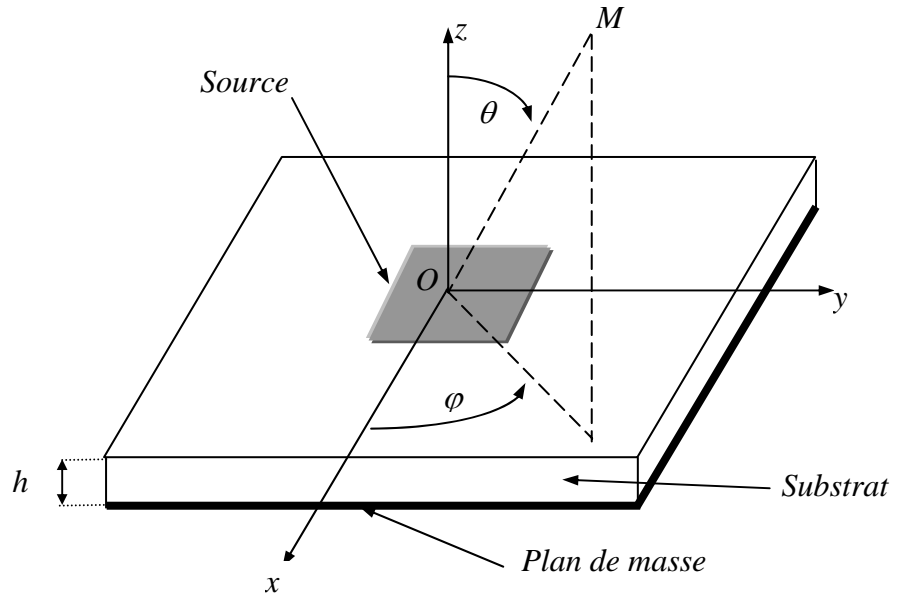


Figure A.1. : Antenne élémentaire carrée.

A grande distance, au point M de l'espace, le champ induit par la source est situé dans le plan  $(U_\theta, U_\phi)$ , il s'exprime par :

$$\vec{E}(M) = E_\theta(\theta, \phi) \vec{U}_\theta + E_\phi(\theta, \phi) \vec{U}_\phi \quad (\text{A.1})$$

$$E_\theta(\theta, \phi) = F(\theta) \cdot [\cos \phi \cdot J_x(\theta, \phi) + \sin \phi \cdot J_y(\theta, \phi)] \quad (\text{A.2})$$

$$E_\phi(\theta, \phi) = G(\theta) \cdot [-\sin \phi \cdot J_x(\theta, \phi) + \cos \phi \cdot J_y(\theta, \phi)] \quad (\text{A.3})$$

avec :

$$F(\theta) = \frac{-j\omega\mu_0 T \cdot \cos \theta}{T - j\varepsilon_r \cos \theta \cdot \cot g(k_0 T h)} \quad (\text{A.4})$$

$$G(\theta) = \frac{-jw\mu_0 T \cdot \cos \theta}{\cos \theta - jT \cot g(k_0 Th)} \quad (\text{A.5})$$

Les courants de surface se décomposent suivant :

$$J_x = L_x L_y I_1 \cdot \frac{\sin[(k_0 L_y (\sin \theta \sin \varphi)/2)] \cdot 2\pi \cos[(k_0 L_x (\sin \theta \cos \varphi)/2]}{[k_0 L_y (\sin \theta \sin \varphi)/2] \cdot [\pi^2 - (k_0 L_x \sin \theta \cos \varphi)^2]} \quad (\text{A.6})$$

$$J_y = L_x L_y I_2 \cdot \frac{\sin[(k_0 L_x (\sin \theta \cos \varphi)/2)] \cdot 2\pi \cos[(k_0 L_y (\sin \theta \sin \varphi)/2]}{[k_0 L_x (\sin \theta \cos \varphi)/2] \cdot [\pi^2 - (k_0 L_y \sin \theta \sin \varphi)^2]} \quad (\text{A.7})$$

avec :

$$T = \sqrt{\varepsilon_r \cdot (1 - j \tan \delta) - \sin^2 \theta} \quad (\text{A.8})$$

