Sommaire

INTRODUCTION GÉNÉRALE……....2

CHAPITRE I : ANTENNES ET RÉSEAUX D'ANTENNES IMPRIMÉES ……..5

I.1. INTROCUCTION……6

I.2. DESCRIPTION DES ANTENNES IMPRIMEES……6

I.2.1. Les antennes à ondes progressives…….....6

I.2.2. Les fentes rayonnantes……...7

I.2.3. Les antennes imprimées résonantes….....7

I.3. PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DES ANTENNES IMPRIMEES…….....9

I.4. TECHNIQUES D'ALIMENTATION……10

I.5. AVANTAGES ET LIMITATIONS DES ANTENNES IMPRIMEES……...12

I.6. RESEAUX D'ANTENNES IMPRIMEES ……..13

I.6.1. Principe….....13

I.6.2. Choix d'un réseau d'antennes ……15

I.6.3. Réseau d'antennes unidimensionnel et bidimensionnel……16

I.6.3.1. Réseau unidimensionnel……16

I.6.3.2. Réseau bidimensionnel ou plan……..17

I.6.4. Paramètres du réseau d'antennes……...19

I.6.4.1. Lobes de réseau ……19

I.6.4.2. Largeur à mi–puissance……...19

I.6.4.3. Directivité et gain ……...20

I.6.4.4. Rôle de la directivité des sources élémentaires ……...20

I.6.4.5. Pondération complexe d'alimentation …….....20

I.7. SYNTHESE DE RESEAUX D'ANTENNES IMPRIMEES ……21

I.7.1. Synthèse à partir d'un gabarit…….....22

I.8. POSITION DU PROBLEME 22

I.8.1. Rayonnement mono faisceau…….....23

I.8.2. Rayonnement multi faisceaux….....24

I.9. CRITERE DE CHOIX D'UNE METHODE DE SYNTHESE.....25

I.9.1. Norme d'erreur….....25

I.9.2. Temps de calcul et précision des résultats obtenus.....25

I.9.3. Prise en compte des contraintes de réalisation pratiques.....25

I.9.4. Contraintes sur la fonction synthétisée.....25

I.10. CONCLUSION..... 26

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

CHAPITRE II : SYNTHESE DE RESEAUX D'ANTENNES PAR L'APPROCHE D'ESSAIMS DE PARTICULES.....27

II.1. INTRODUCTION 28
II.2. HISTORIQUE 29
II.3. NOTION DU VOISINAGE.....30
II.3.1. voisinage basé sur une distance euclidienne.....30
II.4 FORMULATION DE L'ALGORITHME.....31
II.4.1 Paramètre de l'algorithme 36
II.5. ANALYSE DES REGLES DE VITESSE 36
II.6. DIFFERENTES VARIANTES DE LA PSO 38
II.6.1. Facteur d'inertie…….....38
II.6.2. Réduction linéaire de Facteur d'inertie 39
II.6.3. Vitesse maximale 39
II.6.4. Facteur de constriction 39
II.6.5. Essaim de particules adaptatives.....40
II.7. ETAPES DU PROCESSUS D'OPTIMISATION.....42
II.8. LA STRATEGIE ADOPTEE DANS LA PROGRAMMATION…….....43
II.9. APPLICATION AUX RESEAUX LINEAIRES.....43
II.9.1. Synthèse par loi d'amplitude et loi de phase.....43
II.9.2. Synthèse par loi d'amplitude et de répartition spatiale.....47
II.9.3. Synthèse par loi d'amplitude, phase et répartition spatiale.....51
II.10 APPLICATION AUX RESEAUX BIDIMENSIONNELS.....58
II.10.1. Synthèse par loi d'amplitude 60
II.10.2. Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....62
II.10.3. Synthèse par loi d'amplitude et de répartition spatiale 65
II.10.4. Synthèse par loi d'amplitude, phase et répartition spatiale 66
II.11 APPLICATION AUX RESEAUX MULTI FAISCEAUX.....69
II.11.1. Réseaux d'antenne à deux faisceaux.....69
II.11.2. Réseaux d'antenne à trois faisceaux.....73
II.12. CONCLUSION.....77

CHAPITRE III: SYNTHESE DE RÉSEAUX D'ANTENNES PAR

LE MODELE HYBRIDE.....78

III.1. INTRODUCTION 79
III.2. ESSAIM DE PARTICULE HYBRIDE AVEC LES ALGORITHMES EVOLUTIONAIRES 79
III.2.1. Model hybride proposé.....80
III.2.2. Model des sous populations.....81
III.3. SYNTHESE DE RESEAUX UNIDIMENSIONNELS.....82
III.3.1. Synthèse par lois d'amplitude et de phase 82
III.3.2. Synthèse par lois d'amplitude, phase et de répartition spatiale 86
III.4. SYNTHESE DE RESEAUX PLANS.....88
III.4.1. Synthèse par loi d'amplitude 88
III.4.2. Synthèse par loi d'amplitude et de phase.....90
III.4.3. Synthèse par loi d'amplitude et de répartition spatiale.....92
III.5. SYNTHESE DE RESEAUX MULTIFAISCEAUX 93
III.5.1 Réseaux d'antenne à deux faisceaux.....93
III.5.2 Réseaux d'antenne à trois faisceaux.....100
III.5.3 Réseaux d'antenne à quatre faisceaux.....103
III.5.4 Réseaux d'antenne à cinq faisceaux.....104
III.5.5 Réseaux d'antenne à six faisceaux.....106
III.5.6 Réseaux d'antenne à neuf faisceaux orthogonaux.....108
III.6. CONCLUSION.....110

*CHAPITRE IV: MODELISATION DE RÉSEAU D'ANTENNES MULTIFAISCEAUX PAR LES RESAUX DE NEURONES.*111

IV.1. INTRODUCTION 112
IV.2 Réseaux de Neurones: Théories fondamentales.....113
IV.2.1 Le neurone biologique.....114
IV.2.1.1 Le corps cellulaire.....114
IV.2.1.2 L'axone.....115
IV.2.1.3 Les dendrites 115
IV.2.1.4 La synapse.....115
IV.2.2 Fonctionnement des neurones.....115
IV.2.3 Le neurone formel (Artificiel) 116
IV.2.3.1 Le modèle mathématique.....116
IV.2.3.2 Fonction de transfert.....117
IV.2.4 Réseaux de neurones artificiels.....118

IV.2.4.1 Réseaux neuronaux multicouches de type Feed- Forward.....119
IV.2.4.2 Réseaux récurrents.....120
IV.2.4.3 Réseaux cellulaires.....120
IV.2.5 Différents types de réseaux neuronaux multicouches de types Feed-forward……121
IV.2.5.1 Perceptron multicouche MLP ou réseau ABFNN.....121
IV.2.5.2 Réseau RBFNN 123
IV.2.5.3 Réseau d'ondelettes WNN.....125
IV.2.6 Les méthodes d'Apprentissage 126
IV.2.6.1 Apprentissage supervisé 126
IV.2.6.2 Apprentissage non supervisé.....127
IV.2.7 Les algorithmes d'apprentissage.....127
IV.2.7.1 Algorithme de la rétro- propagation du gradient non améliorée 127
IV.2.7.2 La rétro- propagation du gradient avec momentum.....129
IV.2.7.3 Algorithme de la rétro- propagation du gradient à convergence accélérée par l'adaptation du coefficient d'apprentissage.....130
IV.2.7.4 Algorithme du gradient conjugué CG.....130
IV.2.7.5 Algorithme du gradient conjugué modifié MCG.....130
IV.2.7.6 Méthode de Newton 131
IV.2.7.7 Méthodes quasi-newtoniennes.....131
IV.3 Outils numériques d'optimisation – Calculs Opérationnels.....131
IV.4 Application de réseaux de neurones à la synthèse de réseau d'antennes unidimensionnel.....132
IV.4.1 Procédure de développement d'un réseau de neurones.....132
IV.4.1.1 Collecte et analyse des données.....132
IV.4.1.2 Choix d'un réseau de neurones.....133
IV.4.1.3 Base d'apprentissage et Mise en forme des données pour un réseau de Neurones.....134
IV.4.1.4 Algorithme et paramètres d'apprentissage.....135
IV.4.1.5 Validation et résultats de simulation.....136
IV.4.1.6 Conclusion.....141

CONCLUSION GÉNÉRALE……..……..*142*
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES…….. 145
ANNEXE A : MODÉLISATION DE LA SOURCE ÉLÉMENTAIRE……..……..150
ANNEXE B : RESEAU A COUCHE RBF…….. 152
LISTE DES REVUES ET COMMUNICATIONS……..153

INTRODUCTION GENERALE

Le domaine des télécommunications connaît actuellement une croissance sans précédent. Le rythme de cette expansion ne devrait pas fléchir pendant de nombreuses années. En effet, l'émergence de nouvelles technologies assurent le renouvellement des produits et étoffent les services proposés aux clients toujours plus exigeants.

Pour des communications utilisant la propagation en espace libre des ondes électromagnétiques, l'antenne est un élément incontournable pour assurer l'émission et la réception de l'information.

Les réseaux d'antennes imprimées ont suscité un intérêt croissant au cours de ces dernières années. L'intérêt de l'utilisation de réseaux, plutôt que d'une seule source, est que l'élément isolé a un rayonnement figé dans l'espace (sauf si nous faisons tourner mécaniquement). En disposant plusieurs sources dans l'espace, et en pondérant chacun des éléments, nous pouvons jouer sur les retards entre les signaux émis par les différentes sources pour obtenir une répartition spatiale de la puissance rayonnée variable avec la loi de pondération. Nous pouvons même, en contrôlant la loi de pondération du réseau, orienter le maximum du rayonnement vers un angle choisi. En changeant l'orientation de ce maximum, nous effectuons un balayage de l'espace sans faire tourner le réseau mécaniquement.

Dans ce domaine, de nombreuses méthodes analytiques et numériques ont été développées pour essayer de synthétiser un diagramme de rayonnement désiré.

Parmi ces méthodes, nous proposons de résoudre le problème de synthèse en utilisant des méthodes basées sur le concept d'essaim de particules et le modèle hybride entre l'essaim de particules et l'algorithme génétique. Ces algorithmes sont capables d'optimiser le système de réseau d'antennes imprimées par action sur différents paramètres du réseau à savoir l'alimentation et/ou la répartition spatiale des sources rayonnantes.

L'objectif de cette thèse consiste à chercher un modèle intelligent, en utilisant les réseaux de neurones, permettant la synthèse de diagramme de rayonnement multifaisceaux (c'est-à-dire une émission de l'information dans plusieurs directions) avec un minimum de perte en puissance. Ce type de synthèse permet le multiplexage spatial des communications entre les usagers, en offrant la possibilité de réutilisation des mêmes caractéristiques de liaisons dans plusieurs directions différentes. Cette solution permet de répondre à la question suivante : comment choisir une loi de pondération pour que la répartition spatiale de la puissance rayonnée par le réseau

considéré satisfasse à des contraintes prédéfinies ? Le modèle de synthèse modélise ainsi toute une approche de résolution d'un problème d'optimisation avec des contraintes imposées par l'utilisateur.

Le premier chapitre dressera donc un état de l'art des antennes imprimées. Nous présenterons la définition et les paramètres électriques de ces types d'antennes. La manière de construire un gabarit représentatif de la répartition spatiale voulue sera présentée, la nature des paramètres à synthétiser et quelques grands problèmes de synthèse de rayonnement du réseau seront également considérés.

Dans le deuxième chapitre, nous nous intéressons à la méthode d'optimisation par essaim de particules. L'intérêt de cette méthode est d'utiliser la population comme facteur de diversité. Cette méthode sera décrite par son évolution historique, son principe, et ses différentes étapes qui font d'elle un algorithme de qualité susceptible de faire échapper les solutions des optimums locaux vers des optimums globaux et ses différentes variantes. Ensuite, nous décrivons l'application de notre approche à la résolution du problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées. Cet algorithme a montré d'excellences performances en terme de robustesse et présente l'avantage d'effectuer une recherche multipoints de la solution optimale, ce qui permet de réduire considérablement le temps de calcul. En fin, nous présentons différents cas de synthèse de réseaux d'antennes à rayonnements spécifiés. Pour illustrer les différentes possibilités offertes par la méthode d'optimisation et afin de prouver l'efficacité et la souplesse de cet outil d'optimisation, notre étude a été étendue au cas des réseaux qui génèrent une multitude de lobes de rayonnement.

Nous proposons d'exploiter cet axe de recherche plus en avant dans le troisième chapitre, en proposant des méthodes d'optimisations plus complexes et plus performantes. Tel que le modèle hybride (hybrid particle swarm optimiser with breeding and subpopulation). La première partie de ce chapitre est une revue des grandes lignes de model hybride. La deuxième partie décrit notre approche pour implémenter ces algorithmes de recherche à la résolution du problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées.

Rapport-Gratuit.com

Dans le dernier chapitre, nous présentons un outil numérique sous le logiciel MATLAB, permettant la modélisation du problème de synthèse en utilisant les réseaux neuronaux artificiels (R.N.A). Nous décrivons alors en détails les concepts fondamentaux et les notions liées aux réseaux neuronaux, telles que : (neurone biologique, modèle mathématique, type de réseaux, algorithmes d'apprentissage ...). Et, nous exposons le modèle neuronal adopté dans nos propres démarches de modélisation, qui est le réseau RBF, et la base d'apprentissage qui est élaborée à partir des résultats fournis par la méthode de synthèse hybride entre APSO et AG. Les études comparatives des résultats obtenus par nos méthodes stochastiques et ceux obtenus par d'autres auteurs, nous ont permis la validation de nos résultats.

CHAPITRE I

ANTENNES ET RÉSEAUX D'ANTENNES IMPRIMÉES

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

I.1 INTROCUCTION

Les antennes imprimées sont largement employées de nos jours puisqu'elles permettent de répondre à de nombreuses contraintes imposées par les systèmes de transmission. Leur forme et dimensions favorisent leur intégration sur de nombreux mobiles (avion, voiture, missile, téléphone portable, etc...).

Le concept de « structures imprimées rayonnantes » est apparu en 1953 avec Deschamps et les premières validations ont été réalisées vers 1970 par Maxwell et Nunson **[1]**. Les antennes imprimées (encore appelées antennes plaquées ou antenne « patch ») ont connu un essor phénoménal ces dernières années grâce à leur capacité à répondre notamment aux contraintes d'encombrement, de poids et surtout de coût imposées par les systèmes mobiles émergents. Les inconvénients majeurs de ce type d'aérien sont le peu de bande passante (1 à 2%) qu'il autorise dans sa structure résonante de base et son gain restreint. Ils sont par ailleurs fortement dépendants du substrat diélectrique employé dont les caractéristiques ont une très forte influence sur les performances électromagnétiques de l'antenne. Le potentiel des antennes imprimées est surtout visible dans le domaine des télécommunications civiles et militaires.

I.2 DESCRIPTION DES ANTENNES IMPRIMEES

Une antenne à élément rayonnant imprimé, communément appelée *antenne patch* est une ligne microbande de forme particulière. Elle se compose d'un plan de masse et d'un substrat diélectrique dont la surface porte un ou plusieurs éléments métalliques.

Les antennes imprimées peuvent être classées en trois catégories principalement liées à leur mécanisme de fonctionnement **[2]** :

I.2.1 Les antennes à ondes progressives :

L'élément rayonnant est un ruban conducteur sur lequel la répartition du courant est dûe à la propagation d'une onde électromagnétique le long de la structure. Ces dimensions sont de l'ordre de quelques longueurs d'onde, l'extrémité est fermée sur une charge adaptée (Figure I.1) évitant tout phénomène d'ondes stationnaires en supprimant quasiment les réflexions à l'extrémité de l'antenne. Ces antennes fonctionnent dans des bandes passantes plus larges que celles des antennes résonantes. Par contre, leur lobe de rayonnement varie en fonction de la fréquence.

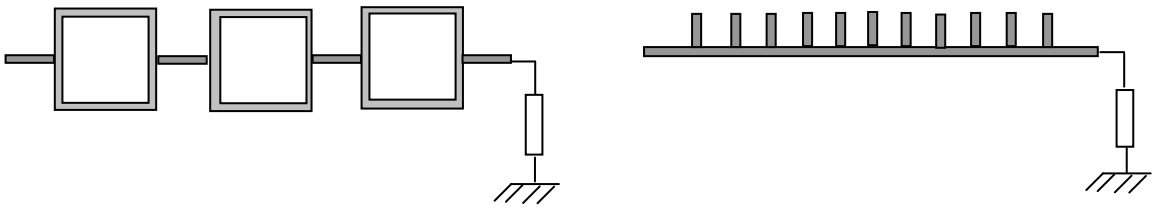


Figure I.1 : *Antennes à ondes progressives*

I.2.2 Les fentes rayonnantes

Antennes résonantes dont l'ouverture généralement rectangulaire ou circulaire est pratiquée dans un plan conducteur et alimentée par une ligne microruban (Figure I.2).

Figure I.2 : *Antennes à fente*

I.2.3 Les antennes imprimées résonantes

Dans sa structure de base, une antenne plaque est constituée d'un fin conducteur métallique (habituellement de 17,5 à 35 µm d'épaisseur en hyperfréquence et 9 µm en millimétrique) de forme arbitraire, appelé élément rayonnant, déposé sur un substrat diélectrique dont la face inférieure est entièrement métallisée pour réaliser un plan de masse.

Les paramètres physiques et géométriques liés à cette structure sont :

- la permittivité relative de diélectrique ε_r,
- La tangente des pertes $tg\sigma$ dans ce même substrat, avec dominance des pertes par effet de joule,
- l'épaisseur du diélectrique h (elle doit rester faible par rapport à la longueur d'onde à transmettre),
- les dimensions de l'élément rayonnant 3 cm.

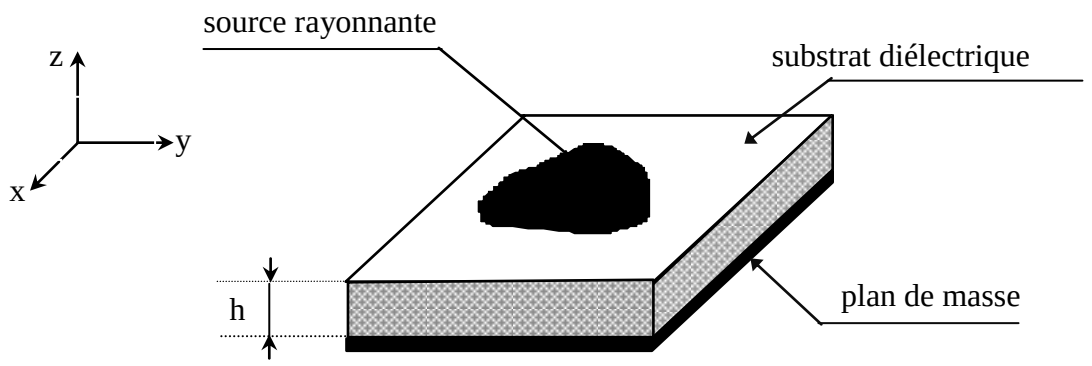
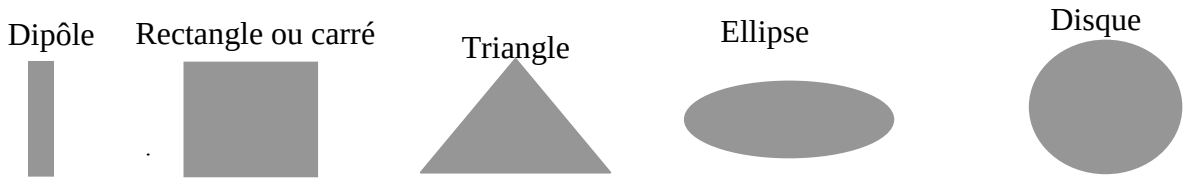


Figure I.3 : *Structure d'une antenne imprimée*

La figure I.4 représente quelques formes simples de pavés, les plus utilisés généralement, mais d'autres formes plus complexes peuvent être rencontrées.



Principale formes rencontrées d'antennes imprimées

Parmi toutes ces formes, l'élément rectangulaire est sans contexte le plus facile à appréhender pour la compréhension des mécanismes de rayonnements des antennes plaques. Dans sa structure de base, une antenne plaque 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 réaliser un plan de masse.

Dans la pratique, les formes des éléments rayonnants les plus souvent utilisées, de dimensions réduites (de l'ordre de $\lambda/2$ à λ= 6 cm), sont le carré, le rectangle, le disque et l'anneau. Des géométries plus élaborées sont toutefois employées pour répondre à des contraintes spécifiques sur l'antenne.

Le substrat diélectrique de faible épaisseur ($h \ll \lambda$) sert de support à l'antenne, mais surtout influe directement sur ses performances. On préférera des matériaux de faible permittivité ($\varepsilon_r < 3$), évitant ainsi le confinement des champs à l'intérieur de la cavité, et de faibles pertes diélectriques ($\tan \delta \leq 2.10^{-3}$) favorisant un meilleur rendement de l'aérien. De plus, du fait des agressions atmosphériques, les antennes plaques comportent souvent un radôme.