$J_x$  et  $J_y$  : courants de surface de l'antenne imprimée,

$\mu_0$  : perméabilité du vide,

$k_0$  : nombre d'onde,

$L_x$  : longueur de l'antenne,

$L_y$  : largeur de l'antenne,

$\tan \delta$  : tangente des pertes dans le substrat,

$h$  : épaisseur du substrat diélectrique,

$\varepsilon_r$  : permittivité relative du substrat.

Les courants  $I_1$  et  $I_2$  sont des grandeurs complexes qui permettent de définir les plans  $E$  et  $H$ . Si on choisit  $I_1 = 1$  (purement réel) et  $I_2 = 0$  alors l'élément est polarisé linéairement selon  $Ox$ . Ainsi le plan  $E$  est le plan  $xOy$  alors que le plan  $H$  sera le plan  $yOx$ . Ceux-ci seront inversés si  $I_2 = 1$  et  $I_1 = 0$ .

## ***REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES***

## Bibliographie

- [1] I.J.Bahl, P. Bhartia, "Microstrip antennas" Artech. House, U.S.A., 1980.
- [2] J.R. James, P.S Hall, C. Wood, "Microstrip antennas. Theory and Design", IEE Electromagnetic, Waves Series 12 Peter Peregrinus Ltd, Stevenage, U.K., 1981.
- [3] W.L. Stuzman, G. Thiele, "Antenna, Theory and Design", John Wiley & Sons, 1981.
- [4] K.F. Lee, "Principles of antennas theory", John Wiley & Sons, U.S.A, 1984.
- [5] K.R. Carver, W.H. James, "Microstrip antennas technology". IEEE Trans. on Antennas and Propagation, Vol. AP-32, No. 8, pp. 884-887, 1984.
- [6] J. P. Daneil, G. Dubost, C. Terret, J. Citerne, M. Drissi, "Research on planar antennas and arrays " Structures Rayonnantes " ". IEEE Antennas and Propagation Magazine, Vol. 35, No. 1, pp. 14-38, 1993.
- [7] D.M. Pozar, "Microstrip Antenna Aperture Coupled to a Microstrip Line" Elect Letters, vol. 21, pp. 49-50, Jan. 1985.
- [8] B. Belentepe, "A Simple Equivalent Model for Electromagnetically Coupled Microstrip Patch Antenna", Journée Internationale de Nice sur les antennes, France, Symposium proceeding, pp. 91-94, Nov 1994.
- [9] C.A. Balanis, "Antenna Theory Analysis and Design", Second Edition. United States of America. John Wiley & Sons, pp. 734, 1997.
- [10] J.M. Ribero, R. Staraj, J.P. Damiano, "Analytical Models for Fast Analysis and Synthesis of various Printed Antennas" Antennas and associated systems for mobil satellite communication, pp. 508-515, 1997.
- [11] G. Mur, "Absorbing boundary conditions for the finite difference approximation of the time domain electromagnetic field equations", IEEE Trans. Electromagnetic Compatibility, vol. 23, pp. 377-382, 1981.
- [12] D. H. Choi, and W. J. Hoefer, "The finite-difference time-domain method and its application to eigenvalue problems", IEEE Trans. Microwave Theory and Techniques, vol. 34, pp. 1464-1470, 1986.