I.3 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DES ANTENNES IMPRIMEES

La compréhension physique du fonctionnement des antennes imprimées passe par la connaissance du champ électromagnétique en zone proche de la structure rayonnante. Une approche simplifiée de ce problème consiste à assimiler l'antenne à une cavité limitée par deux "murs électriques" horizontaux, qui correspondent à l'élément rayonnant et au plan de masse, et par quatre "murs magnétiques" transversaux à pertes (figure I.5) **[3]**.

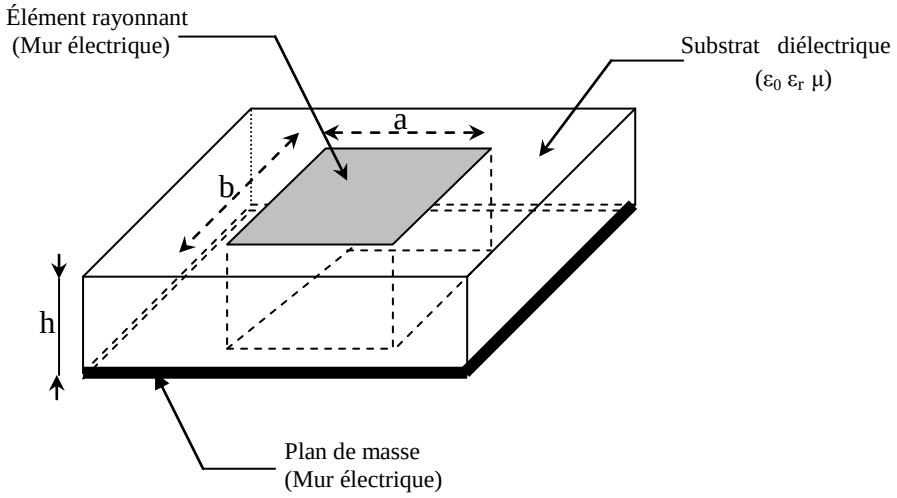


Figure I.5 : *Modèle de la cavité à fuite*

Cette cavité diélectrique emmagasine de l'énergie électromagnétique pour un ensemble discret de fréquences, appelées "fréquences de résonance", auxquelles correspondent des configurations particulières des champs, nommées modes. Les conditions aux limites sur les parois de la structure conduisent à des modes transverses magnétiques de type TMmnp (selon la direction z) avec p = 0, pour un substrat diélectrique d'épaisseur faible devant la longueur d'onde de fonctionnement.

Cette méthode de la cavité permet de déterminer de façon approchée la fréquence de résonance f_{mn} et la permittivité effective dans le cas d'un élément rayonnant rectangulaire de dimension (a,b) **[3]** :

$$f_{mn} = \frac{c}{2\sqrt{\varepsilon_{efff}}}\sqrt{\left(\frac{m}{a_{eff}}\right)^2 + \left(\frac{n}{b_{eff}}\right)^2} \qquad \text{(I.1)}$$

$$\varepsilon_{eff} = \frac{\varepsilon_r + 1}{2} + \frac{\varepsilon_r + 1}{2}\left(1 + \frac{10\,h}{w}\right)^{-\alpha(u)\,\beta(\varepsilon_r)} \qquad \text{(I.2)}$$

$$\alpha(u) = 1 + \frac{1}{49}\left[\ln\frac{u^4 + (u/52)^2}{u^4 + 0.432}\right] + \frac{1}{18.7}\ln\left[1 + \left(\frac{u}{18.1}\right)^3\right] \quad \text{(I.3)}$$

$$\beta(\varepsilon_r) = 0.564\left(\frac{\varepsilon_r - 0.9}{\varepsilon_r + 3}\right)^{0.053} \quad \text{(I.4)}$$

$$u = \frac{w}{h} \quad (avec \;\; w = a \;\; ou \; b) \quad \text{(I.5)}$$

$$a_{eff} = a + \frac{h}{2} \quad \text{(I.6)}$$

$$b_{eff} = b + \frac{h}{2} \quad \text{(I.7)}$$

Les pertes dans les parois transversales traduisent le rayonnement d'une partie de l'énergie emmagasinée à une fréquence de résonance donnée. Le phénomène est caractérisé par l'épanouissement des lignes de champ au voisinage des bords de l'élément rayonnant.

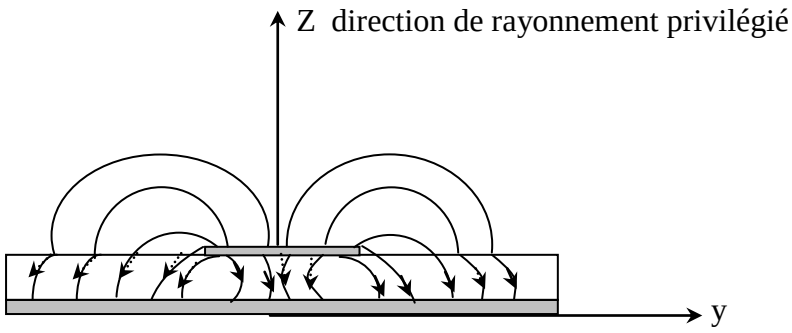


Figure I.6 : *Allure des lignes de champ dans la cavité (coupe transversale).*

Ainsi, le fonctionnement des antennes imprimées plaques et certaines de leurs caractéristiques comme le gain, l'efficacité, la bande passante, peuvent être expliquées simplement par le modèle de la cavité à fuite. Toutefois une telle approche ne permet pas de prendre en compte l'influence des ondes de surface et du circuit d'alimentation sur le comportement de l'antenne.

I.4 TECHNIQUES D'ALIMENTATION

Les différentes méthodes d'alimentation des antennes plaques peuvent être regroupées en deux grandes catégories **[2,4]** : les alimentations par contact (par sonde coaxiale ou ligne micro-ruban) et les alimentations par proximité (couplage électromagnétique par ligne ou fente). La technique utilisée peut modifier de façon importante le fonctionnement de l'antenne.

Les principales méthodes de base rencontrées dans la littérature sont présentées dans les figures suivantes :

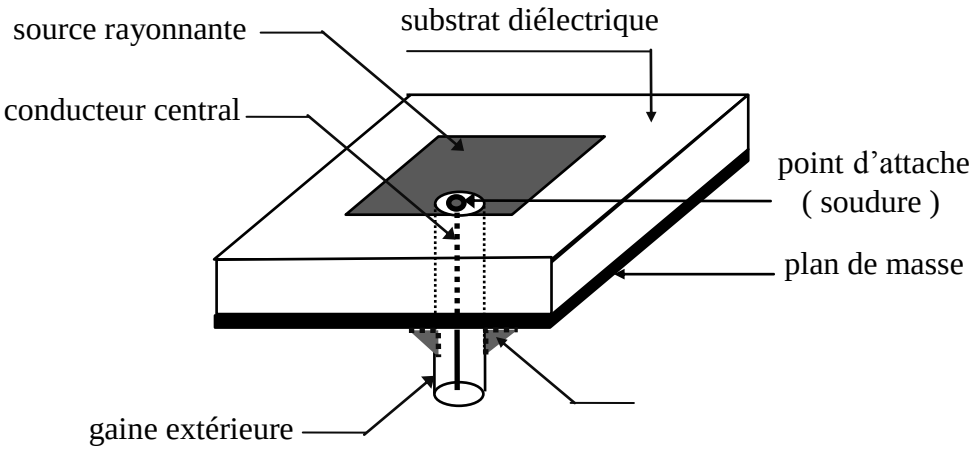


Figure I.7 : *Excitation par sonde coaxiale*

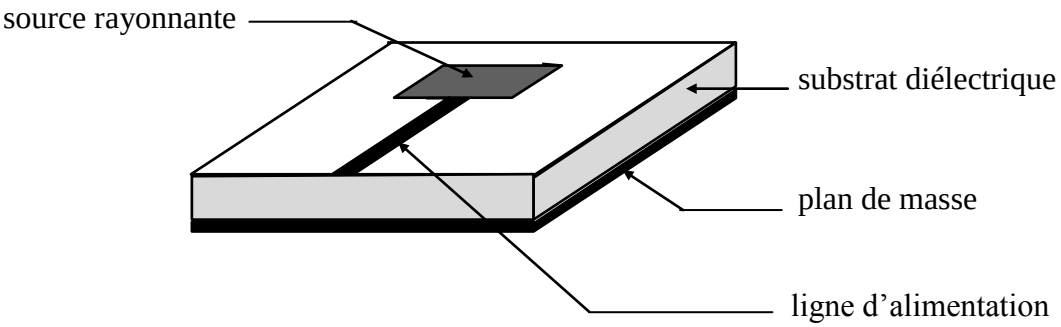


Figure I.8 : *Alimentation par ligne micro–ruban*

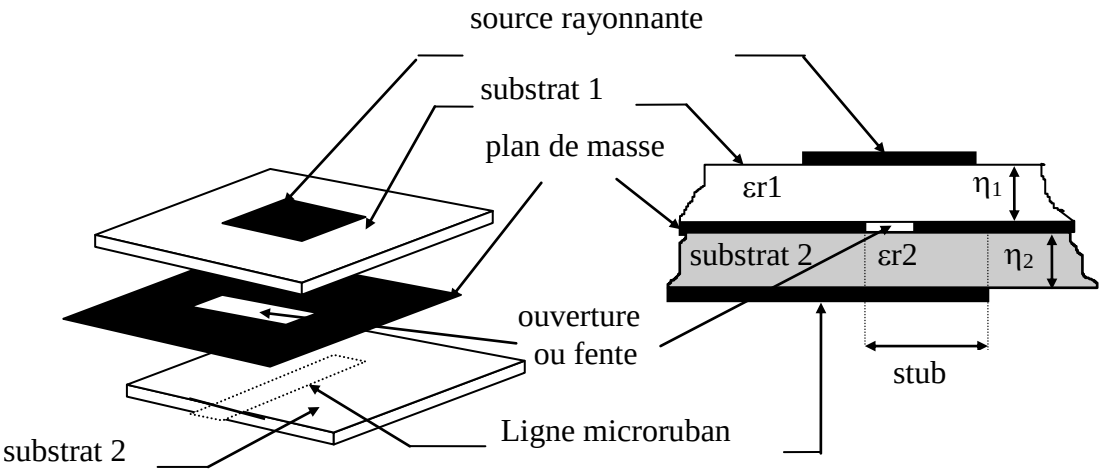


Figure I.9: *Alimentation par ouverture (ou fente)*

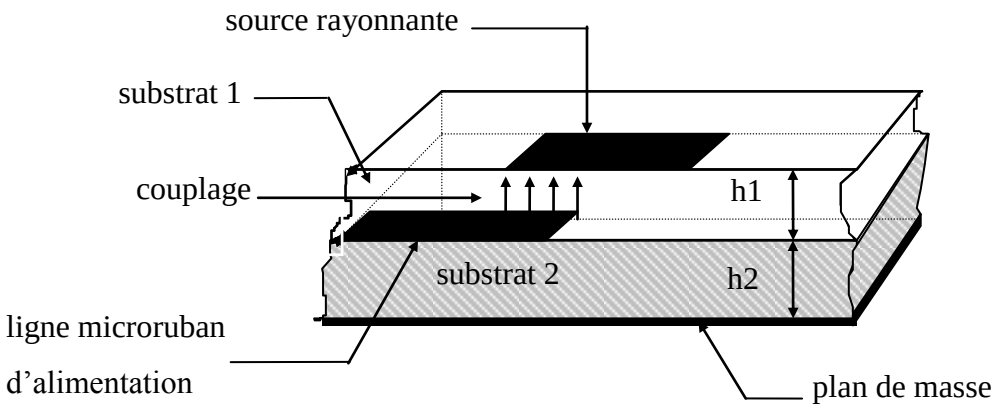


Figure I.10 : *Alimentation par proximité*

I.5 AVANTAGES ET LIMITATIONS DES ANTENNES IMPRIMEES

Les antennes imprimées présentent de nombreux avantages comparés aux antennes micro-ondes classiques et leurs applications couvrent le large domaine de fréquence : 100 MHz à 100 GHz. Certains avantages sont les suivants **[5]** :

- faible poids, encombrement réduit, configurations conformes possibles,
- faible coût de fabrication, production en masse possible,
- polarisation linéaire et circulaire pour les télécommunications,
- antennes multibandes, multipolarisations possibles,
- compatibilité avec les circuits hybrides et MMIC (Microwave Monolithic Integrated Circuit),
- réseaux d'alimentation et d'adaptation fabriqués simultanément avec l'antenne.

Toutefois, les antennes microruban ont également des limitations que ne présentent pas les antennes traditionnelles :

- bande passante étroite, souvent associée avec les problèmes de tolérances (géométriques et physiques),
- généralement faible gain (6 dB),
- la plupart des antennes rayonnent uniquement dans le demi-plan,
- supportent uniquement des faibles puissances,
- pertes de rayonnement par ondes de surfaces.

Ces limitations sont connues depuis plusieurs années et des progrès considérables ont été réalisés depuis pour améliorer les performances des antennes patch. Notamment, leur

bande passante peut être augmentée jusqu'à 70 % en utilisant une configuration multicouche et leur gain peut s'accroître de 30 % en mettant en réseau plusieurs antennes.

I.6 RESEAUX D'ANTENNES IMPRIMEES

I.6.1 Principe

Ce type d'antenne est composé d'une multitude d'éléments identiques et indépendants. L'énergie est distribuée entre les diverses sources selon une loi donnée grâce à un répartiteur qui distribue le signal sur chaque élément avec une amplitude et une phase connue. Des déphaseurs commandables peuvent être insérés entre les éléments rayonnants et le répartiteur pour former un réseau phasé **[6]**.

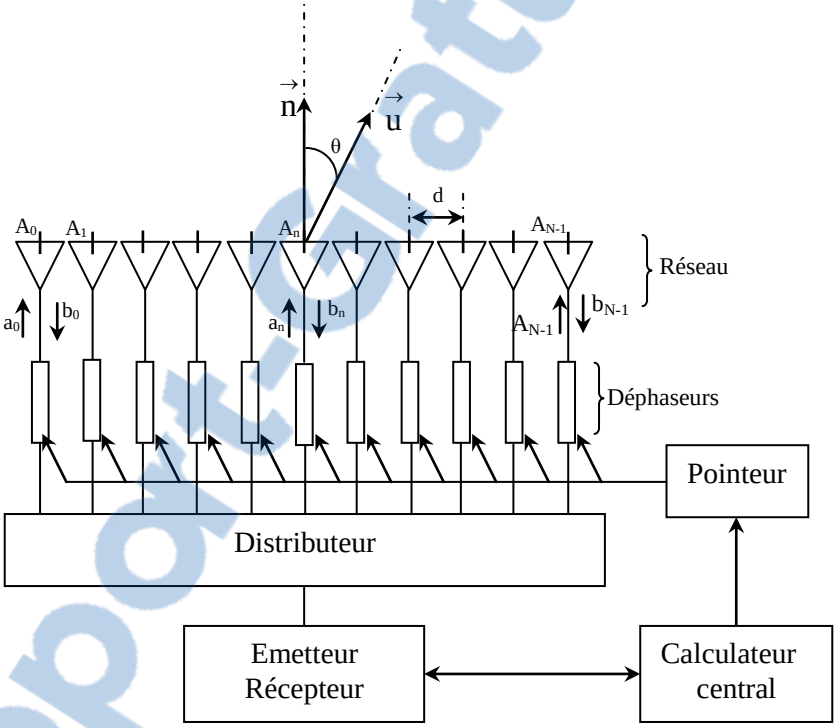


Figure I.11 : *structure générale d'un réseau linéaire*

Les antennes réseaux peuvent produire des diagrammes de rayonnement ayant une forme voulue. Les caractéristiques de rayonnement du système dépendent à la fois :

- du diagramme de rayonnement de l'élément de base multiplié par le facteur de réseau,
- des coefficients d'excitation en amplitude et phase de chacune des sources,
- de la distance entre éléments.

La mise en réseau des éléments rayonnants permet également une augmentation du gain. En effet, l'utilisation de N éléments permet de multiplier par N le gain de l'élément

Rapport-Gratuit.com

élémentaire. La pondération de phase relative sert à diriger le lobe principal dans une direction donnée. La pondération en amplitude permet de diminuer le niveau des lobes secondaires et de conformer la forme du faisceau. Cependant, ce type d'aériens nécessite un nombre important d'éléments pour limiter les lobes de réseau ou pour former un faisceau avec une précision extrême.

Les antennes réseaux peuvent avoir différentes géométries: réseaux linéaires, réseaux planaires et réseaux circulaires, (Figure I.12). Le champ total rayonné par le réseau est déterminé par l'addition des vecteurs champs rayonnés par les différents éléments. Si on veut rendre un modèle très directif, il est essentiel que les champs interfèrent de manière constructive dans les directions exigées et interfèrent nuisiblement dans l'espace restant **[7]**.

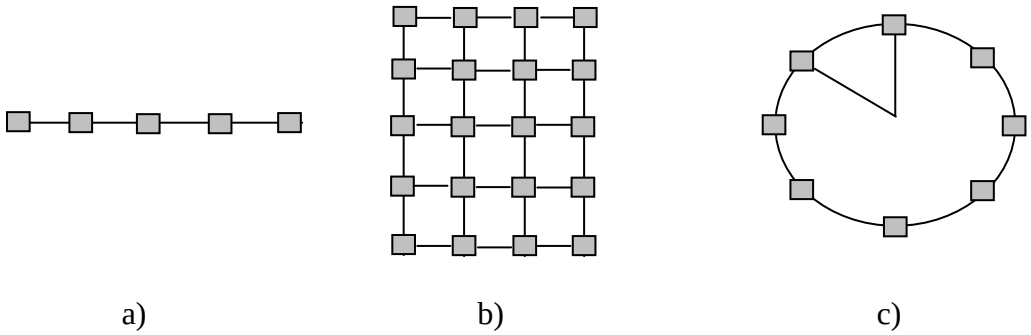


Figure I.12 : *différentes configurations géométriques des réseaux, linéaires (a), bidimensionnels (b) et circulaire (c).*

Le réseau d'alimentation de l'antenne aura pour objectif d'amener l'énergie aux différentes sources en respectant les lois de pondération. La technique la plus simple consiste à alimenter les éléments rayonnants par des lignes microrubans. Deux types d'alimentation sont communément utilisés:

- **alimentation série** : une ligne de transmission excite en série les éléments rayonnants (figure I.13). La loi des phases impose une longueur de ligne donnée entre deux éléments consécutifs. Le réseau est dit résonnant lorsque les éléments sont excités en phase, cette longueur est un multiple de la longueur d'onde guidée dans la ligne.
- **alimentation parallèle** : le circuit d'alimentation possède une entrée et n éléments rayonnants en sortie (Figure I.13). La puissance est divisée entre les n éléments, avec la distribution désirée.

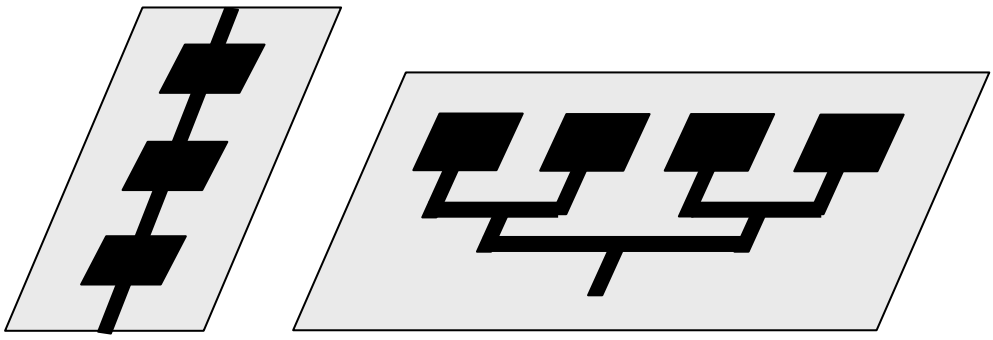


Figure I.13 : *Alimentation d'un réseau unidimensionnel*

Le choix du type d'alimentation se fait en fonction de différents paramètres qui sont :

- la loi de pondération souhaitée, en amplitude et/ou en phase,
- la bande passante souhaitée. Un réseau série aura une bande passante plus faible dans la mesure où la loi de pondération sera plus sensible à la fréquence que dans le cas d'une alimentation parallèle. En effet, les erreurs de phase se cumulent,
- l'encombrement maximum. Un réseau parallèle sera plus encombrant qu'un réseau série.

De plus, il est à noter qu'un réseau parallèle présente des longueurs de lignes supérieures et un plus grand nombre de coudes ce qui engendre davantage de pertes, en particulier dans le domaine millimétrique.

I.6.2 Choix d'un réseau d'antennes

En théorie, le champ total d'un réseau est déterminé par l'addition vectorielle des champs rayonnés par chaque élément du réseau. Ainsi pour obtenir un rayonnement très directif, il convient d'associer les différents éléments de manière à ce qu'ils interfèrent de façon constructive dans les directions désirées et de manière destructive dans le reste de l'espace **[8]**. Dans le cas d'un réseau constitué d'éléments identiques, cinq paramètres principaux permettent de contrôler la forme du rayonnement global :

- la géométrie du réseau : linéaire, rectangulaire, circulaire, surfacique…,
- l'espacement relatif entre chaque élément,
- l'amplitude de l'excitation de chaque élément,
- la phase appliquée à chaque excitation,
- le diagramme de rayonnement propre à chaque élément.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Théoriquement, la valeur du gain est multipliée par deux lorsque l'on double le nombre d'éléments du réseau. Cependant, cette relation ne tient compte d'aucune perte (couplage, erreur de phase…). D'autre part, l'étude de l'espacement entre les éléments est primordial car ce dernier agit directement sur le gain et la forme du rayonnement. Il a été montré **[9]** que l'écart idéal entre les sources pour obtenir un maximum de gains est compris entre 0,25 et 2 λ. En effet, une distance plus petite induit un phénomène de couplage entre les sources et une distance plus grande fait apparaître des lobes de réseaux.

I.6.3 Réseau unidimensionnel et bidimensionnel

I.6.3.1 Réseau unidimensionnel

Un réseau unidimensionnel uniforme est la géométrie la plus fréquemment utilisée dans la conception des antennes réseaux.

Soit N sources rayonnantes identiques, disposées d'une façon régulière sur un axe Ox, et équidistantes d'une distance appelée pas de réseau, comme c'est indiqué sur la figure I.14.

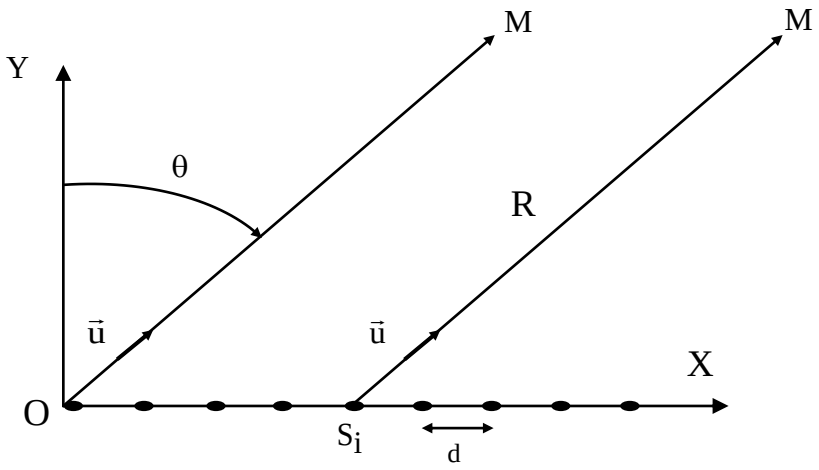


Figure I.14 : *Réseau unidimensionnel*

Afin de simplifier les calculs, il est généralement supposé qu'il n'existe pas de couplage entre les sources et que chacune d'elles en présence des autres rayonne le même diagramme $f(\theta)$ (Annexe A).

Le champ total rayonné en zone lointaine par le réseau unidimensionnel sera la somme des différentes contributions des champs rayonnés par chaque source pondérée par les

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

coefficients d'excitation w_i et ceux de leurs déphasages géométriques. L'expression du diagramme de directivité est donnée par :

$$F(\theta) = f(\theta) \sum_{i=0}^{N-1} w_i \, e^{j(k_0 \, i \, d \sin \theta)} \tag{I.8}$$

Qu'on peut encore écrire sous la forme :

$$F(\theta) = f(\theta) \; F_R(\theta) \tag{I.9}$$

i : indice de la source,

N : nombre total des sources,

$f(\theta)$: diagramme élémentaire d'une source unique,

$k_0 = \dfrac{2\pi}{\lambda}$: constante de propagation et λ : longueur d'onde.

Où F_R est une fonction propre au réseau, appelée facteur du réseau. Il ne dépend que du pas du réseau et de sa loi d'excitation w_i. Physiquement, il représente le gain apporté par l'association en réseau **[9]**.

Le balayage électronique obtenu par un réseau unidimensionnel 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 (exemple du radar). C'est pourquoi, l'introduction des réseaux bidimensionnels est utile et présente un intérêt certain.

I.6.3.2 Réseau d'antennes bidimensionnel ou plan

Considérons un réseau de M x N antennes élémentaires, dans le plan xOy figure I.15. Chacune de ces sources (S_{mn}, $m \leq M$ et $n \leq N$) rayonne un champ qui peut s'écrire, à grande distance, d'après le théorème de superposition :

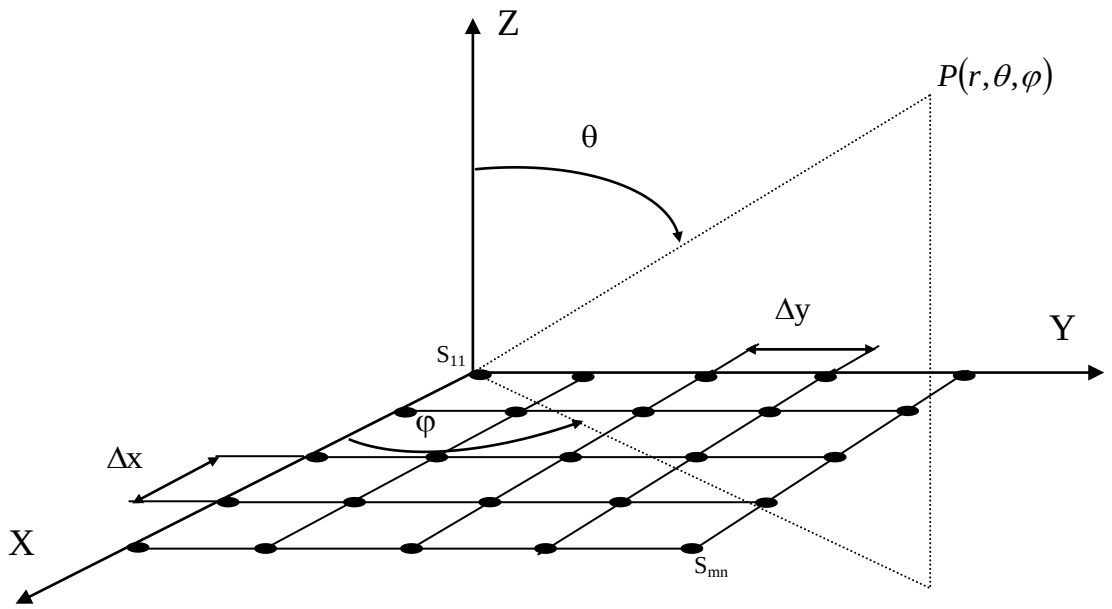


Figure I.15 : *Réseau plan*

$$F(\theta,\varphi) = f(\theta,\varphi) \sum_{m=1}^{M} \sum_{n=1}^{N} w_{mn}\, e^{j\left(k_0 \sin\theta\left(m\Delta x \cos\varphi + n\Delta y \sin\varphi\right)\right)} \qquad \text{(I.10)}$$

On suppose que chaque source en présence des autres possède le même diagramme de rayonnement *f(θ,ϕ)*, chaque source est alimentée par une excitation complexe :

$$w_{mn} = a_{mn}\, e^{j\psi_{mn}} \qquad \text{(I.11)}$$

m, n : représentent l'indice de la source sur l'axe OX et l'axe OY,

(r, θ , ϕ) : coordonnées sphériques du point d'observation,

$k_0 = \dfrac{2\Pi}{\lambda_0}$: nombre d'onde dans l'air.

Ou bien encore :

$$F(\theta,\varphi) = f(\theta,\varphi)\; F_R(\theta,\varphi) \qquad \text{(I.12)}$$

Où $F_R(\theta,\varphi)$ est le facteur de réseau qui ne dépend que de la distribution spatiale des éléments rayonnants et de leur loi d'alimentation. L'expression de $F_R(\theta,\varphi)$ est valable pour un champ total rayonné en zone lointaine.

I. 6.4 Paramètres du réseau d'antennes

I.6.4.1 Lobes de réseau

L'étude détaillée du facteur de réseau qui est à l'origine de l'apparition des lobes de réseau, nous permet de tirer quelques conclusions.

Il existe plusieurs lobes de réseau répartis périodiquement avec une largeur inversement proportionnelle au pas du réseau. Si ces lobes apparaissent simultanément dans le domaine visible, ils seront une source d'ambiguïté sur la direction de visée d'une cible. Ils sont appelés encore lobes d'ambiguïté, le choix d'un pas suffisamment petit, permettra de les éviter, cependant, ceci entraîne :

- une difficulté de réalisation dûe aux faibles dimensions de l'antenne,
- une augmentation du couplage entre éléments, ce qui peut altérer considérablement le diagramme de rayonnement du réseau.

Nous sommes amenés à chercher un compromis qui évite à la fois l'apparition des lobes d'ambiguïté tout en conservant le maximum d'indépendance des diagrammes élémentaires et permet un non chevauchement des sources. Cette condition est assurée par le choix du pas de réseau (d), généralement donné par **[6]** :

$$\frac{d}{\lambda} < \frac{1}{1+\sin\left(\theta_{\max}\right)} \qquad \text{(I.13)}$$

Avec :

$\theta_{\max}$: angle de l'ouverture maximale du domaine à explorer.

I.6.4.2 Largeur à mi–puissance

La largeur à mi–puissance du lobe principal est donnée par la formule approximative **[6]**:

$$\theta_{3\,dB} = \frac{\lambda}{N\ d\ \cos\left(\theta_0\right)}$$

θ_0 : direction de pointage du lobe principal,

$\theta_{3\,dB}$: définie pour $\left| F_R\left(\theta_0 + \theta_{3\,dB}\right)\right| = \frac{1}{\sqrt{2}}$

Le diagramme de rayonnement subit une déformation en fonction de l'angle de pointage θ_0 qui se manifeste particulièrement dans le plan du balayage par un élargissement du faisceau dans un rapport de $\frac{1}{\cos\theta_0}$.

I.6.4.3 Directivité et gain

La directivité est définie comme étant le taux de concentration d'énergie électromagnétique ou de rayonnement dans une direction donnée. Autrement dit, elle permet d'évaluer la fraction de puissance dans une direction particulière (densité de puissance). Pour tout réseau sans pertes, le rendement s'identifie à l'unité et le gain à la directivité. Le maximum de la directivité d'un réseau rectiligne est égal au nombre d'éléments le constituant pour une alimentation uniforme de même amplitude.

I.6.4.4 Rôle de la directivité des sources élémentaires

L'effet remarquable de la directivité des sources est de pondérer le niveau des lobes secondaires éventuels. Un autre effet important est celui de contrôler les variations du gain du lobe principal au cours du balayage du faisceau. Il est souhaitable que le diagramme élémentaire de la source $f\left(\theta\right)$ soit maximum et varie peu dans la zone de balayage utile (domaine d'exploration) et soit minimum à l'extérieur de cette zone pour contrôler le niveau des lobes de réseau **[9]**.

I.6.4.5 Pondération complexe d'alimentation

A l'aide du réseau d'alimentation composé de répartiteurs et de déphaseurs, on peut commander la pondération complexe d'alimentation des sources, en phase et en amplitude.
L'expression de la pondération complexe d'alimentation est donnée par :

$$w_i = a_i \, e^{j\psi_i}$$

Avec :

a_i : amplitude d'alimentation,

ψ_i : phase d'alimentation.

Par action sur les pondérations en amplitude et/ou en phase, il est possible de produire des diagrammes de rayonnement de formes et de directions variées suivant les exigences de l'utilisateur.

En agissant sur la phase, on pourra faire varier la direction de pointage du faisceau principal. Cet effet est exploité dans la mesure où l'on veut réaliser des réseaux à balayage électronique.

I.7 SYNTHESE DE RESEAUX D'ANTENNES IMPRIMEES

La synthèse consiste dans la plupart des cas à déterminer les paramètres géométriques, ou électriques du réseau afin de produire un diagramme désiré donné. Ce dernier peut être défini analytiquement ou à partir d'un gabarit **[10]**.

Dans une synthèse de réseaux d'antennes, le problème posé d'une façon générale est le suivant :

Étant donné un diagramme de rayonnement F_D, quelles sont les lois d'alimentation et/ou de répartition spatiale des éléments rayonnants qui permettent d'approcher au mieux F_D ?

Suivant l'expression du diagramme de rayonnement donné par :

$$F(\theta) = \frac{1}{(F(\theta))_{\max}} \sum_{i=1}^{N} a_i \exp[\, j(k_0.X_i.\sin\theta + \psi_i)].\, f(\theta) \qquad \text{(I.14)}$$

Il existe plusieurs types de synthèses dont l'objectif recherché peut être pratiquement identique, en gardant fixes les paramètres autre que l'alimentation et la position des sources :

- synthèse par action sur les coefficients complexes d'excitation a_i *et* ψ_i, en gardant la position X_i de l'élément rayonnant fixe,
- synthèse par action sur a_i en gardant ψ_i et X_i fixes,
- synthèse par action sur la phase ψ_i, en gardant a_i et X_i fixes (réseau à balayage électronique),
- synthèse par action sur la position X_i de l'élément rayonnant en considérant une alimentation fixe ou uniforme. Le réseau obtenu est non périodique,
- synthèse par action sur a_i et X_i en gardant ψ_i constante,
- synthèse par action sur la position X_i et la phase ψ_i en considérant a_i fixe,
- synthèse par action sur les trois paramètres a_i, ψ_i , X_i.

Dans les trois premiers types de synthèse, le réseau d'antennes synthétisées est périodique. Il présente toutes les propriétés des réseaux périodiques (génération de lobes d'ambiguïté si le pas du réseau est mal choisi).

L'étude de synthèse de réseaux d'antennes imprimées par action sur les différents paramètres sera développée dans les chapitres suivants. Dans nos applications, nous allons effectuer deux approches de synthèse à partir d'un gabarit ou plusieurs:

I.7.1 Synthèse à partir d'un gabarit

Le gabarit peut être défini dans tout l'espace, dans une partie de l'espace ou seulement dans quelques plans. Un exemple de projection de gabarit est donné sur la figure I.16, avec les différents paramètres qui permettent de le décrire.

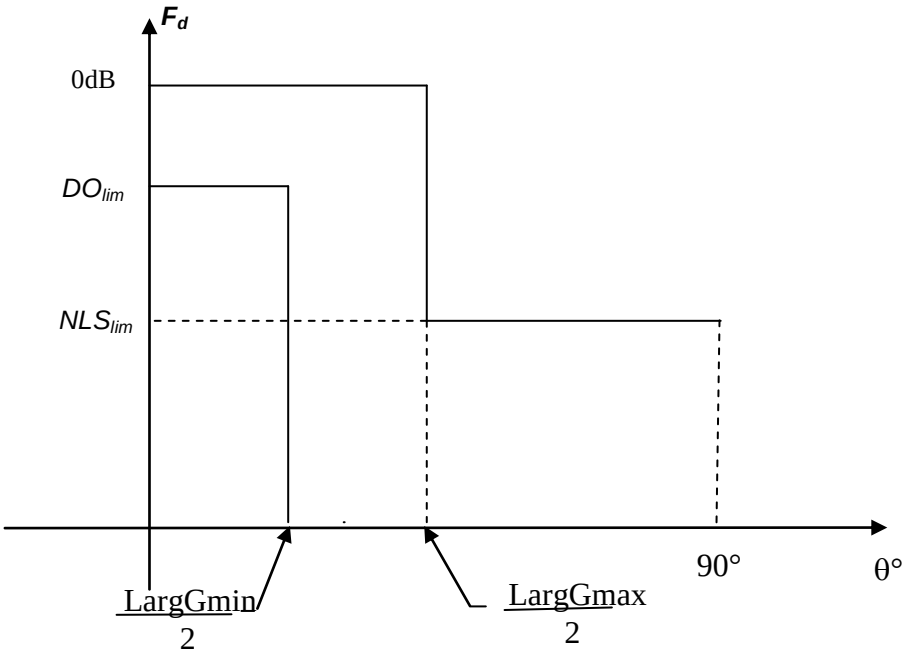


Figure I.16 : *Demi-gabarit centré caractérisant le diagramme désiré*

Avec :

- DO_{lim} : Domaine d'ondulation ; $DO_{lim} = F_d(\theta)_{min}$
- NLS_{lim} : Niveau maximum des lobes secondaires ; $NLS_{lim} = F_d(\theta)_{max}$
- *LargGmax* : Largeur maximum du gabarit
- *LargGmin* : Largeur minimum du gabarit

Pour résoudre un tel problème en utilisant des méthodes d'optimisation, il faut, en premier lieu, définir une fonction que les solutions doivent optimiser et connaître l'espace de recherche à optimiser. Le choix de la fonction d'évaluation mesurant la qualité de la connaissance candidate à l'extraction est particulièrement important et la qualité des résultats en dépend **[11]**.

Pour l'optimisation, nous avons utilisé la fonction coût donnée par Audouy **[12]** qui s'écrit de la manière suivante :

$$coût = \sum_{\theta} L(\theta) \tag{I.15}$$

où $$L(\theta) = \frac{k(\theta) + |k(\theta)|}{2} \tag{I.16}$$

avec : $$k(\theta) = (G_{max}(\theta) - |F_s(\theta)|)(G_{min}(\theta) - |F_s(\theta)|) \tag{I.17}$$

G_{min} et G_{max} représentent respectivement le gabarit minimum et maximum.

$L(\theta)$ n'est égale à 0 que lorsque $|F_s(\theta)|$ est situé à l'intérieur du gabarit. Le but de l'optimisation est de minimiser au maximum la fonction coût.

I.8 POSITION DU PROBLEME

Les spécifications sur le diagramme de rayonnement du réseau nous a permis de distinguer deux types de rayonnement :

I.8.1 Rayonnement mono faisceau

Il est généralement défini à partir d'un gabarit où on impose le niveau des lobes secondaires et (ou) l'amplitude des oscillations dans la zone de formage (figure I.17).

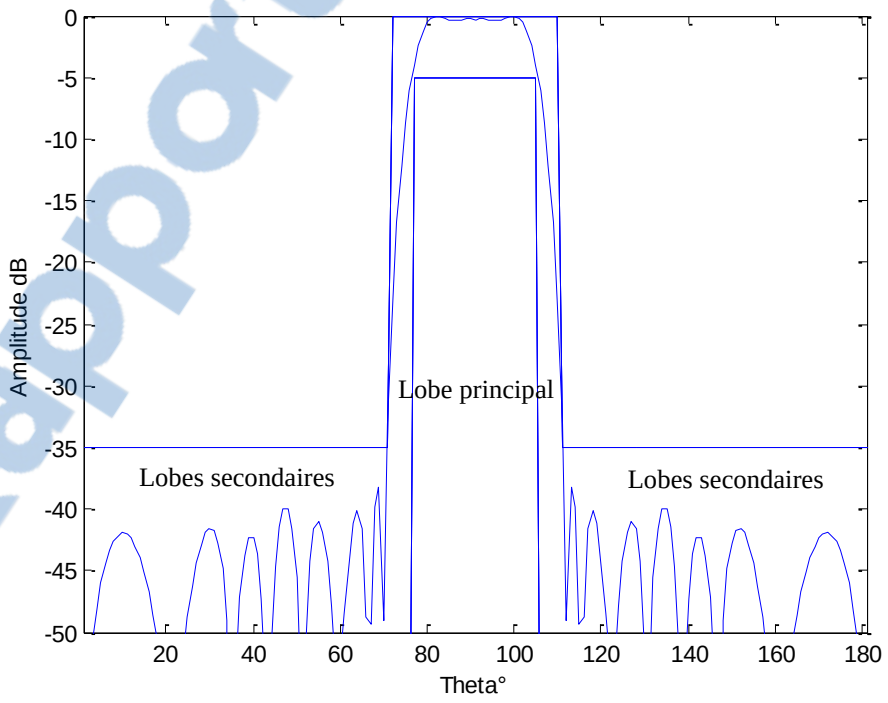


Figure I.17 : *définition des spécifications sur le diagramme de rayonnement mono faisceau à partir d'un gabarit*

I.8.2 Rayonnement multi faisceaux

Ces spécifications sont définies à partir des fonctions poids qui contrôlent le niveau des lobes secondaires et de l'amplitude maximale des oscillations des lobes principaux formés, dans les différentes zones constituant le plan de formage (Figure I.18). La définition du gabarit commence par la spécification des domaines angulaires de *T1 à T15*. Pour des diagrammes formés :

- De trois lobes principaux, on définit toutes les zones angulaires T1 à T15.
- De deux lobes principaux ou d'un lobe et zéro, on a T1=T2=T 3=T4=T5=T6.