- [13] T. G. Jurgens, A. Taflove, K. R. Umashankar, and T. G. Moore, "Finite difference time domain modeling of curved surface", IEEE Trans. Antennas and Propagation, vol. 36, pp. 357-366, 1992.
- [14] P. A. Tirkas, and C. A. Balanis, "Finite-difference time-domain technique for radiation by horn antennas", IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium Digest, vol. 3, pp. 1750-1753, 1991.
- [15] W. J. R. Hoefler, "The transmission line matrix theory and applications", IEEE Trans. On Microwave Theory and Tech., vol. MTT-33, n° 10, pp. 882-893, October 1985.
- [16] Poman Ph. SO, Eswarappa, and W. J. R. Hoefler, "A two dimensional transmission line matrix microwave field simulator using new concepts and procedures", IEEE Trans. Microwave and Theory Tech., vol. MTT-37, n°12, pp. 1877-1884, December 1989.
- [17] P. B. Johns and R. L. Beurle, "Numerical solution of 2 dimensional scattering problems using a transmission line Matrix", Proceeding IEE, vol. 118, pp. 1203-1208, September 1971.
- [18] S. Akhtarzad, and P. B. Johns, "Three dimensional transmission line matrix computer analysis of microstrip Resonators", IEEE Trans. on Microwave Theory and Tech., vol. 23, pp. 990-997, December 1975.
- [19] R. Mittra and T. Itoh, "Analytical and numerical studies of the relative convergence phenomenon using in the solution of an integral equation by moment method", IEEE Trans. on Microwave Theory and Tech., vol. MTT-20, n° 2, pp. 96-104, February 1972.
- [20] J.P. Mosig, "Les Structures Microrubans : Analyse au Moyen des Equations Intégrales". Thèse de l'école polytechnique fédérale de lausanne, 1983.
- [21] H. Takhedmit, "Modélisation et conception de circuits de réception complexes pour la transmission d'énergie sans fil à 2.45 GHz". Thèse de l'école centrale de Lyon, 2010.
- [22] J.P. Damiano, "Contribution à l'étude des antennes microrubans multicouches à éléments superposés ou décalés", Thèse de Docteur es-sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, Janvier 1989.
- [23] C.S. Lee, V. Nalbandian, F. Scherwering, "Simple linear microstrip arrays". Electronics Letters, Vol. 30, No. 25, pp. 2088-2090, 1994.
- [24] F.T. Bendimerad, "Synthèse de réseaux périodiques et non périodiques d'antennes microrubans à loi d'alimentation uniforme ou prédéterminée", Thèse de Docteur de l'Université, de Nice-Sophia Antipolis, juin 1989.

- [25] M. Zatman, "Circular Array STAP"  
IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems Vol. 36, n° 2, pp. 510-517, April 2000.
- [26] K.L. Du, "Pattern Analysis of Uniform Circular Array"  
IEEE Trans. on Antennas and Propagation, Vol. 52, n° 4, pp. 1125-1129, April 2004.
- [27] D. Elio, Di. Claudio, "Asymptotically Perfect Wideband Focusing of Multiring Circular Arrays", IEEE Trans. on Signal Processing, Vol. 53, n° 10, pp. 3661-3673, October 2005.
- [28] R. E. Munson, "Conformal microstrip antennas and microstrip phased arrays"  
IEEE Trans. on Antennas and Propagation, pp. 74-78, Jan.1974.
- [29] M. Hamadallah, "Radiation pattern of a square patch mounted diagonally on a cylinder", Electronics Letters, pp. 1321-1322, 13 oct. 1988.
- [30] M. Hamadallah, "Réseau cylindrique microruban à 12 Ghz"  
Annales des telecommunications, 44, n° 9-10, pp. 555-561, 1989.
- [31] D. Augustin, R. Staraj, O. Benevello, E. Cambiaggio, "Microstrip antennas printed on inclined planes to constitute original conformal phased arrays"  
European Microwave Conference, Vol. 1, pp. 1825-1830, September 1994.
- [32] D. Augustin, R. Staraj, E. Cambiaggio, "Theoretical and experimental analysis of microstrip phased arrays deposited on original conformal surfaces"  
Journées internationales de Nice sur les antennes (JINA), pp. 642-645, Novembre 1994.
- [33] M. Bousahla, F.T. Bendimerad, "Réseaux conformés d'antennes imprimées"  
Séminaire National sur l'Automatique et Signaux SNAS'99, Annaba, Algérie, Novembre 1999.
- [34] M. Bousahla, "Conception et analyse de structures conformées pour réseaux d'antennes imprimées", Thèse de Magister, Université Abou-Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie, juillet 1999.
- [35] M. Bousahla, F.T. Bendimerad, "Analyse d'antennes imprimées disposées sur des surfaces conformées", Rencontre Internationale sur les Composantes et les Systèmes Electroniques, Sidi-bel-abbes, Recueil des résumés, pp.33, Mai 1999.
- [36] S. Kirkpatrick, C.D. Gelattand, M.P.Vecchi, "Optimization by simulated annealing", Science, Volume 220, Number 4598, pp 671-680, June 1983.
- [37] V. Cerny, "Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: an efficient simulation algorithm", J. of Optimization th. and applications. Vol. 45,1, pp. 41-51, 1985.