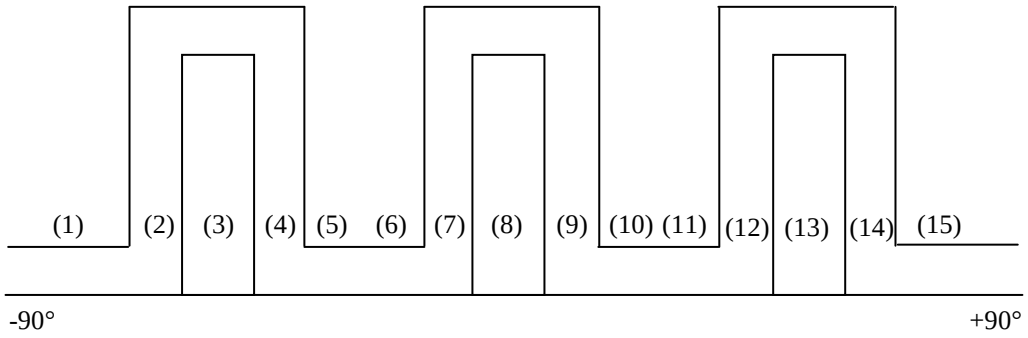


Figure I.18 : *Définition des spécifications*

Mathématiquement, le problème consiste à résoudre un système d'équations généralement non- linéaire :

$$F_S(\underline{x},\theta_j) = F_d(\theta_j) \qquad j = 1,\ldots\ldots\ldots,M. \tag{I.18}$$

$\underline{x}$ est le vecteur des paramètres du réseau, F_S est la fonction de rayonnement calculée dans une direction θ_j, F_d est la valeur désirée dans cette même direction. La direction angulaire est discrétisée en M valeurs sur l'intervalle représentant une période de la fonction F_S.

La résolution du système d'équations (I.18), (généralement non- linéaire) doit s'effectuer à l'aide d'un algorithme itératif minimisant l'écart entre la fonction synthétisée et celle désirée.

La fonction d'erreur s'écrit :

$$ERR(\underline{x}) = \sum_{j}^{M} \left\| F_S(\underline{x},\theta_j) - F_d(\theta_j) \right\| \tag{I.19}$$

La recherche d'un minimum s'effectuera en générant une suite des vecteurs $\underline{x}_0,\ldots\ldots,\underline{x}_n$ tels que : $ERR(\underline{x}_0) > ERR(\underline{x}_1)\ldots\ldots\ldots\ldots > ERR(\underline{x}_n)$ (I.20)

I.9 CRITERE DE CHOIX D'UNE METHODEDE SYNTHESE

I.9.1 Norme d'erreur

La minimisation de la fonction d'erreur définie en (I.19) doit s'effectuer en utilisant l'une des deux normes définies comme suit **[7]**:

1. La norme euclidienne qui représente la somme des écarts au carré entre les fonctions synthétisée et désirée. La fonction synthétisée oscille autour de la fonction désirée et donc on ne peut pas maîtriser les écarts importants qui peuvent apparaître dans certaines directions.
2. La norme minmax, l'optimisation porte sur le maximum de l'écart entre les fonctions synthétisée et désirée. Cette norme correspond mieux aux spécifications désirées car on maîtrise le maximum d'écart qui peut exister entre les diagrammes calculé et désiré.

I.9.2 Temps de calcul et précision des résultats obtenus

La précision dépend du nombre d'itérations que l'on se fixe ainsi que de l'ordre d'approximation que l'on effectue à chaque itération. Le temps du calcul dépend de la formulation de la fonction objective, et des valeurs initiales choisies pour une méthode donnée.

I.9.3 Prise en compte des contraintes de réalisation pratiques

1. Contraintes sur les paramètres de synthèse, par exemple des contraintes sur la dynamique du courant ou sur la position des éléments.
2. Possibilité d'introduire les pertes dans la formulation du problème (pertes diélectriques, métalliques, rayonnements).
3. Possibilité de tenir compte de couplage entre les éléments **[7]**.

I.9.4 Contraintes sur la fonction synthétisée

1. Amplitude d'oscillations dans le lobe principal et niveau de lobe secondaire optimal.
2. Possibilité de créer des zéros dans certaines directions privilégiées.
3. Zone de transition minimale de part et d'autre de la zone à couvrir (directivité maximale).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

I. 10 CONCLUSION

Ce chapitre a fait l'objet de généralités sur les antennes imprimées, leurs techniques d'alimentation les plus utilisées, ainsi que leur emploi utile dans différents services et secteurs de radio communications et autres. Ces types d'antennes représentent une nouvelle génération qui a accaparée un large usage dans le domaine des télécommunications.

Par ailleurs, nous avons décrit différents types de réseaux d'antennes classées par ordre de dimensions : linéaire ou plan sans oublier leurs paramètres physiques, et quelques définitions de base associées au rayonnement électromagnétique.

Nous nous intéressons dans les chapitres suivants à la synthèse de ces réseaux par action sur les paramètres électriques et géométriques des sources, permettant d'obtenir un diagramme de rayonnement désiré exiger à l'avance par l'utilisateur.

CHAPITRE II

SYNTHÉSE DE RÉSEAUX D'ANTENNES PAR L'APPROCHE D'ESSAIMS DE PARTICULES

II.1 INTRODUCTION

Au milieu des années 1970, sont apparues des méthodes qui supervisent l'évolution de solutions fournies par des techniques heuristiques. Ces méthodes assurent un compromis entre diversification (cas où la recherche se concentre sur de mauvaises zones de l'espace de recherche) et intensification (cas de la recherche des meilleures solutions dans la région de l'espace de recherche en cours d'analyse). Ces algorithmes ont été appelés "méta-heuristiques" et ont pour objectif de trouver des solutions dont la qualité est au-delà de ce qu'il aurait été possible de réaliser avec une simple méthode heuristique.

Les méthodes heuristiques modernes sont considérées comme un outil pratique pour les problèmes d'optimisation non linéaire qui n'exige pas que la fonction objective soit différentiable ou continue. La résolution satisfaisante d'un problème d'optimisation difficile, qui comporte un grand nombre de solutions sous optimales, justifie souvent le recours à une méta-heuristique puissante. Cette nouvelle classe de méthodes d'optimisation permet de rechercher les optimums globaux d'un problème d'optimisation, en évitant le piégeage dans l'un de ses minimums locaux. Les principales méta-heuristiques sont la méthode du recuit simulé, la méthode de recherche tabou, les algorithmes évolutionnaires, les algorithmes de colonies de fourmis, toutes inspirées d'analogies avec la physique, la biologie ou l'éthologie **[13]**. Une nouvelle méthode inspirée de la dynamique d'animaux se déplaçant en foules compactes : (essaims d'abeilles, vols groupes d'oiseaux, banc de poissons, a été introduite à cette famille de méthodes méta-heuristiques d'optimisation **[14]**.

L'optimisation par essaim de particules (PSO) peut être utilisée comme un outil puissant pour les problèmes d'optimisation en électromagnétiques. En effet, PSO est capable de trouver l'optimum global dans l'espace de recherche limité par l'ensemble de contraintes. Elle devient prolifique dans beaucoup d'application en raison de sa simplicité algorithmique et de sa facilité de manipulation. Elle est facilement adaptable à tous types de problèmes d'optimisations. Aussi, elle est le plus judicieusement employée sur des problèmes d'optimisations difficiles.

Dans cette session, nous nous sommes particulièrement intéressés à l'application des algorithmes à essaim de particules (APSO) à la synthèse de réseaux d'antennes.

II.2 HISTORIQUE

L'optimisation par essaims particulaires "OEP" ou "PSO" en anglais est une méta-heuristique d'Optimisation mathématiques, inventée par Russel Ebenhart ingénieur en électricité et James Kennedy socio-psychologue en 1995.

Cet algorithme s'inspire à l'origine du monde du vivant. Il s'appuie notamment sur un modèle développé par le biologiste Craig Reynolds à la fin des années 1980, permettant de simuler le déplacement d'un groupe d'oiseaux. Une autre source d'inspiration, revendiquée par les auteurs, est la socio-psychologie.

Cette méthode d'optimisation se base sur la collaboration des individus entre eux. Elle a d'ailleurs des similarités avec l'algorithme de colonies de fourmis, qui s'appuient eux aussi sur le concept d'auto organisation. Cette idée veut qu'un groupe d'individus peu intelligents peut posséder une organisation globale complexe.

L'algorithme d'optimisation par essaim de particules a été introduit par Kennedy et Eberhart comme une alternative aux algorithmes génétiques standards. Cet algorithme est inspiré des essaims d'insectes (ou des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvements coordonnés. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver de la nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaims de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation. Les individus de l'algorithme sont appelés particules et la population est appelée essaim **[15]**.

Dans cet algorithme, une particule décide de son prochain mouvement en fonction de sa propre expérience, qui est dans ce cas la mémoire de la meilleure position qu'elle a rencontrée, et en fonction de son meilleur voisin. Ce voisinage peut être défini spatialement en prenant par exemple la distance euclidienne entre les positions de deux particules ou sociométriquement (position de l'individu dans l'essaim). Les nouvelles vitesses et direction de la particule seront définies en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers son meilleur voisin.

Ainsi, grâce à des règles de déplacement très simples (dans l'espace des solutions), les particules peuvent converger progressivement.

II.3 NOTION DU VOISINAGE

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre-elles. Différents voisinages ont été étudiés (Kennedy, 1999) et sont considérés en fonction des identificateurs des particules et non des informations topologiques comme les distances euclidiennes dans l'espace de recherche **[16]**:

- Topologie en étoile (figure II.1.a) : le réseau social est complet, chaque particule est attirée vers la meilleure particule notée gbest et communique avec les autres.
- Topologie en anneau (figure II.1.b) : chaque particule communique avec n (n = 3, 1(b)) voisines immédiates. Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local notée lbest.
- Topologie en rayon (figure II.1.c) : une particule "centrale" est connectée à toutes les autres. Seule cette particule centrale ajuste sa position vers la meilleure, si cela provoque une amélioration, l'information est alors propagée aux autres particules.

II.3.1 voisinage basé sur une distance euclidienne

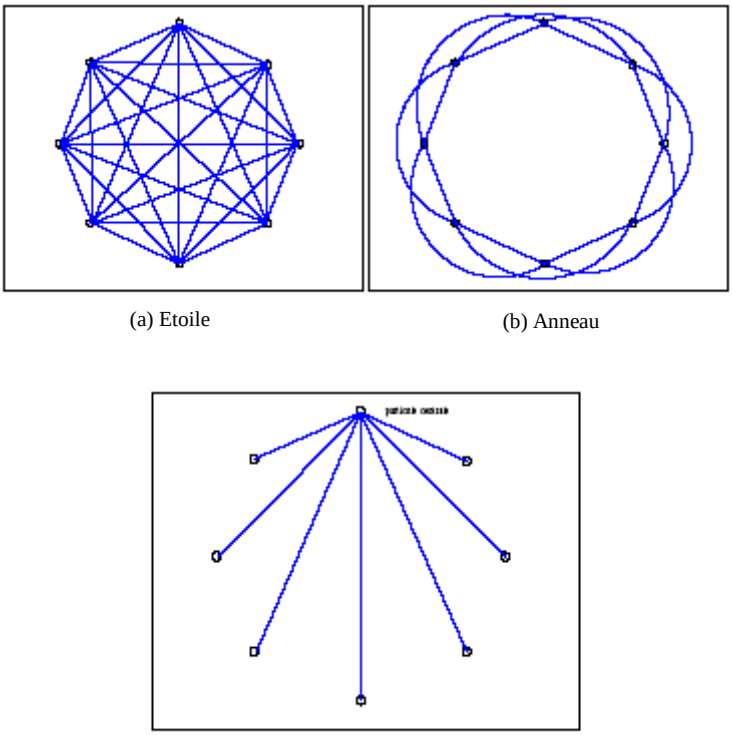
Cette méthode a été introduite par Suganthan, en utilisant un voisinage spatial entre les particules. Une particule P_b est voisine d'une particule P_a si **[14]** :

$$\frac{\|\vec{x}_a - \vec{x}_b\|}{d_{\max}} < \xi \qquad \text{(II.1)}$$

avec $d_{\max}$ la plus grande distance entre deux particules et

$$\xi = \frac{3t + 0.6t_{\max}}{t_{\max}} \qquad \text{(II.2)}$$

Avec t l'itération courante et t_{max} le nombre maximal d'itérations. On peut remarquer que la taille du voisinage croît avec le temps.



(a) Etoile (b) Anneau

(c) Rayon

Figure II.1 : *Trois topologies différentes*

II.4 FORMULATION DE L'ALGORITHME

Chaque particule représente une solution potentielle dans l'espace de recherche. La nouvelle position d'une particule est déterminée en fonction de sa propre valeur et celle de ses voisines. Soit $\vec{x}_i(t)$ la position de la particule P_i au temps t, sa position est modifiée en ajoutant une vitesse $\vec{v}_i(t)$ à sa position courante **[17]** :

$$\vec{v}_i(t) = \vec{v}_i(t-1) + \rho_1(\vec{x}_{pbest\,i} - \vec{x}_i) + \rho_2(\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_i) \qquad \text{(II.3)}$$

$$\vec{x}_i(t) = \vec{x}_i(t-1) + \vec{v}_i(t) \qquad \text{(II.4)}$$

C'est le vecteur vitesse qui dirige le processus de recherche et reflète la "sociabilité" des particules. Si l'on considère N particules et que chaque particule compare sa nouvelle position à sa meilleure position obtenue, cela donne l'algorithme 1.

[Les variables et paramétresde l' algorithme]
N nombrede particules
$\vec{x}_i$ position de la particule P_i
$\vec{v}_i$ vitessede la particule P_i
$pbest_i$ meilleure fitness obtenue pour la particule P_i
$\vec{x}_{pbest}$ position de la particule P_i pour la meilleur fitness
ρ valeur aléatoire positive
F étant la fonction de fitness.
[----------]
[Initialisations]
...
[Traitement]
Répéter
    Pour i allant de 1 à N faire
        Si $(F(\vec{x}_i) > pbest_i)$ Alors
            $pbest_i \leftarrow F(\vec{x}_i)$
            $\vec{x}_{pbest} \leftarrow \vec{x}_i$
        Fin Si
        $\vec{v}_i \leftarrow \vec{v}_i + \rho(\vec{x}_{pbest} \quad \vec{x}_i)$
        $\vec{x}_i \leftarrow \vec{x}_i + \vec{v}_i$
    Fin Pour
jusqu'à ce que (le processus converge)

Figure II.2 : *Algorithme1- Algorithme de base*

Ce premier algorithme ne prend pas en compte le voisinage, puisqu'on utilise uniquement l'amélioration obtenue sur la particule elle-même. En considérant un voisinage en étoile l'algorithme 1 devient l'algorithme 2 suivant :

```
[Les variables et paramétres de l'algorithme]
N nombre de particules
x⃗_i position de la particule P_i
v⃗_i vitesse de la particule P_i
pbest_i meilleur fitness obtenue pour la particule P_i
x⃗_pbest position de la particule P_i pour la meilleur fitness
x⃗_gbest position de la particule ayant la meilleur fitness dans la population
ρ1, ρ2 valeurs aléatoires positives
[-----------------------------------------------]
[Initialisation]
...
[Traitement]
Répéter
    Pour i allant de 1 à N faire
        Si (F(x⃗_i) > pbest_i) Alors
            pbest_i ← F(x⃗_i)
            x⃗_pbest ← x⃗_i
        Fin Si
        Si (F(x⃗_i) > gbest) Alors
            gbest ← F(x⃗_i)
            x⃗_gbest ← x⃗_i
        Fin Si
    Fin Pour
    Pour i de 1 à N
        v⃗_i ← v⃗_i + ρ1 (x⃗_pbest  x⃗_i) + ρ2 (x⃗_gbest  x⃗_i)
        x⃗_i ← x⃗_i + v⃗_i
    Fin Pour
jusqu'à ce que (le processus converge)
```

Figure II.3 : *Algorithme2 avec un voisinage en étoile*

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. Les variables aléatoires ρ_1 et ρ_2 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 suivent une loi uniforme sur [0.1] et c_1, c_2 sont constantes et représentent une accélération positive vers le *Pbest* et le *gbest* respectivement. L'algorithme s'exécute tant qu'un critère de convergence n'a pas été atteint. Cela peut être :

- Un nombre fixe d'itérations ;
- En fonction de l'évolution de la fitness ;
- Lorsque la variation de vitesse est proche de 0.

Cet algorithme peut être facilement modifié pour utiliser un autre voisinage par exemple en anneau. Les boucles devront se faire sur le voisinage et on déterminera $\vec{x}_{lbest}$ qui remplacera $\vec{x}_{gest}$.

L'algorithme et l'organigramme peuvent être présentés comme suit **[18]:**

1. Initialisation
   a) Initialisation des constantes de l'algorithme k, c_1, c_2.
   b) Initialisation aléatoire de toutes les positions des particules aléatoirement.
   c) Initialisation aléatoire de toutes les vitesses des particules.
   d) k=1.
2. Optimisation
   a) Evaluation de la fonction objectif f_k^i pour toutes les particules x_k^i.
   b) Si $f_k^i \leq f_{best}^i$ *Alors* $f_{best}^i = f_k^i, P_k^i = x_k^i$.
   c) Si $f_k^i \leq f_{gbest}^i$ *Alors* $f_{gbest}^i = f_k^i, P_k^g = x_k^i$.
   d) Si un critère d'arrêt est satisfait Alors aller à 3.
   e) Mise à jour de la vitesse v_k^i pour toutes les particules avec la règle (II.3).
   f) Mise à jour de la position x_k^i pour toutes les particules avec la règle (II.4).
   g) Incrémenter k.
   h) Aller à 2 a).
3. Terminer

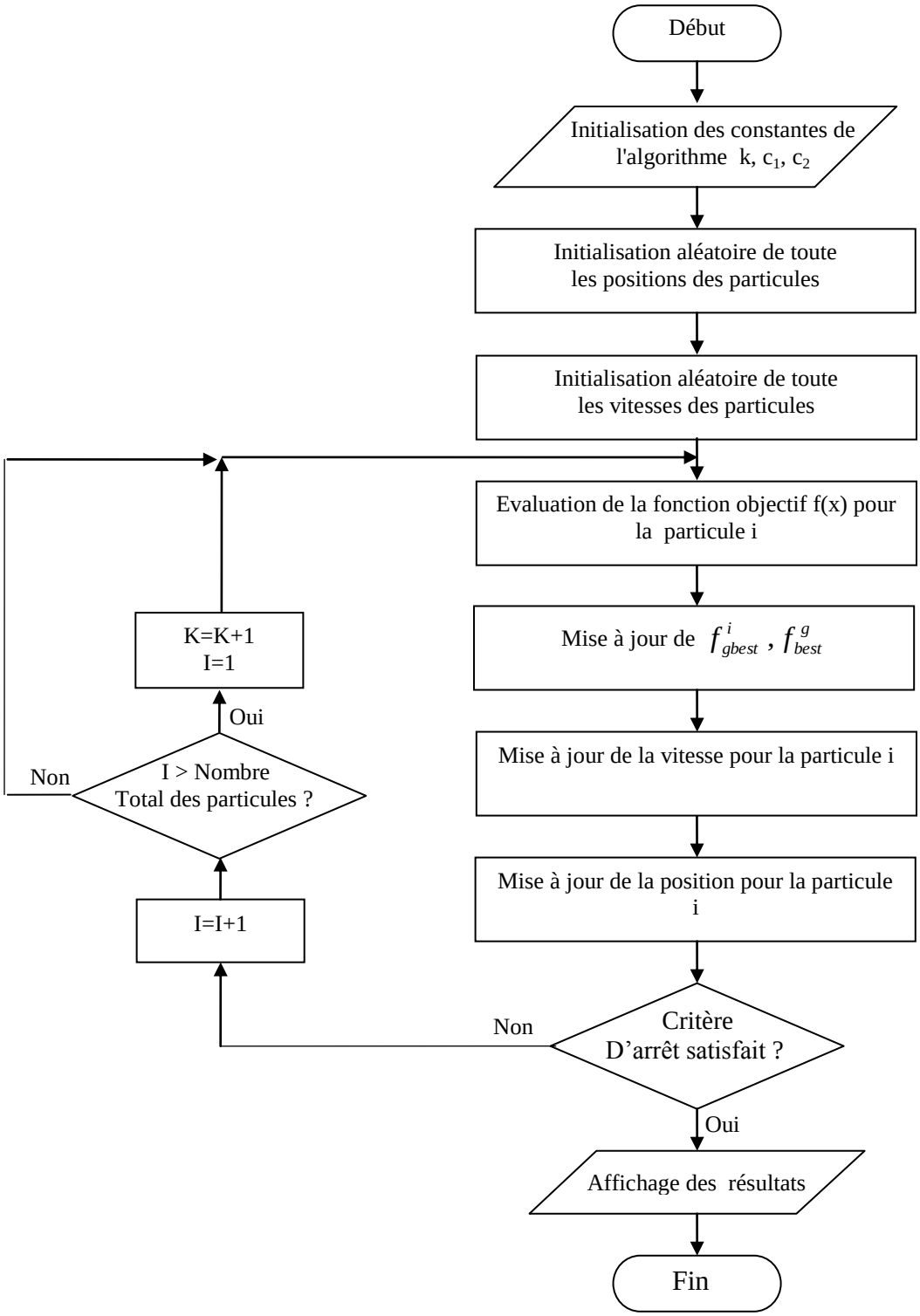


Figure II.4 : *Organigramme de la PSO standard*

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

II.4.1 Paramètres de l'algorithme

Six paramètres rentrent en ligne de compte **[19]**:

1. La dimension du problème ;
2. Le nombre de particules ;
3. Les valeurs des coefficients ρ ;
4. La taille du voisinage ;
5. La vitesse maximale ;
6. L'inertie.

II.5 ANALYSE DES REGLES DE VITESSE

La manière dans laquelle la règle de vitesse influe sur la position d'une particule trouve son origine dans les figures II.5, II.6, II.7, si on examine la règle de vitesse (II.3), on remarque que la contribution individuelle au calcul de vitesse est **[19]**:

$$c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) \qquad \text{(II.5)}$$

Si on considère un espace de recherche 2-D (figure II.5), on peut déterminer la surface de recherche dans laquelle peuvent mouvoir dans la prochaine itération, on voie que la distance entre P^i et x^i est $(p_1^i - x_1^i)$ et $(p_2^i - x_2^i)$ pour la dimension 1 et 2 respectivement. En vertu de la différence calculer en (II.5), le déplacement de la particule sera toujours vers P^i si nous négligeons la vitesse précédente v_k. Les positions possibles qui peuvent être occupée par la particule durant la prochaine génération est une droite qui s'étale de x^i (r_1=0) vers P^i lorsque r_1 augmente de 0 à 1. Cette ligne se prolongera au-delà de P^i si $c_1 > 1$.

La même chose si on considère la composante sociale (II.3) ;

$$c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i) \qquad \text{(II.6)}$$

On voie que le maximum de distance pour chaque dimension devient dans ce cas $c_2(p_1^g - x_1^i)$ et $c_2(p_2^g - x_2^i)$ (figure II.6). La position de la particule i qui peut être occupé dans la prochaine itération est encore une droite de segment originaire de la position courante vers p^g. Cette ligne se prolongera au delà de p^g si $c_2 > 1$.

Si on combine la contribution de recherche de cognitive et de sociale on obtient la surface de recherche donnée dans la figure II.7. Cette surface de recherche est un parallélogramme dans

un espace de deux dimensions si p^g, p^i et x^i ne sont pas en ligne, dans le cas contraire l'espace de recherche peut être une ligne. Tout point dans se quadrilatère qui peut être occupé par la particule i, dépend des valeurs des deux nombres aléatoires r_1 et r_2 **[20]**.

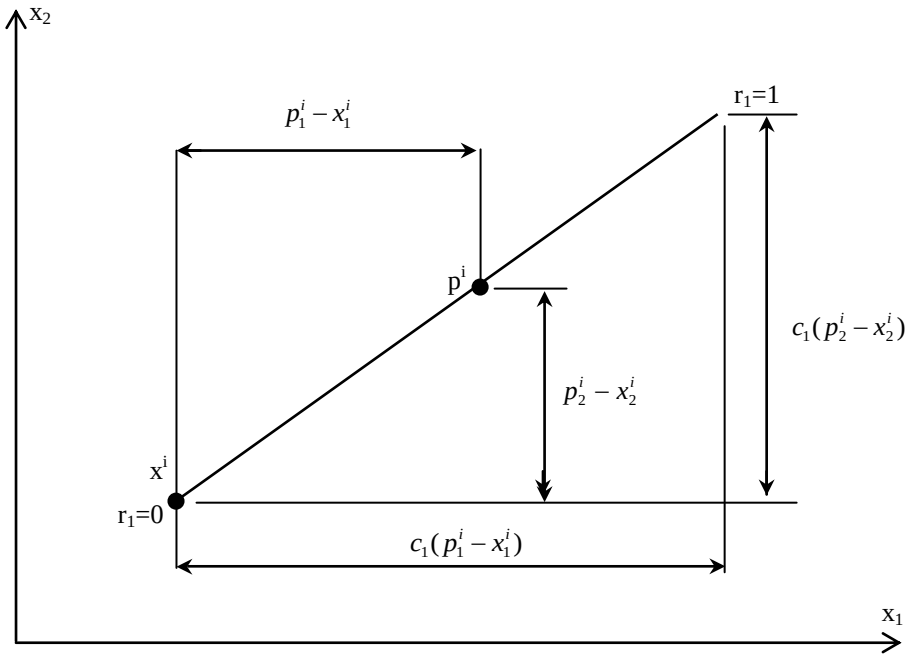


Figure II.5 : *l'espace de recherche individuel pour un problème 2-D*

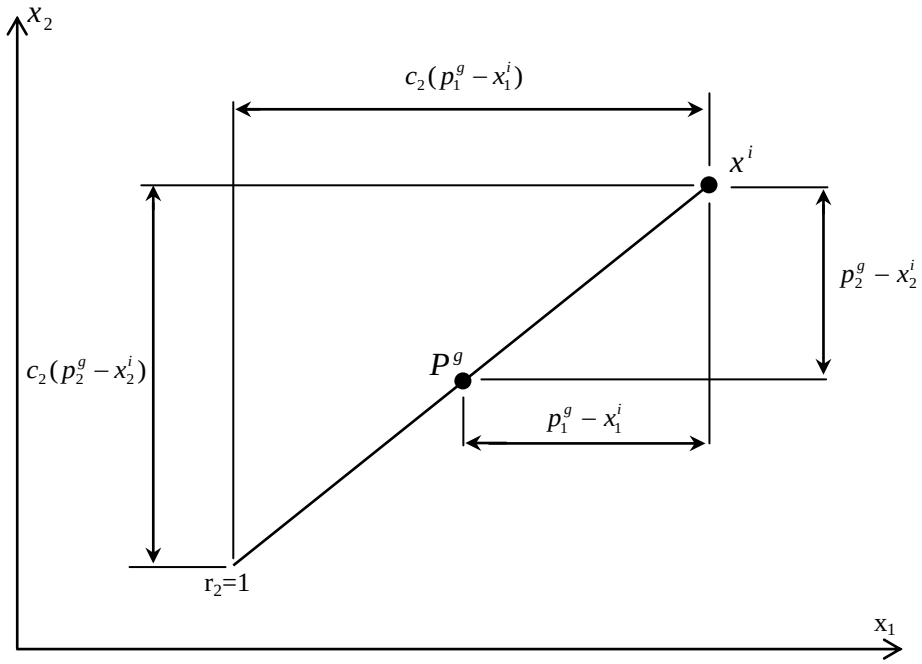


Figure II.6 : *l'espace de recherche social pour un problème 2-D*

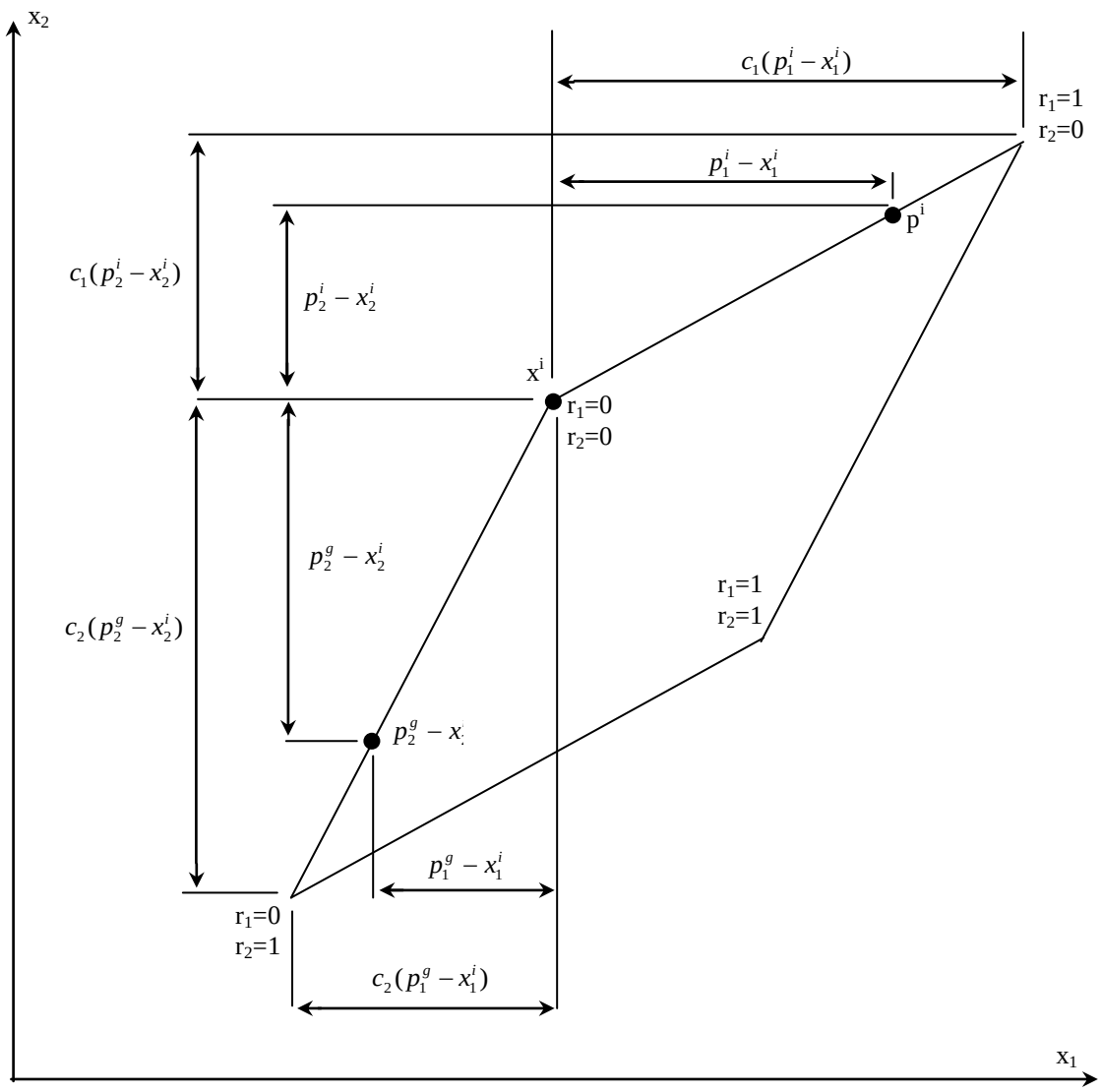


Figure II.7 : *Combinaison de la recherche dans l'espace individuel et social*

II.6 DIFFERENTES VARIANTES DE LA PSO

Les différentes variantes originaires de Kennedy et Eberhart sont détaillées dans cette section

II.6.1 Facteur d'inertie

Cette variante, de Shi et Eberhart constitue la première variante de la version originaire de la PSO. Un terme d'inertie est introduit dans la règle de vitesse originale (II.3) comme suit :

$$\vec{v}_i(t) = \Phi \times \vec{v}_i(t-1) + \rho_1(\vec{x}_{pbest\,i} - \vec{x}_i) + \rho_2(\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_i) \qquad \text{(II.7)}$$

Le scalaire Φ performe une opération scalaire sur la vitesse $\vec{v}_i(t-1)$, une valeur élevée de Φ a comme conséquence, des trajectoires des particules, relativement droites ayant pour

résultat une bonne caractéristique de recherche globale, une petite valeur de Φ ne permet pas un meilleur sondage de l'espace de recherche. La valeur de Φ peut êtres choisie comme suit :

$$\frac{1}{2}(c_1 + c_2) - 1 \prec \Phi \leq 1 \qquad \text{(II.8)}$$

II.6.2 Réduction linéaire de Facteur d'inertie

Cette tentative est introduite pour éliminer quelques inconvénients du facteur d'inertie. Pour contrôler l'influence de la vitesse obtenue au pas précèdent, on peut introduire le facteur d'inertie w qui décroît linéairement en fonction du temps :

$$\vec{v}_i(t) = w \times \vec{v}_i(t-1) + \rho_1(\vec{x}_{pbest\,i} - \vec{x}_i) + \rho_2(\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_i) \qquad \text{(II.9)}$$

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{iter_{\max}} \times iter \qquad \text{(II.10)}$$

Un grand facteur d'inertie provoque une grande exploration de l'espace de recherche alors qu'un petit facteur d'inertie concentre la recherche sur un petit espace.

II.6.3 Vitesse maximale

Pour éviter que les particules se déplacent trop rapidement d'une région à une autre dans l'espace de recherche, Shi et Eberhart fixent une vitesse maximale $V_{\max}$. Ainsi, si $v_{ij}(t)$ est la vitesse de la particule P_i au temps t dans la dimension j,

$$v_{ij}(t) = V_{\max} \quad si \quad v_{ij}(t) \geq V_{\max} \quad et \quad v_{ij}(t) = -V_{\max} \quad si \quad v_{ij}(t) \leq -V_{\max} \qquad \text{(II.11)}$$

$$V_{\max} = \gamma(x_{UB} - x_{LB}) \qquad \text{(II.12)}$$

Avec x_{UB} et x_{LB} représente respectivement la borne supérieur et la borne inférieur de la variable de recherche, $V_{\max}$ est généralement dépendant de l'échelle du problème.

II.6.4 Facteur de constriction

Une récente variante dans les règles de vitesse (II.3) est l'introduction de coefficient de constriction proposé par Clerc. Cette méthode, introduit le facteur de constriction dans la règle de vitesse (II.3) qui a pour effet la réduction de la vitesse des particules quand la recherche progresse, de ce fait contracter le diamètre global d'essaim.

La valeur de coefficient de constriction (Ψ) est calculée en fonction de deux paramètres cognitif et social c_1 et c_2 :

$$\Psi = \frac{2}{\left|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}\right|} \tag{II.13}$$

$$\varphi = c_1 + c_2, \varphi \succ 4 \tag{II.14}$$

Carlisle et Dozier montre que les coefficients cognitif et social ont pour valeur c_1 =2.8 et c_2 =1.3 rapport de bons résultats.

II.6.5 Essaim de particules Adaptatives

L'essaim pourra subir un processus indésirable qui est la perte de diversité, quelques particules deviennent inactives alors elles perdent la possibilité d'atteindre leur meilleur point par lequel elles vont passer et l'information sur leur meilleur voisin dans les prochaines générations. Pour une particule la perte de capacité de rechercher de son global (Pbest) signifie, qu'elle volera seulement dans un espace tout à fait petit, ce phénomène va se produire quand la position courante d'une particule et sa propre meilleur position sont proche de la meilleur position dans l'essaim (le gbest de cette génération) et ceci aura lieu lorsque le gbest n'a pas de changement significatif, et leurs vitesses sont proche de zéro pour toutes les dimensions. La possibilité de la perte de la recherche locale signifie que le vol d'une particule ne peut pas mener un effet perceptible sur sa fonction d'évaluation. Suivant le théorème d'auto organisation, si le système va être dans l'équilibre, le processus d'évolution sera stagné (si le gbest est localisé dans un optimum local), l'essaim aura alors une convergence prématurée pendant que toutes les particules deviennent inactives.

La version adaptative de l'optimisation par essaim de particules consiste à introduire un critère de remplacement basé sur la diversité entre des fitness. Une particule de position courante et sa meilleure expérience dans l'essaim sont introduites pour maintenir adaptativement l'attribution sociale de l'essaim, en remplaçant les particules inactives.

Pour simuler l'essaim avec un développement soutenable, la particule inactive devrai être remplacée par une autre particule fraîche d'une manière adaptative conservant la relation de non linéaire de guidage, et en maintenant la diversité sociale de l'essaim,

La version adaptative de PSO est exécutée par la substitution de l'étape (e, f) de la version standard par le pseudo code adaptative APSO suivant.

$$
\begin{array}{l}
For \quad i = 1 \rightarrow nombre\ de\ particule\ faire \\
\quad IF\ (i \neq g \wedge |\Delta F_i| < \varepsilon) \\
\quad\quad Then\ T[i] = T[i] + 1 \\
\quad Else\ T[i] = 0 \\
\quad IF\ T[i] > T_c \\
\quad\quad Then\ remplacer\ la\ i^{éme}\ particule \\
\quad Else\ executer\ l'étape\ d\ de\ la\ PSO\ \ s\tan dard \\
End
\end{array}
$$

Figure II.8 : *pseudo code de l'APSO*

F_i : la fitness de $i^{éme}$ particule

F_{gbest} : la fitness de la meilleure particule dans l'essaim

$$\Delta F_i = f(F_i, F_{gbest}) \qquad \text{(II.15)}$$

f : est la fonction d'erreur

ε **:** est une constante prédéfinie selon les exigences de précisions

T_c : est une constante de compteur

La fonction de remplacement est employée pour remplacer la $i^{éme}$ particule, où $\vec{x}_i$ et $\vec{v}_i$ sont réinitialisées par le processus de l'étape (a) de la version standard et sa meilleur position Pbest(i) est égal à $\vec{x}_i$ (particule de position courante ppc).

$T[i]$ est employé pour stocker les particules qui satisfont la condition $|\Delta F_i| < \varepsilon$ successivement pour la $i^{éme}$ particule sauf le gbest. La particule inactive est celle qui satisfaisant la condition de remplacement $T[i] < T_c$, si non la particule est alors active, et elle a peu de chance à être remplacée à moins que T_c augmente.

ΔF_i est placé comme fonction relative d'erreur qui est définie comme suit ;

$(F_i - F_{gbest}) / Min(abs(F_i), abs(F_{gbest}))$

$abs(x)$ donne la valeur absolue de x, $Min(x_1, x_2)$ donne la valeur minimale entre x_1 et x_2, la constante ε est mis à 10^{-4}, et la constante de compteur est mise à 3.

II.7 ETAPES DU PROCESSUS D'OPTIMISATION

La figure II.9 présente les trois étapes du processus d'optimisation : analyse, synthèse et évaluation **[9]**. Tout d'abord, il convient d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix préalables :

- **Variables du problème,** quels sont les paramètres intéressants à faire varier ?
- **Espace de recherche,** dans quelles limites faire varier ces paramètres ?
- **Fonctions objectif,** quels sont les objectifs à atteindre ?
- **Méthode d'optimisation,** quelle méthode choisir ?

Une fois effectués ces différents choix, la méthode choisie synthétise des solutions potentielles qui sont évaluées, puis éliminées jusqu'à l'obtention d'une solution acceptable. Si nécessaire, le problème peut être redéfini à partir des solutions déjà obtenues.

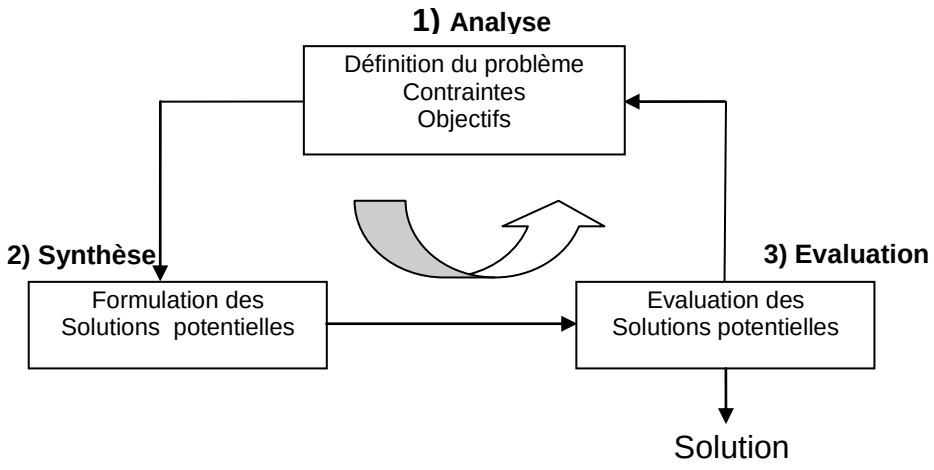


Figure II.9 : *Processus d'optimisation.*

Le processus d'optimisation évalue les paramètres synthétises des différents éléments du réseau afin de répondre aux contraintes de rayonnement (réduction des lobes secondaires, amélioration du lobe principal, pointage du lobe...). Il permet d'approcher au mieux la fonction de rayonnement désirée par l'évaluation adéquate des amplitudes et phases d'excitation des différents éléments du réseau. La méthode de synthèse adoptée est une technique itérative de résolution des équations non-linéaires avec un critère d'optimisation donné. La méthode de synthèse peut être présentée selon le synopsis de la figure II.10.