- [38] N. Metropolis, M. Rosenbluth, A. Teller, E. Teller, "Equation of state calculation by fast computing machines", J. of Chemical Physics. Vol. 21, pp. 1087-1092, 1953.
- [39] H. Szu et R. Hartley, "Fast simulated annealing"  
Physics Letters A, vol 122, p 157-162, juin 1987.
- [40] R. W. Eglese, "Simulated annealing: A tool for operational research"  
European J. of Operational Research. Vol. 46, pp. 271-281, 1990.
- [41] E. Aarts and J. Korst, "Simulated annealing and Boltzmann Machines"  
John Wiley Sons, New York, 1990
- [42] A. Corana, M. Marchesi, C. Martini, S. Ridella, "Minimizing multimodal functions of continuous variables with the simulated annealing", ACM transactions on mathematical software, Vol 13, N°3, pp. 262-280, Septembre 1987.
- [43] D. Vanderbilt and S.G Louie, "A Monte Carlo Simulated annealing Approach to Optimization over Continuous Variables", Journal of Computational Physics, Vol. 56, pp. 259-271, 1984.
- [44] W.B. Dolan et al, "Algorithmic efficiency of simulated annealing for heat exchanger network design", Comp. Chem. Eng, Vol. 14, pp 1039-1050, 1990.
- [45] R.E Randelman et G.S Grest, "N-City travelling salesman problem : Optimization by Simulated annealing", Journal of Optimization Theory and Application, Vol. 4, pp. 303-320, 1969.
- [46] A. Nakib "Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application à des images biomédicales", Thèse de doctorat de l'université Paris12-val de marne UFR de Sciences et Technologie, 2007.
- [47] A.S. Fraser, "Simulation of genetic systems by automatic digital computers"  
Australian Journal of Biological Sciences, Vol. 10, pp. 484-491, 1957.
- [48] J. H. Holland, "Outline for logical theory of adaptive systems"  
J. Assoc. Comput. Mach., Vol. 3, pp.297-314, 1962.
- [49] L.J. Fogel, A.J. Owens and M. J. Walsh, "Artificial intelligence through Simulated Evolution", Wiley, 1996.
- [50] D. E. Goldberg, "Genetic algorithm search, optimization and machine learning"  
Addison-wesley 1989.
- [51] J.P. Cohoon, S.U. Hegde, W.N. Martin et D. Richards, "Distributed Genetic Algorithms for the Floorplan Design Problem", IEEE Transactions on Computer-Aided Design, Vol.10,n°4, pp. 483-492, 1991.