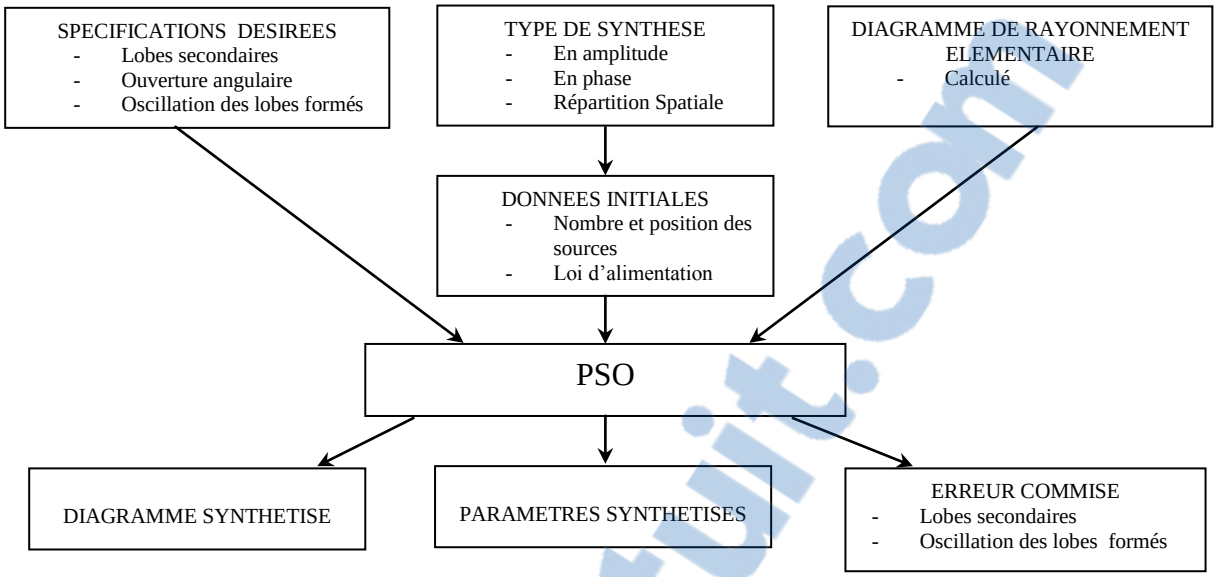


Figure II.10. *Schéma de la méthode de synthèse*

II.8 LA STRATEGIE ADOPTEE DANS LA PROGRAMMATION

Dans le contexte de l'optimisation par essaim de particules, on assimile le réseau d'antennes imprimées à un essaim d'abeilles (les individus).Ces particules représentent les paramètres du réseau (amplitude, phase et répartition spatiale en occurrence).

La première phase de PSO est de créer d'abord une population de particules de façon aléatoire avec des vitesses aléatoires sous forme de tableaux multidimensionnels qui contiendra $d \times I \times J$ éléments tels que :

d : le nombre de lignes égal au nombre de paramètres du réseau.

I : le nombre de colonnes égal au nombre de particules dans la population.

J : le nombre de sources que contient le réseau d'antennes.

Chaque solution potentiel est repérée en fonction de ces coordonnées et selon les dimensions du problème noté : $PPC(d, I, :)$ (PPC : Particule de position courante).

II.9 APPLICATION AUX RESEAUX LINEAIRES

II.9.1 Synthèse par loi d'amplitude et de phase

A l'aide du réseau d'alimentation (répartiteurs et déphaseurs), on peut commander la pondération complexe d'alimentation des sources. Par action sur l'amplitude et/ou la phase de chaque source, il est possible de produire des diagrammes de rayonnement de formes et de directions variables et suivant les exigences de l'utilisateur.

Les résultats de synthèse obtenus dans le cas d'un réseau à 20 éléments sont présentés sur le tableau II.1. Le gabarit sectoriel désiré possède une largeur du faisceau principal de 40° (*LargGmax*) et une largeur minimale (*LargGmin*) de 30°, et un domaine d'ondulation DO_{lim} =–5 dB, le niveau maximum de lobes secondaires NLS_{lim} est de –35dB. L'algorithme converge au bout de 142 itérations.

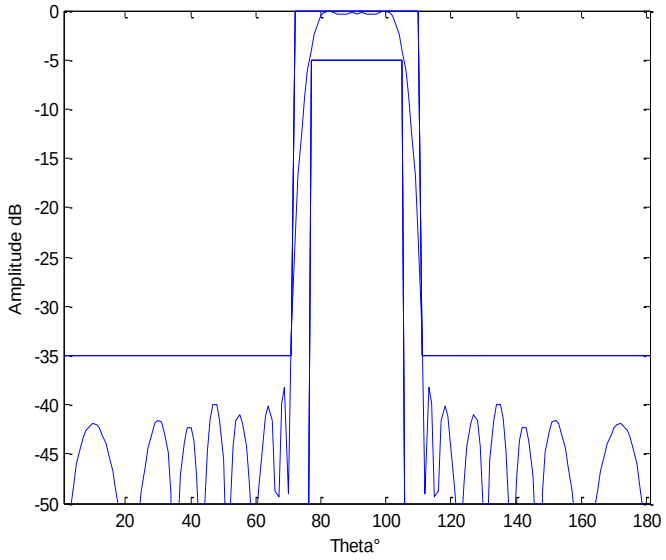


Figure II.11.a *: Diagramme de rayonnement*

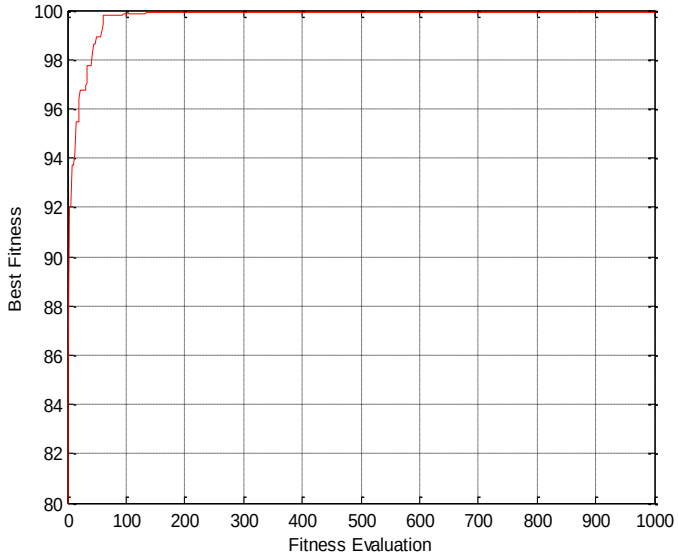


Figure II.11.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Element N°	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.1677	54.6774
2	0.2276	15.4756
3	0.0639	-147.1470
4	0.0491	-81.9960
5	0.4495	-155.0137
6	0.3588	126.5664
7	0.4360	-4.0107
8	0.7124	-23.6230
9	0.9615	-25.2273
10	0.8163	-16.1517
11	0.8163	16.1517
12	0.9615	25.2273
13	0.7124	23.6230
14	0.4360	4.0107
15	0.3588	-126.5664
16	0.4495	155.0137
17	0.0491	81.9960
18	0.0639	147.1470
19	0.2276	-15.4756
20	0.1677	-54.6774

Tableau II.1 *Valeurs des alimentations des sources*

Avec un même réseau d'antennes, il est possible de générer une multitude de faisceaux en associant au système un circuit de formation de faisceaux (BFN : Beam Forming Network).

Le deuxième exemple de synthèse consiste à optimiser la loi d'alimentation d'un réseau d'antennes rectiligne, permettant de concevoir un réseaux d'antennes duel faisceaux reconfigurable à 20 éléments, tels que la même distribution d'amplitude génère soit un faisceau en pinceau (pencil beam) ou un faisceau sectoriel (sector beam), et la différence réside seulement dans la distribution de la loi de phase de l'alimentation du réseau d'antennes.

Toutes les excitations sont mises à 0° pour le faisceau en pinceau, et varient de -180° à +180° pour former le faisceau sectoriel. L'application de l'algorithme APSO a permis, après 200 itérations, la synthèse des deux diagrammes de rayonnement désirées avec un niveau de lobes secondaires de -30dB dans le cas du faisceau sectoriel et de -40 dB dans le cas du faisceau en pinceau (figures II.12.a et II.12.b). Le tableau II.2 montre les excitations optimisées par l'algorithme APSO.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

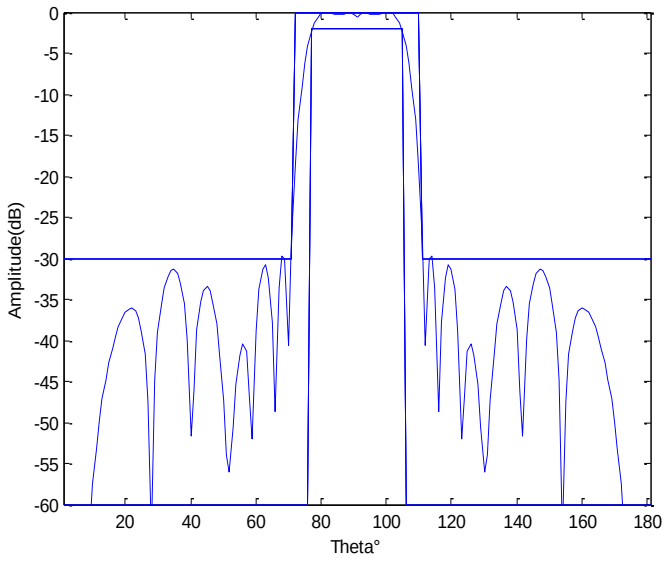


Figure II.12.a *: Diagramme de rayonnement (Sector-beam)*

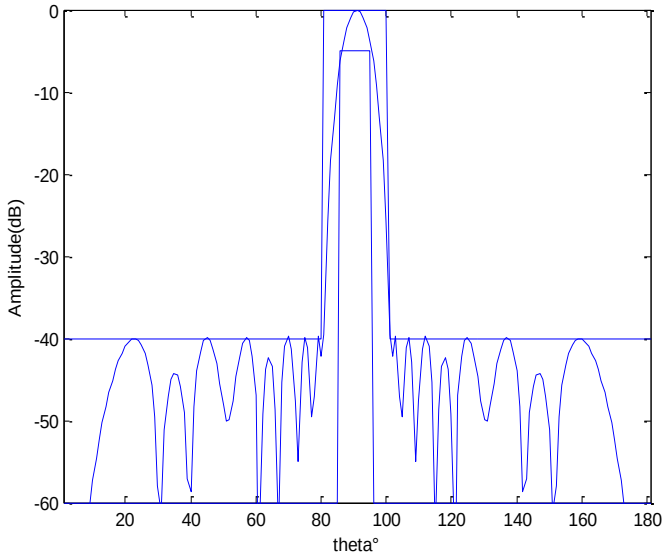


Figure II.12.b *: Diagramme de rayonnement (pencil-beam)*

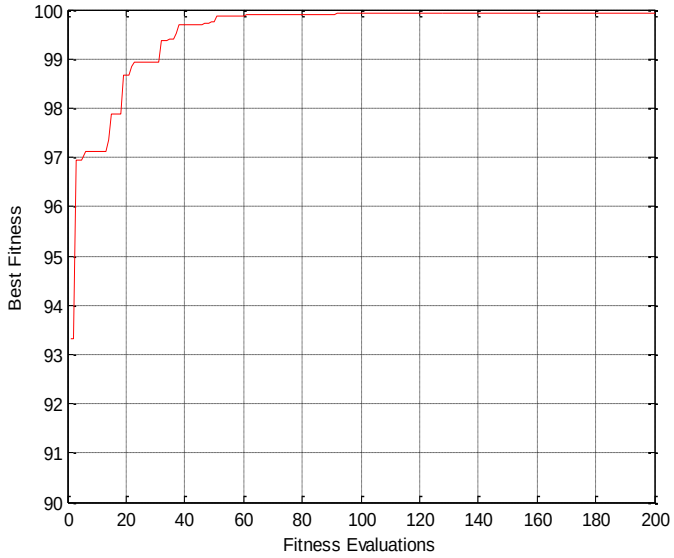


Figure II.12.c *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	Faisceau en pinceau		Faisceau sectoriel	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.1256	0	0.1256	-10.7833
2	0.1532	0	0.1532	52.0304
3	0.3024	0	0.3024	-5.4061
4	0.3633	0	0.3633	-166.8372
5	0.5356	0	0.5356	102.1798
6	0.6583	0	0.6583	-25.4389
7	0.7859	0	0.7859	-77.0034
8	0.8802	0	0.8802	-48.3206
9	1	0	1	-43.3847
10	1	0	1	-6.0916
11	1	0	1	6.0916
12	1	0	1	43.3847
13	0.8802	0	0.8802	48.3206
14	0.7859	0	0.7859	77.0034
15	0.6583	0	0.6583	25.4389
16	0.5356	0	0.5356	-102.1798
17	0.3633	0	0.3633	166.8372
18	0.3024	0	0.3024	5.4061
19	0.1532	0	0.1532	-52.0304
20	0.1256	0	0.1256	10.7833

Tableau II.2 *Valeurs des alimentations des sources*

Ces résultats restent proches aux diagrammes témoins obtenus par Rahmat **[21]** dont le niveau de lobes secondaires est de -25db dans le cas du faisceau sectoriel et de -30dB dans le cas du faisceau en pinceau.

II.9.2 Synthèse par loi d'amplitude et de répartition spatiale

La première approche de synthèse par loi d'amplitude et de phase donne de bons résultats avec des niveaux de lobes secondaires très bas. Dans le but d'introduire plus de souplesse entre les caractéristiques d'un réseau classique d'antennes, le concept de réseau a été progressivement généralisé. Une généralisation de la notion de réseau peut être constituée par le réseau non périodique.

La synthèse de réseaux non périodiques peut être obtenue en agissant au moins sur le paramètre : répartition spatiale des sources, les autres paramètres étant fixes ou variables.
L'étape suivante consiste à réaliser une synthèse de réseaux non périodiques en tenant compte de la variation de deux paramètres (amplitude de l'alimentation et répartition spatiale).

Le problème de synthèse consiste donc à rechercher les deux vecteurs $A = [a_1, a_2, \ldots, a_N]$ et $X = [x_1, x_2, \ldots, x_N]$. Afin de pouvoir négliger l'effet de couplage mutuel

inter éléments rayonnants, le minimum de l'espacement est supérieur à 0.25λ. L'espacement maximum sera inférieur à 2λ, soit : $0.25\lambda \leq \Delta x_i \leq 2\lambda$.

avec $X_i = \sum_{m=1}^{i} X_m - \frac{X_1}{2}$

Le résultat obtenu par cette approche de synthèse est présenté sur la figure II.13.a pour un réseau composé de 20 éléments rayonnants. On constate que le diagramme de rayonnement respecte l'astreinte imposée par le gabarit, dont le niveau de lobes secondaires est de -25dB.

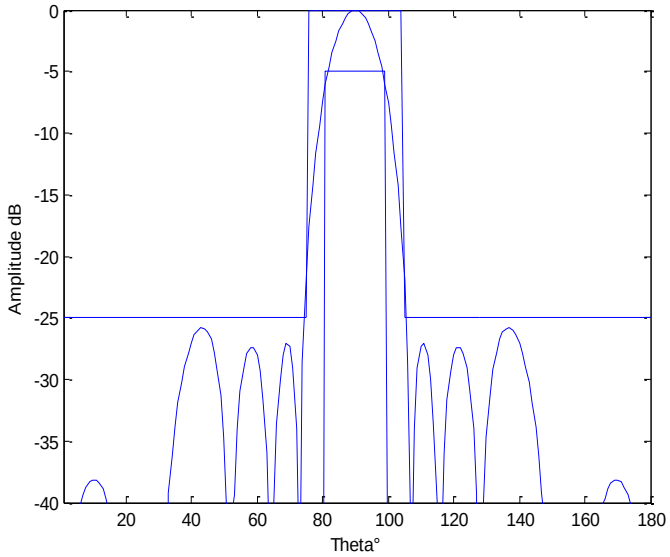


Figure II.13.a *: Diagramme de rayonnement*

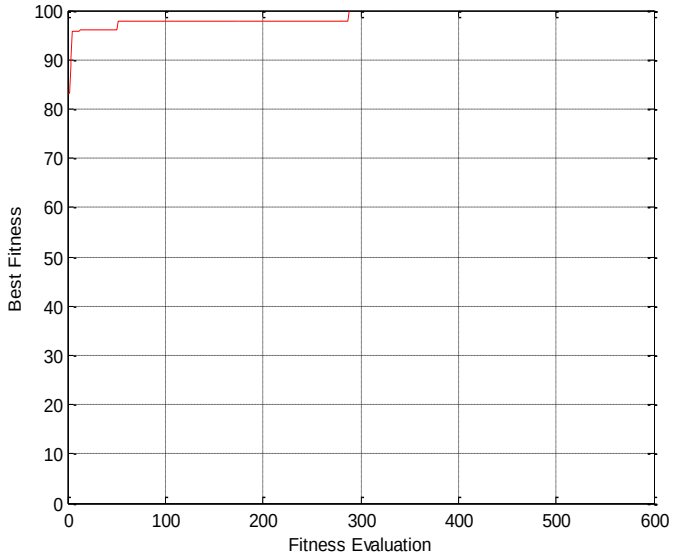


Figure II.13.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	Amplitude	Repartition des sources (m)
1	0.4933	0.0761
2	0.5768	0.0153
3	0.8671	0.1200
4	0.1828	0.0619
5	0.3111	0.0762
6	0.2584	0.0421
7	0.2547	0.0287
8	0.6385	0.0729
9	0.7124	0.0284
10	0.7485	0.0234
11	0.7485	0.0234
12	0.7124	0.0284
13	0.6385	0.0729
14	0.2547	0.0287
15	0.2584	0.0421
16	0.3111	0.0762
17	0.1828	0.0619
18	0.8671	0.1200
19	0.5768	0.0153
20	0.4933	0.0761

Tableau II.3 *Valeurs des alimentations et de la répartition spatiale des sources*

La figure II.14.a représente les diagrammes de rayonnement d'un réseau non périodique d'antennes imprimées à 20 éléments, dont les lois d'alimentation sont fixées à une loi uniforme et une loi gaussienne respectivement, la synthèse est effectuée uniquement par action sur la loi de la répartition spatiale des éléments rayonnants, les niveaux maximums des lobes secondaires obtenus sont respectivement de -35dB et de -30dB, pour un gabarit sectoriel possédant une largeur du faisceau principal de 40° (*LargGmax*) et de 20° pour (*LargGmin*), un domaine d'ondulation $DO_{lim} = -5$ dB. L'algorithme converge au bout de 5678 itérations pour la loi d'excitation uniforme et au bout de 61 itérations pour la loi d'excitation gaussienne. Les résultats de synthèse montrent clairement que le temps de recherche de la solution optimale est plus rapide dans le cas d'une loi gaussienne que dans le cas d'une loi uniforme. Ceci nous permet de conclure qu'une répartition plus forte de la puissance sur les éléments du centre de réseau que les éléments excentriques permettent d'aboutir à un bas niveau de lobes secondaires **[22]**.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

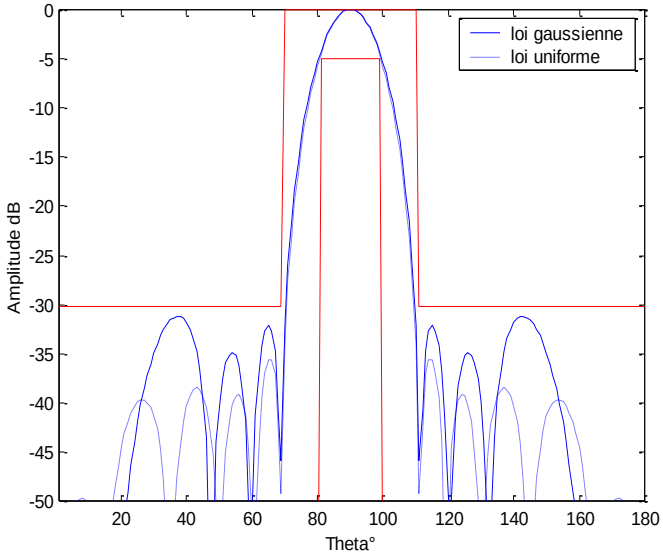


Figure II.14.a *: Diagramme de rayonnement synthétisé*

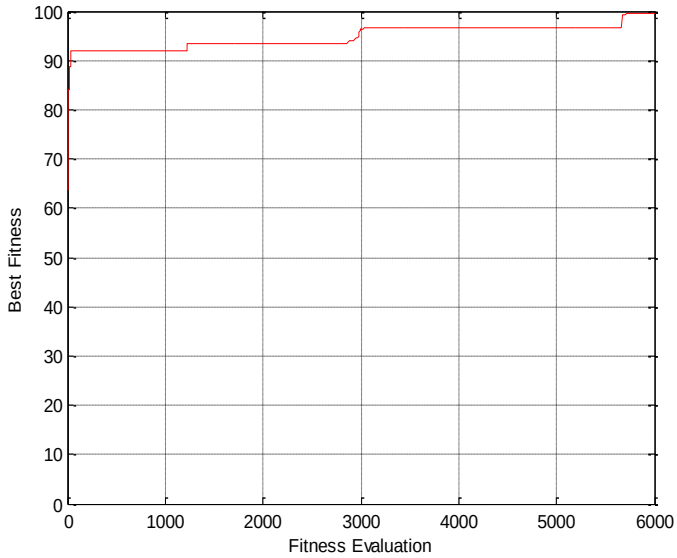


Figure II.14.b *: Evolution de la fonction coût pour la loi uniforme*

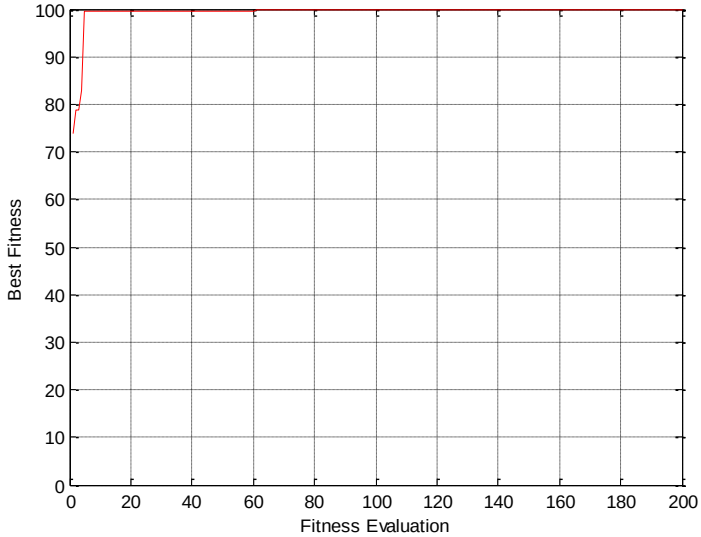


Figure II.14.c *: Evolution de la fonction fitness pour la loi gaussienne*

Elément N°	loi uniforme		loi gaussienne	
	Amplitude	Repartition des sources (m)	Amplitude	Repartition des sources (m)
1	1	0.0660	0.2000	0.1071
2	1	0.0182	0.2760	0.0755
3	1	0.0248	0.3670	0.0550
4	1	0.0255	0.4710	0.0578
5	1	0.1183	0.5830	0.1102
6	1	0.0213	0.6970	0.0158
7	1	0.0877	0.8040	0.0171
8	1	0.0188	0.8950	0.0739
9	1	0.0584	0.9610	0.0403
10	1	0.0642	0.9960	0.0196
11	1	0.0642	0.9960	0.0196
12	1	0.0584	0.9610	0.0403
13	1	0.0188	0.8950	0.0739
14	1	0.0877	0.8040	0.0171
15	1	0.0213	0.6970	0.0158
16	1	0.1183	0.5830	0.1102
17	1	0.0255	0.4710	0.0578
18	1	0.0248	0.3670	0.0550
19	1	0.0182	0.2760	0.0755
20	1	0.0660	0.2000	0.1071

Tableau II.4 *Valeurs des alimentations et de la répartition spatiale des sources*

II.9.3 Synthèse par loi d'amplitude, phase et répartition spatiale

Le problème de synthèse peut être généralisé en agissant simultanément sur les paramètres électriques et géométriques du réseau à savoir l'amplitude, la phase et la répartition spatiale des sources rayonnantes. On pourra réaliser des fonctions très particulières telles que le pointage et le balayage électronique, la réjection de brouilleurs, la détection adaptative,….

La figure II.15.a représente le résultat de synthèse pour un gabarit sectoriel, le réseau est constitué de 8 éléments rayonnants. Le niveau de lobes secondaires obtenu est de -30 dB.

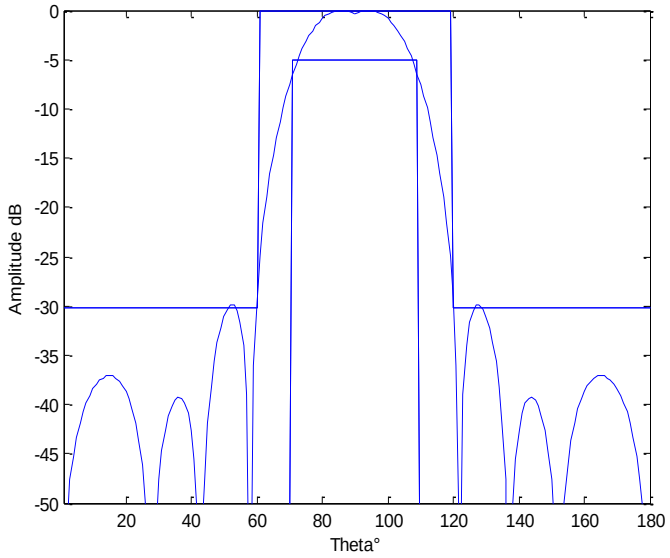


Figure II.15.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé*

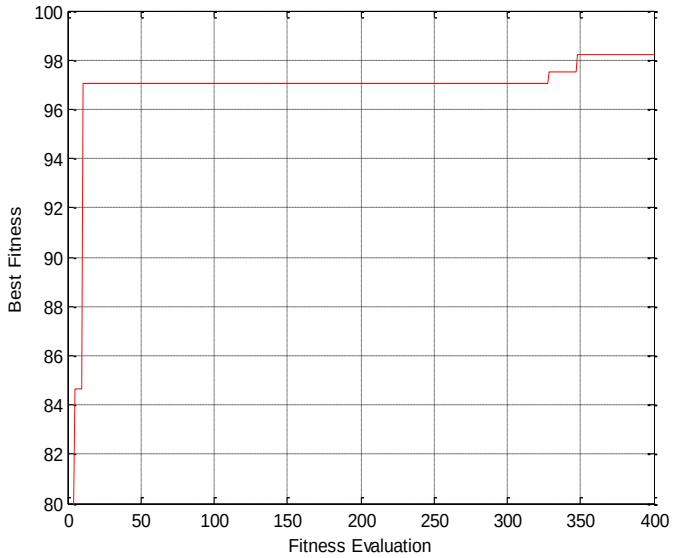


Figure II.15.b *: Evolution de la fonction coût.*

La figure II.16.a représente un gabarit sectoriel possédant un lobe principal assez large dans la direction θ, dépointé de 30°, le domaine d'ondulation DO_{lim} est de –5dB, le faisceau principal est de 60° pour (*LargGmax*) et de 40° pour (*LargGmin*) et les lobes secondaires doivent être inférieurs à NLS_{lim} = –20dB. Le réseau est composé de 8 éléments, pour cette application, nous avons augmenté le nombre d'itérations à 10000, ceci est dû au nombre de paramètres du réseau à optimiser.

On remarque la suprématie du lobe principal par rapport aux autres lobes secondaires. Ce même lobe est décalé de l'axe zénithal, ce qui fait que l'opération de dépointage s'est réellement produite.

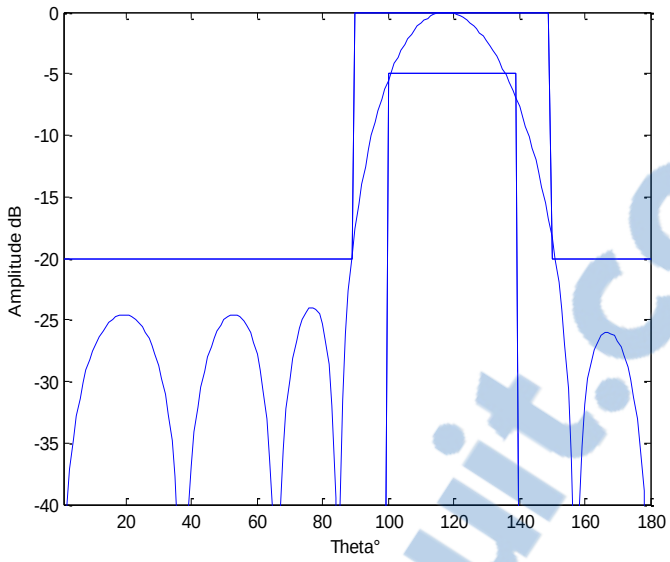


Figure II.16.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé*

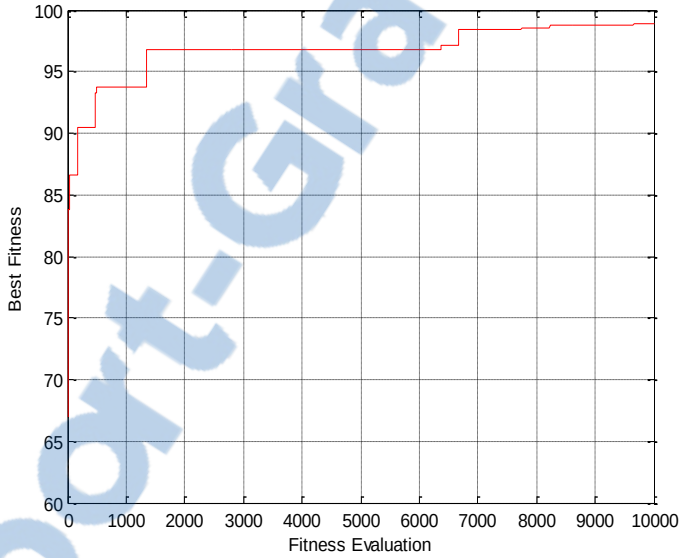


Figure II.16.b *: Evolution de la fonction coût.*

Elément N°	0°			30°		
	Amplitude	Phase (Degré)	Repartition des sources (m)	Amplitude	Phase (Degré)	Repartition des sources (m)
1	0.3831	-63.472	0.0464	0.7103	-26.316	0.0221
2	0.1442	-83.949	0.0917	0.1926	162.1413	0.0589
3	0.6024	75.0747	0.0427	0.1961	-7.7693	0.0539
4	0.8540	-26.768	0.0225	0.5884	-152.985	0.0417
5	0.8540	26.7686	0.0225	0.5884	152.985	0.0417
6	0.6024	-75.074	0.0427	0.1961	7.7693	0.0539
7	0.1442	83.9498	0.0917	0.1926	-162.141	0.0589
8	0.3831	63.4723	0.0464	0.7103	26.316	0.0221

Tableau II.5 *:* *Valeurs des alimentations et de la répartition spatiale des sources*

Rapport-Gratuit.com

Les Figures II.17.a et 18.a représentent les diagrammes de rayonnement d'un réseau non périodique d'antennes imprimées à 20 éléments, dont les lois d'alimentation sont fixés à une loi uniforme et une loi gaussienne respectivement, la synthèse est effectuée uniquement par action sur la loi de phase et de la répartition spatiale des éléments rayonnants pour un intervalle d'espacement inter éléments de $0.5\lambda \leq \Delta x_i \leq 0.6\lambda$, les niveaux maximums des lobes secondaires obtenus sont respectivement de -20,53 dB et de -23,24 dB, pour un gabarit possédant une largeur du faisceau principal de 40° (LargGmax) et de 20° pour (LargGmin), un domaine d'ondulation DOlim = –5 dB. L'algorithme converge au bout de 119 itérations pour la loi d'excitation uniforme et au bout de 195 pour la loi d'excitation gaussienne. Une répartition plus forte de la puissance sur les éléments du centre de réseau que les éléments excentriques permettent d'aboutir à un bas niveau de lobes secondaires. Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données dans le tableau II.6.

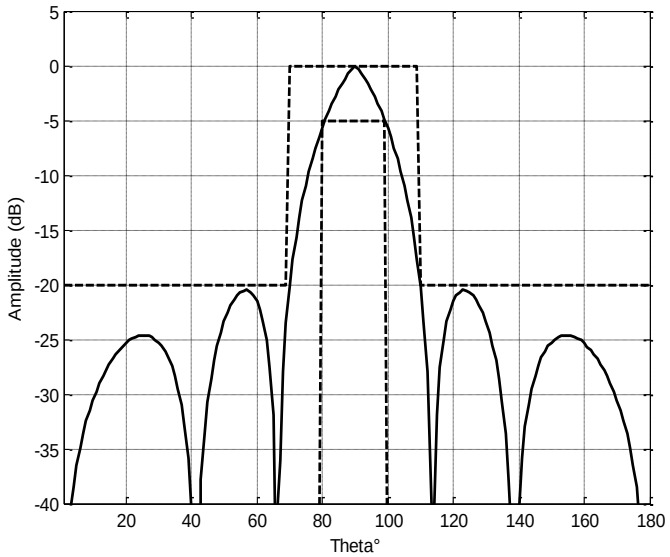


Figure II.17.a *: Diagramme de rayonnement synthétisé pour la loi uniforme*

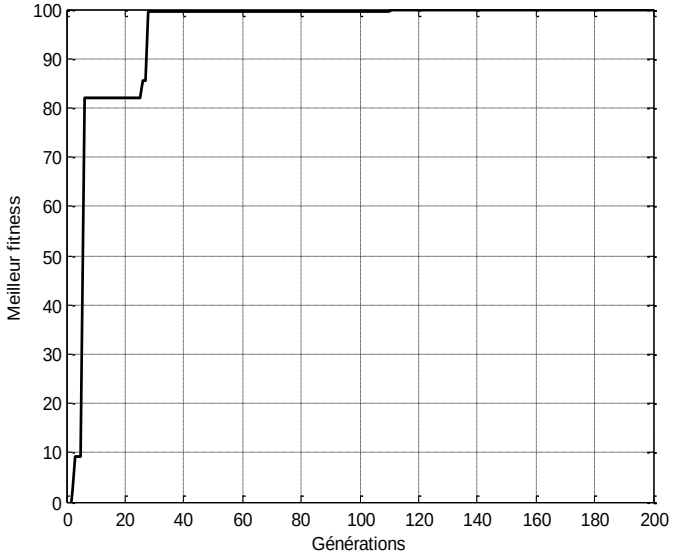


Figure II.17.b : *Evolution de la fonction coût pour la loi uniforme*

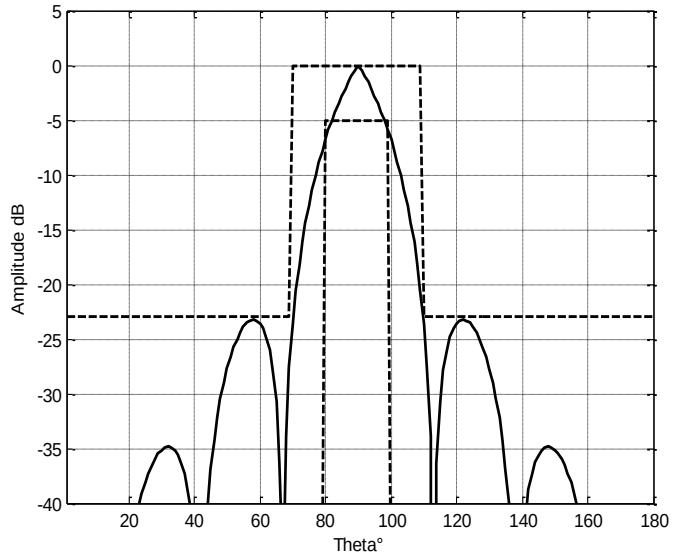


Figure II.18.a *: Diagramme de rayonnement synthétisé pour la loi gaussienne*

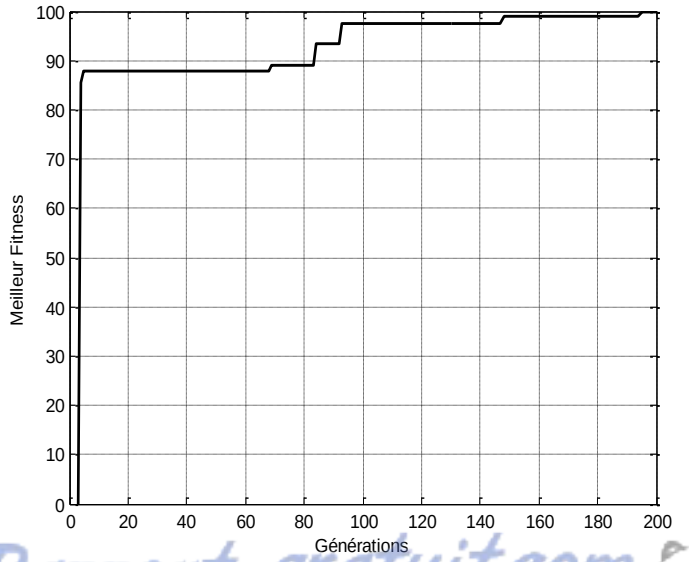


Figure II.18.b *: Evolution de la fonction coût pour la loi gaussienne*

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

La deuxième approche de synthèse consiste à changer les contraintes sur la loi de la repartions spatiale pour un intervalle de $0.5\lambda \leq \Delta x_i \leq \lambda$. Les Figures 19.a et 20.a représentent le résultat de synthèse de deux réseaux linéaires constitués de 20 éléments rayonnants pour une loi uniforme et une loi gaussienne respectivement. Le niveau maximum des lobes secondaire est de l'ordre de – 25 dB pour la loi uniforme, alors que dans le cas d'une loi gaussienne il est de l'ordre de -26.86 dB. On note une bonne concordance entre les gabarits désirés et les diagrammes synthétisés, avec une forte atténuation du niveau des lobes secondaires pour les deux lois d'alimentation uniforme et gaussienne respectivement. A chaque diagramme, on associe l'évolution de la fonction fitness au cours des générations comme indiqué dans les figures 19.b et 20.b, On constate que l'algorithme a eu besoin respectivement pas moins de 164 et 200 générations pour atteindre la solution du problème pour les deux lois uniforme et gaussienne respectivement. Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données dans le tableau II.7.

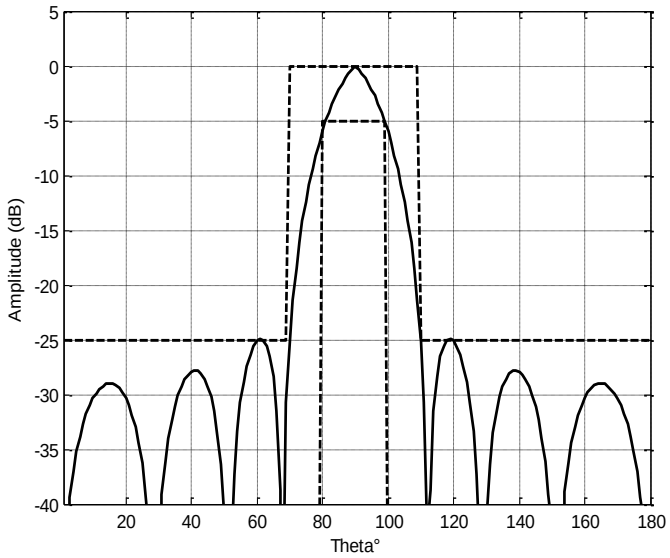


Figure II.19.a *: Diagramme de rayonnement synthétisé pour la loi uniforme*

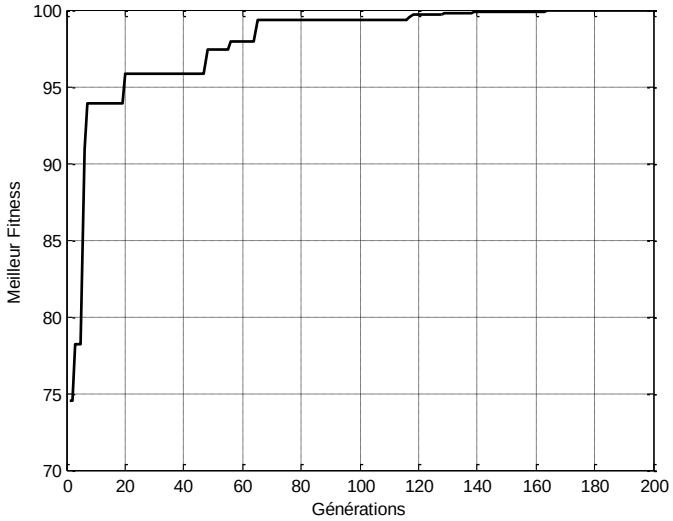


Figure II.19.b *: Evolution de la fonction coût pour la loi uniforme*

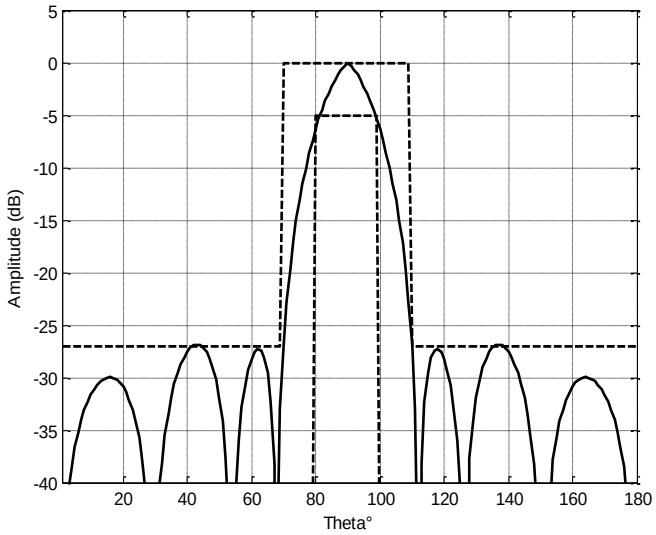


Figure II.20.a *: Diagramme de rayonnement synthétisé pour la loi gaussienne*

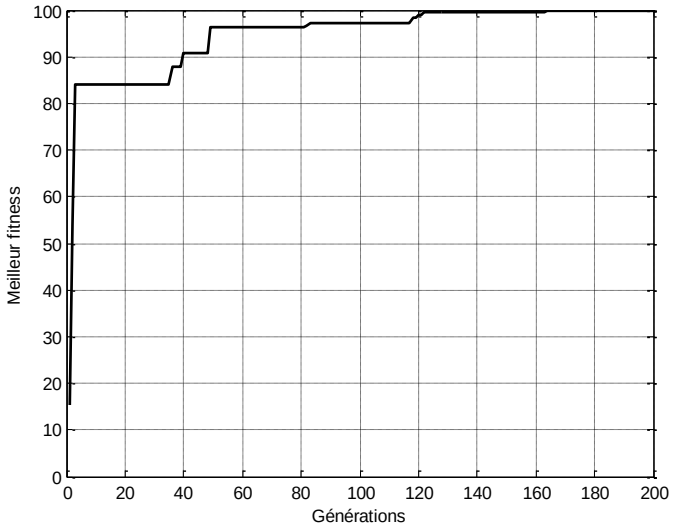


Figure II.20.b *: Evolution de la fonction coût pour la loi gaussienne*

d_{min}=0.5 λ, d_{max}=0.6 λ							d_{min}=0.5 λ, d_{max}= λ					
Uniforme				Gaussienne			Uniforme			Gaussienne		
i	Amplitude	Phase (radian)	Position (m)	Amplitude	Phase (radian)	Position (m)	Amplitude	Phase (radian)	Position (m)	Amplitude	Phase (radian)	position (m)
1	1	0.7487	0.0175	0.996	5.0682	0.0156	1	3.5685	0.0246	0.996	5.1252	0.0284
2	1	2.5616	0.0504	0.961	3.7013	0.0496	1	2.2755	0.0618	0.961	3.5272	0.0723
3	1	5.6969	0.0836	0.895	6.2751	0.0815	1	5.2610	0.1125	0.895	1.9610	0.1116
4	1	3.7676	0.1161	0.804	1.1059	0.1140	1	0.7969	0.1476	0.804	0.9901	0.1477
5	1	1.2395	0.1478	0.697	1.4574	0.1485	1	4.4486	0.1941	0.697	3.0022	0.1940
6	1	4.8314	0.1829	0.583	2.3690	0.1822	1	4.0623	0.2378	0.583	0.9759	0.2313
7	1	4.5286	0.2181	0.471	3.9140	0.2150	1	2.1007	0.2813	0.471	3.4454	0.2739
8	1	2.0106	0.2492	0.367	5.0115	0.2472	1	2.5295	0.3149	0.367	3.6759	0.3197
9	1	2.1267	0.2820	0.276	1.7060	0.2804	1	4.9153	0.3708	0.276	5.0018	0.3712
10	1	4.8914	0.3164	0.20	1.1641	0.3141	1	1.8258	0.4156	0.20	4.9233	0.4159

Tableau II.7 : *Valeurs des alimentations et des positions des sources pour les réseaux linéaires*

Les résultats obtenus montrent que le niveau de lobes secondaires est lié à la distance inter-éléments dmax, pour les deux types d'alimentations. Pour la loi uniforme on note une amélioration de niveau de lobe secondaire de 4.47 dB, et une amélioration de 3.62 dB pour la loi gaussienne pour dmax= 0.6 λ et λ respectivement. Ces résultats restent comparables à ceux obtenus par **[23]**, nos résultats présentent une nette décroissance du niveau des lobes secondaires. Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données sous le tableau II.7.