- [52] J.H. Holland, “Adaptation in Natural and artificial Systems”,  
2<sup>ème</sup> edition. MIT Press, 1992.
- [53] D. E. Goldberg, “Optimal initial population size for binary-coded genetic algorithms”,  
TCDA report No. 85001, the Clearinghouse for Genetic Algorithms, Tuscaloosa,  
University of Alabama, 1985.
- [54] D. E. Goldberg, K. Deb, J. H. Clark, “Genetic algorithms, noise, and the sizing of  
populations”, *Complex Systems*, Vol. 6, pp. 333-362, 1992.
- [55] D. E. Goldberg, K. Deb, “A Comparison of Selection Schemes Used in Genetic  
Algorithms”, *Foundations of Genetic Algorithms*, G. Rawlins, pp. 69-93. Morgan  
Kaufmann, 1991.
- [56] Z. Michalewicz, “Genetic algorithms + Data Structures = Evolution Programs”,  
Third Revised and Extended Edition, Springer, 1996.
- [57] D. Whitley, “The Genitor Algorithm and Selection Pressure: Why Rank-based  
Allocation of Reproductive Trials is Best,” *Proceedings of the Third International  
Conference on Genetic Algorithms*, vol. 1, pp. 116–121, 1989.
- [58] J.E. Baker, “Reducing Bias and Inefficiency in the selection algorithm”  
*Proc. 2<sup>nd</sup> Int. Conf. on Genetic Algorithms*, J.J. Grefenstette, pp. 14-21, 1987.
- [59] C.L Bridges and D.E Goldberg, “An analysis of multipoint crossover”  
In *Proceedings of the Foundation Of Genetic Algorithms. FOGA*, 1991.
- [60] Omessaad Hajji, “Contribution au développement de méthodes d’optimisation  
stochastiques. Application à la conception des dispositifs électrotechniques”  
Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Lille, 2003.
- [61] J. Kennedy, R. Eberhart, “Particle swarm optimization”.  
*Proceedings of IEEE international conference on Neural Networks (ICNN’95)*, Vol.4, pp.  
1942-1948, Perth, Australia, 1995.
- [62] J. Kennedy, “Small Words and Mega-Minds: Effects of Neighborhood Topology on  
Particle Swarm Performance”, *IEEE congress on Evolutionary Computation*, Vol. 3, pp.  
1932-1938, 1999.
- [63] M. Clerc, J. Kennedy, “The particle swarm: explosion stability and convergence in a  
multi-dimensional complex space. *IEEE Transactions on Evolutionary  
Computation* Vol. 6, n°1, pp. 58-73, 2002.
- [64] E. Ozcan, C.K. Mohan, “Particle Swarm Optimization : surfing the waves”,  
*Proceeding of the 1999 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1939-1944,

IEEE Press.

- [65] I. C. Trelea, “L’essaim de particules vu comme un système dynamique: Convergence et choix des paramètres”, Séminaire « L’optimisation par essaim de particules », Paris, Carré des sciences, 2 Octobre 2003.
- [66] M. A. Abido, “Particle Swarm Optimization for Multimachine Power System Stabilizer Design”, Proc. of IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, July 2001.
- [67] A. Eiben, R. Hinterding, and Z. Michalewicz, “Parameter Control in Evolutionary Algorithms”, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 3, no. 2, pp. 124–141, 1999.
- [68] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets. Information and Control”, 8(3):338–353, 1965.
- [69] E. H. Mamdani, “Application of fuzzy Algorithms for control of simple dynamic plant.”, Proc. IEE, Vol. 121, pp.1585, 1975.
- [70] K. Krishnakumar, “Microgenetic algorithms for stationary and non-stationary function optimization”, SPIE proceeding on intelligent control and adaptive systems, Vol. 1196, Philadelphia, PA, pp. 289-296, 1989.
- [71] Z. Michalewicz, “Genetic algorithms + Data Structures = Evolution Programs”, Third Revised and Extended Edition, Springer, 1996.
- [72] J. M. Johnson, Y. Rahmat-Samii, “An Introduction to Genetic Algorithms”, in Electromagnetics Optimization by Genetic Algorithms”, Y. Rahmat-Samii and E. Michielssen, Eds. New York: Wiley, pp. 181-210, 1999.
- [73] M. Srinivas and L.M Patnaik, “Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms”, IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, 24(4) 656-667, 1994.
- [74] D. Jakobovic, “Adaptive genetic operators in elimination genetic algorithm” Proc. 19<sup>th</sup> conference ITI’ 97, Pula, pp. 351-356, June 17-20, 1997.
- [75] K. A. Ddong, “Adaptive system design: a genetic approach,” IEEE Trans Syst, Man, and Cybernetics, vol. 10, No. 9, pp. 566-574, Sep. 1980.
- [76] J. J. Grefenstette, “Optimization of control parameters for genetic algorithms,” IEEE Trans Syst. Man, and Cybernetics, vol. SMC-16, No.1, pp. 122-128, Jan./Feb. 1986.
- [77] Sid Belkacem, Matthieu Domaszewski, François Peyraut, “Optimisation topologique de structures par algorithmes génétiques”, 17<sup>eme</sup> Congrès Français de Mécanique, Troyes septembre 2005.

- [78] B. Liu, L. Beghou, and L. Pichon, “Adaptive Genetic Algorithm Based Source Identification With Near-Field Scanning Method ”, *Progress In Electromagnetics Research B*, Vol. 9, 215–230, 2008.
- [79] E.H. Mamdani et S. Assilian, “An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller”, *Int. J. Man Mach. Studies*, 7(1) :1–13, 1975.
- [80] H.C.W. Lau, T.M. Chan, W.T. Tsui, F.T.S. Chan, G.T.S. Ho, and K.L. Choy “A fuzzy guided multi-objective evolutionary algorithm model for solving transportation problem”, *Expert Systems with application*, 36:8255-8268, 2009
- [81] N. Yalaoui, F. Dugardin, L. Amedeo, and H. Mahdi, “fuzzy project scheduling. *Studies in Fuzziness and Soft Computing*”, Springer Berlin/ Heidelberg, 252:143-170, 2010.
- [82] K. Wang, “A New Fuzzy Genetic Algorithm Based on Population Diversity”, *Int. Symp. on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp. 108-112, July 29 August 1, 2001, Alberta, Canada.
- [83] Y. Shi, R. Eberhart, “Parameter Selection in Particle Swarm Optimization”, *Proceedings of the 7th Annual Conference on Evolutionary Programming*, pp. 591-600, LNCS 1447, Springer, 1998.
- [84] B. Adenso-Diaz, M. Laguna, “Fine-tuning of algorithms using fractional experimental design and local search”, *Operations Researchs*, Vol. 54, N°1, 2006.
- [85] V.N. Nair, “Taguchi's parameter design : a panel discussion”, *Technometrics*, Vol. 34, pp. 127-161, 1992.
- [86] P.N. Suganthan, “Particle Swarm Optimizer with neighborhood operator”, *Proceedings of the 1999 IEEE Conference on Evolutionary Computation*, pp. 1958-1962, IEEE Press.
- [87] X.P. Zhang, Y.P. Du, G.Q. Qin, “Adaptive particle swarm algorithm with dynamically changing inertia weight”, *J. Xian Jiaotong Univ.*39, pp. 1039–1042, 2005.
- [88] M. Bousahla, M. Abri, F.T. Bendimerad, N. Boukli “Synthesis of Circular Arrays with Simulated Annealing Optimization Algorithm”. *IJECE International Journal of Electronics and Communication Engineering* ISSN 0974-2166 Volume 2, Number 3, pp. 147–159, 2009.
- [89] M. Bousahla, B. Kadri, F.T. Bendimerad, “Circular Antenna Array Synthesis Using Fuzzy Genetic Algorithm”, *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E )*, Vol. 5. n. 2, pp. 785-792, April 2010.  
[http://www.praiseworthyprize.com/IREE-latest/IREE\\_vol\\_5\\_n\\_2.html](http://www.praiseworthyprize.com/IREE-latest/IREE_vol_5_n_2.html)

- [90] M. Bousahla, B. Kadri, F.T. Bendimerad, S.M. Meriah, L. Merad  
“Optimisation par Algorithme Génétique Flou: Application à la Synthèse de Réseaux Circulaires d’Antennes Imprimées”, Congres Méditerranéen des Télécommunications Fes Maroc, (CD- ROM), 22-24 Mars 2012.
- [91] U. Singh, H. Kumar, T. S. Kamal  
“Linear array synthesis using biogeography based”, Progress In Electromagnetics Research M, Vol. 11, 25-36, 2010.



## Résumé

*L'objectif de cette thèse concerne l'analyse et la synthèse de réseaux d'antennes imprimées plans ou conformés.*

*Une méthode théorique, dite méthode de l'approximation plane est développée permettant un calcul rapide du rayonnement issu de réseaux disposés sur une grande variété de surfaces convexes et constitués d'un grand nombre d'éléments.*

*Le problème de synthèse, résolu dans les cas d'antennes linéaires et planes, est un problème non trivial dans le cas conformé. Plusieurs méta-heuristiques d'optimisation ont été étudiées. D'abord implémentées et appliquées à des antennes réseaux linéaires et planes, ces méthodes d'optimisations ont été étendues aux antennes conformées.*

*Une hybridation entre ces méta-heuristiques et la logique floue a été réalisée. La synthèse de réseaux d'antennes en utilisant les algorithmes améliorés a été prouvée plus performante que celle utilisant les algorithmes standards, en terme de précision, mais aussi en terme de temps de calcul.*

**Mots clés :** *Antenne imprimée, diagramme de rayonnement, réseau d'antennes conformées, analyse, synthèse, méta-heuristiques, logique floue.*

## Abstract

*The objective of this thesis concerns the analysis and synthesis of printed antenna arrays, plans or conformed.*

*A theoretical method, called the plane approximation method is developed allowing a fast calculation of the radiation resulting from conformed printed antenna arrays arranged on a wide variety of convex surfaces and consist of many elements.*

*The synthesis problem, solved in the case of linear and planar antennas, is a nontrivial problem in the conformed case. Several méta-heuristics of optimizations was studied. First implemented and applied to linear and planar array antennas, these optimization methods have been extended to conformed antennas.*

*A hybridization between these méta-heuristic and fuzzy logic was realized. The synthesis of antennas array by using the improved algorithms was proven more powerful than that using the standard algorithms, in term of precision, but also in term of computing time.*

**Key words :** *Printed antenna, diagram of radiation, conformal antenna array, analyze, synthesis, méta-heuristic, fuzzy logic.*

## ملخص :

الهدف من هذه الأطروحة هو تحليل و تصميم الشبكات الهوائية المطبوعة المستوية و المطابقة. وضعنا طريقة نظرية لحساب نمط إشعاع شبكات هوائية موضوعة على مساحات مختلفة و متكونة من عناصر هوائية كثيرة.

مشكلة التصميم المعروفة الحل في حالة الهوائيات المسطحة ، هي مشكلة صعبة في الحالة الغير المسطحة. تمت دراسة العديد من طرق التحسين العشوائية. نفذت هذه الطرق أولا على الشبكات الهوائية المسطحة، ثم تم تمديد تنفيذها على الهوائيات المطابقة.

وضعنا أدوات التحسين الأكثر قوة والأكثر فعالية بتهجين الخوارزميات القياسية مع المنطق الغامض. تصميم الشبكات الهوائية المطبوعة باستعمال الطرق المحسنة أعطى نتائج جيدة من حيث الدقة و أيضا من حيث وقت الحساب.

**كلمات البحث :** هوائي مطبوع، نمط إشعاع، الشبكات الهوائية المطابقة ، تحليل، تصميم، الخوارزمية الجينية، المنطق الغامض.