II.10 APPLICATION AUX RESEAUX BIDIMENSIONNELS

L'approche de synthèse par l'essaim de particules développées pour les réseaux linéaires peut être étendue pour les réseaux bidimensionnels.

Pour un réseau linéaire, la synthèse se réduit à chercher la loi d'alimentation et /ou la répartition spatiale sur un axe, tandis que pour un réseau plan, la synthèse consiste en une recherche de la pondération complexe de l'alimentation et /ou la répartition spatiale des sources dans un plan. Cette généralisation du réseau plan est envisagée en remplaçant la direction θ par le couple de directions (θ,ϕ), **[9]**.

Pour la représentation des diagrammes de rayonnement, il existe deux types de conformations :

- Une conformation dans un plan, par exemple les deux principaux plans *E* et *H*. Dans ce cas, la discrétisation se porte seulement sur la direction θ, l'autre direction ϕ est fixée.

- Une conformation dans tout l'espace (θ,ϕ). Dans ce cas le couple (θ,ϕ) est discrétisé.

Considérons un réseau bidimensionnel à N_x x N_y éléments disposés régulièrement dans chaque direction (Ox,Oy). Son diagramme de rayonnement s'écrit :

$$F(\theta,\phi)=f(\theta,\phi)\sum_{m=1}^{N_y}\sum_{n=1}^{N_x} w_{mn}\exp(jk_0\sin\theta(X_m\cos\phi+Y_n\sin\phi)) \quad \text{(II.16)}$$

où $f(\theta,\phi)$: diagramme de directivité d'un élément rayonnant,

(X_m,,Y_n) : coordonnées de l'élément rayonnant mn,

W_{mn} : coefficient complexe de pondération d'alimentation d'ordre m n,

k_0 : nombre d'onde.

Pour un réseau bidimensionnel symétrique à ($2N_x$ x $2N_y$) éléments, le diagramme de rayonnement d'un tel réseau est :

$$F_s(\theta,\phi)=[\frac{1}{F_{s\max}}\sum_{i=1}^{N_x} a_{xi}\cos(k_0X_i\sin\theta\cos\phi+\psi_{xi}).\frac{1}{F_{s\max}}\sum_{j=1}^{N_y} a_{yj}\cos(k_0Y_j\sin\theta\sin\phi+\psi_{yj})].f(\theta,\phi) \quad \text{(II.17)}$$

Suivant cette expression, nous pouvons remarquer que l'expression du diagramme synthétisé peut se mettre sous la forme :

$$F_s(\theta,\phi)=F_{Rs}(\theta,\phi).f(\theta,\phi) \quad \text{(II.18)}$$

F_{Rs} (θ,ϕ) est le facteur de réseau qui peut s'écrire sous la forme d'un produit de deux facteurs de réseau. Soient :

$$F_{Rsx}(\theta,\phi)=\frac{1}{F_{Rsxmax}}\sum_{i=1}^{N_x} a_{xi}\cos(k_0X_i\sin\theta\cos\phi+\psi_{xi}) \quad \text{(II.19)}$$

$$F_{Rsy}(\theta,\phi)=\frac{1}{F_{Rsy\max}}\sum_{j=1}^{N_y} a_{yj}\cos(k_0Y_j\sin\theta\sin\phi+\psi_{yj}) \quad \text{(II.20)}$$

Donc : $F_s(\theta,\phi)=F_{Rsx}(\theta,\phi).F_{Rsy}(\theta,\phi).f(\theta,\phi)$ (II.21)

$$F_s(\theta,\phi)=F_{Rsx}(\theta,\phi).H_s(\theta,\phi) \quad \text{(II.22)}$$

$$H_s(\theta,\phi)=F_{Rsy}(\theta,\phi).f(\theta,\phi) \quad \text{(II.23)}$$

Où $H_s(\theta,\phi)$: représente le diagramme de directivité d'un réseau linéaire.

$F_s(\theta,\phi)$: représente le diagramme de rayonnement d'une association en réseaux linéaires de plusieurs sous-réseaux linéaires.

D'après le principe de multiplication des diagrammes, on peut mettre chacun des deux diagrammes, le diagramme de directivité désiré $F_d(\theta,\phi)$ et le diagramme de l'élément rayonnant $f(\theta,\phi)$ sous la forme d'un produit de deux diagrammes de rayonnement :

$$F_D(\theta,\phi) = F_D(\theta,\phi)^{1/2}.F_D(\theta,\phi)^{1/2} \quad \text{(II.24)}$$

$$f(\theta,\phi) = f(\theta,\phi)^{1/2}.f(\theta,\phi)^{1/2} \quad \text{(II.25)}$$

En revenant à l'expression de $F_s(\theta,\phi)$, on peut alors écrire :

$$F_s(\theta,\phi) = F_{Rsx}(\theta,\phi).f(\theta,\phi)^{1/2}.F_{Rsy}(\theta,\phi).f(\theta,\phi)^{1/2} \quad \text{(II.26)}$$

Sous cette forme, $F_s(\theta,\phi)$ peut être considéré comme le produit de deux diagrammes de rayonnement de réseaux linéaires.

L'approche utilisée pour les réseaux plans d'antennes imprimées est d'assimiler le réseau plan en une combinaison de deux sous réseaux linéaires de N_x éléments espacés de Δx suivant Ox et de N_y éléments espacés de Δy suivant Oy.

Comme le réseau est symétrique, il est possible d'optimiser le diagramme de rayonnement en tenant compte exclusivement de la loi d'alimentation d'un quart des sources du réseau. La loi d'alimentation des autres sources est alors obtenue par symétrie.

Le vecteur d'alimentation total du réseau est considéré comme le produit des deux vecteurs d'alimentation selon *Ox et Oy :*

$$w = w_{xi} w_{yj} \quad \text{(II.27)}$$

donc : $w = w_x^t \, w_y$ (II.28)

II.10.1 Synthèse par loi d'amplitude

Soit un diagramme de rayonnement désiré $F_D(\theta,\phi)$, la synthèse de réseaux plans consiste à déterminer l'amplitude d'alimentation selon (Ox) et (Oy) qui permet au diagramme de rayonnement synthétisé $F_s(\theta,\phi)$ de s'approcher de $F_D(\theta,\phi)$.

En considérant une répartition spatiale strictement périodique de pas Δx selon OX et Δy selon OY. Les positions X_i et Y_i des sources deviennent :

$X_i = (i-1/2)\Delta x$ i=1, N_x

$Y_j = (j-1/2)\Delta y$ j=1, N_y

La figure II.21.a montre le diagramme de directivité normalisé (plan E et H) d'un réseau plan à 10 x 10 éléments rayonnants, pour un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5dB, *LargGmax* de 40 ° et *LargGmin* de 20°, le niveau de lobes secondaires limite, correspondant au cas du plan E est égal à -38.7 dB, alors que dans le plan H le niveau de lobes secondaires est de l'ordre de – 40dB, la loi d'amplitude solution de la synthèse est donnée sur le tableau II.8 . Le nombre maximal d'itération est fixé à 2000.

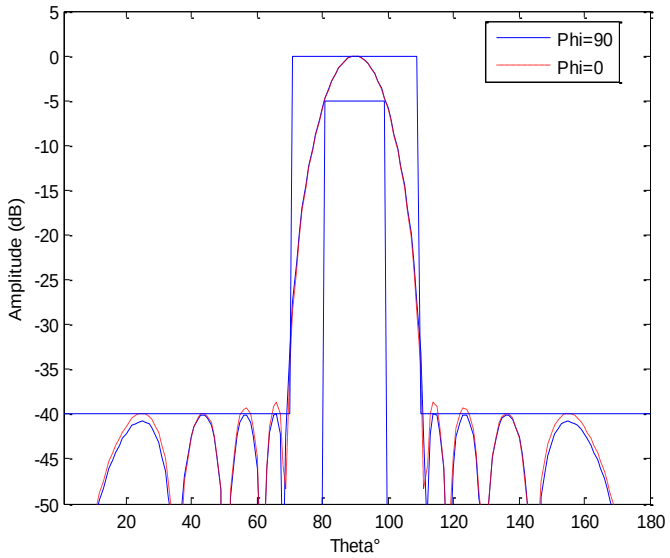


Figure II.21.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé*

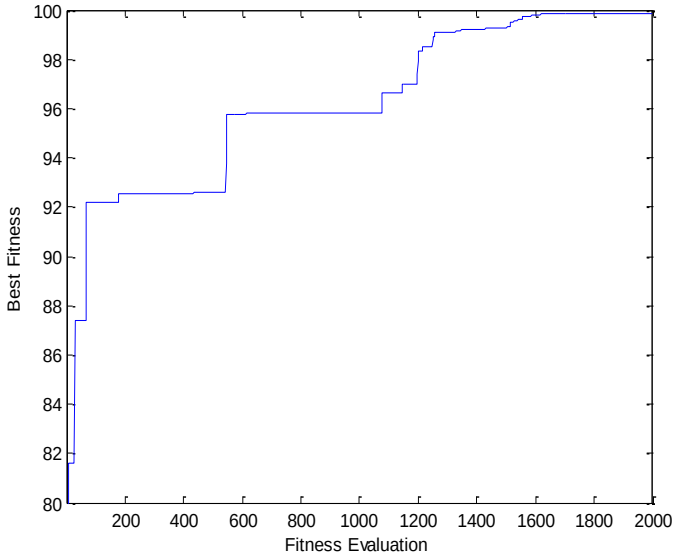


Figure II.21.b *: Evolution de la fonction coût*

Elément N°	Amplitude	
	Ox direction	Oy direction
1&10	0.1135	0.1079
2&9	0.2840	0.2758
3&8	0.5162	0.5068
4&7	0.7408	0.7346
5&6	0.8803	0.8754

Tableau II.8 ***:*** *Valeurs des alimentations*

Le tableau II.9 donne une comparaison de nos résultats à ceux obtenus par **[10]** en utilisant l'algorithme génétique.

Nous remarquons que les résultats obtenus par l'APSO sont nettement meilleurs que ceux de l'AG.

	APSO		AG	
	Plan E	Plan H	Plan E	Plan H
NLSmax (dB)	-38dB	-40dB	-17.64dB	-20dB

Tableau II.9 *: comparaison entre APSO et AG*

II.10.2 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

Ce type de synthèse permet de réaliser des lobes directifs avec des niveaux de lobes secondaires fortement contrôlables. Cette technique est efficace pour les applications en réseau adaptatif, mais sa mise en pratique, nécessite un outil de synthèse en amplitude et en phase. La figure II.22.a représente le résultat de synthèse pour un gabarit sectoriel spécifié par un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5dB, par une largeur maximale du faisceau principale (*LargGmax*) de 40° et une largeur minimale (*LargGmin*) de 20°, le niveau maximum des lobes secondaires NLS_{lim} est de -30 dB pour le plan E, tantdis-que pour le plan H il est inférieur à -35 dB, la répartition de la loi d'amplitude et de phase sont données sur le tableau II.10. On constate que les résultats obtenus sont satisfaisants pour le suivi du gabarit imposé.

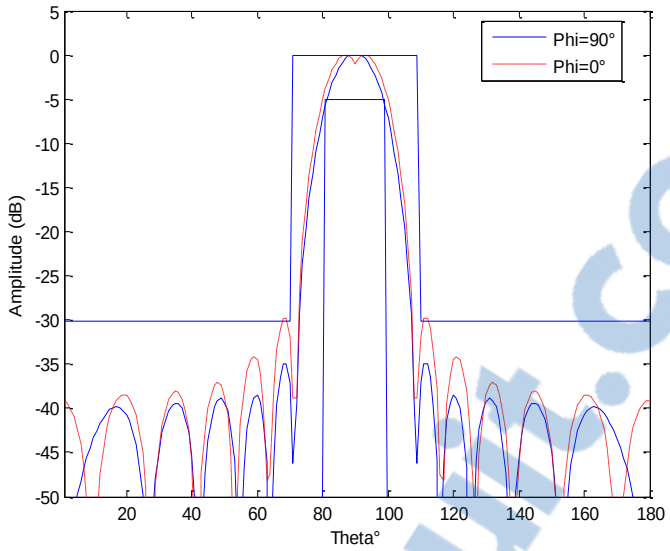


Figure II.22.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé*

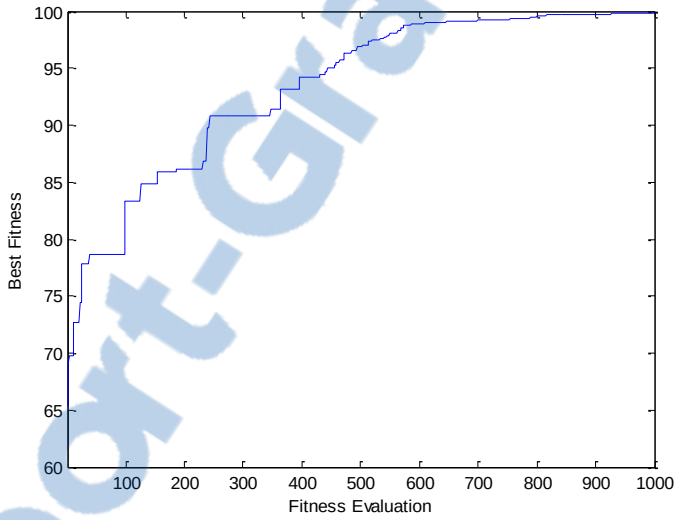


Figure II.22.b *: Evolution de la fonction coût*

Number N°	Amplitude		Phase (Degré)	
	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction
1	0.3686	0.2639	17.4752	31.0142
2	0.8079	0.5781	-30.1834	-8.0959
3	0.6490	0.6071	-57.5536	-22.2594
4	0.6164	0.6985	-40.2388	-18.6039
5	0.4050	0.5280	-75.4299	-22.9527
6	0.4050	0.5280	75.4299	22.9527
7	0.6164	0.6985	40.2388	18.6039
8	0.6490	0.6071	57.5536	22.2594
9	0.8079	0.5781	30.1834	8.0959
10	0.3686	0.2639	-17.4752	-31.0142

Tableau II.10 *: Valeurs des alimentations*

Rapport-Gratuit.com

Nous proposons ici une étude de synthèse de réseau d'antennes avec un dépointage du lobe principal selon une direction de rayonnement privilégiée. Le diagramme de synthèse devient alors un diagramme dissymétrique.

Le résultat de la figure II.23.a montre l'abaissement des lobes secondaires au dessous de -18 dB. Les différentes excitations synthétisées sont reportées au tableau II.11.

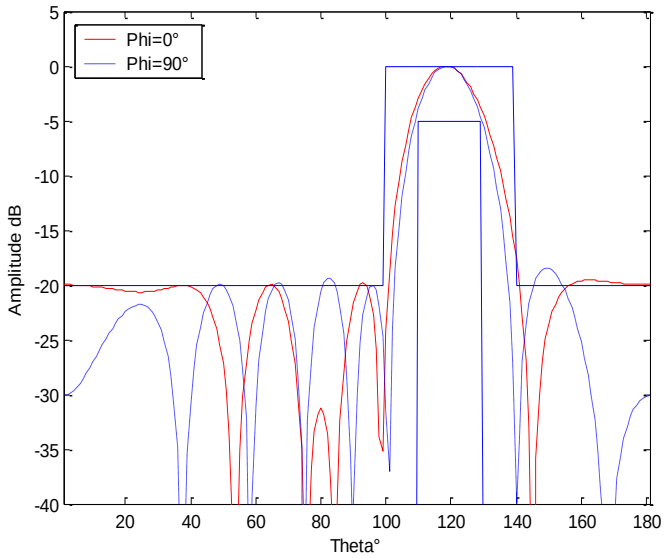


Figure II.23.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé*

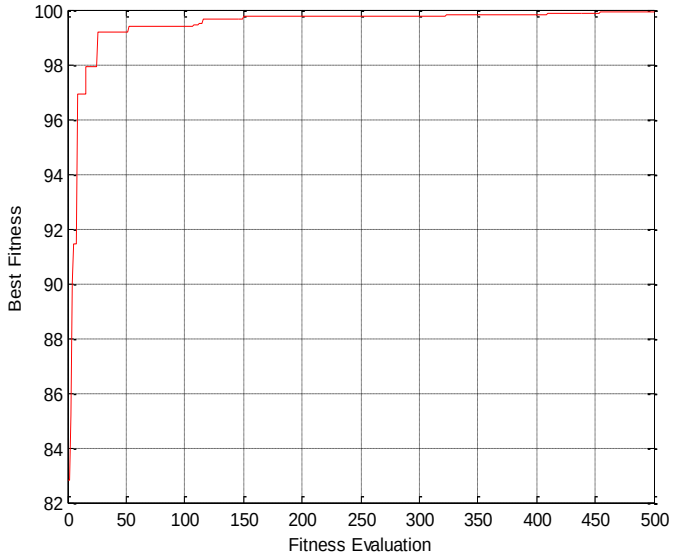


Figure II.23.b *: Evolution de la fonction coût.*

Elément N°	Amplitude		Phase (Degré)	
	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction
1	0.2302	0.3331	82.1507	66.7324
2	0.4200	0.3831	142.3284	149.0321
3	0.7209	0.5056	-123.3750	-124.3204
4	0.6650	0.5602	-40.0727	-40.5597
5	0.6650	0.5602	40.0727	40.5597
6	0.7209	0.5056	123.3750	124.3204
7	0.4200	0.3831	-142.3284	-149.0321
8	0.2302	0.3331	-82.1507	-66.7324

Tableau II.11 *: Valeurs des alimentations*

II.10.3 Synthèse par lois d'amplitude et de répartition spatiale

Cette approche de synthèse est réalisée à partir de la conception de réseaux plans non périodiques. La synthèse consiste donc à agir sur les deux paramètres amplitude de l'alimentation et répartition spatiale des sources. Le problème est de trouver les quatre vecteurs $X=[x_1, x_2,...., x_{Nx}]$, $Y=[y_1, y_2,....., y_{Ny}]$, $A_{xi}=[a_{x1},a_{x2},....,a_{xNx}]$, et $A_{yj}=[a_{y1},a_{y2},....,a_{yNy}]$ qui permettent d'approcher au mieux le diagramme désiré *Fd*.

La figure II.24.a présente le diagramme de rayonnement synthétisé pour un réseau à 8 x 8 éléments et pour un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5dB, *LargGmax* de 40° et *LargGmin* de 20° avec des lobes secondaires inférieurs à NLS_{lim} = –25dB pour les deux plans E et H respectivement. On remarque que le lobe principal respecte les largeurs limites minimale et maximale imposées par le gabarit.

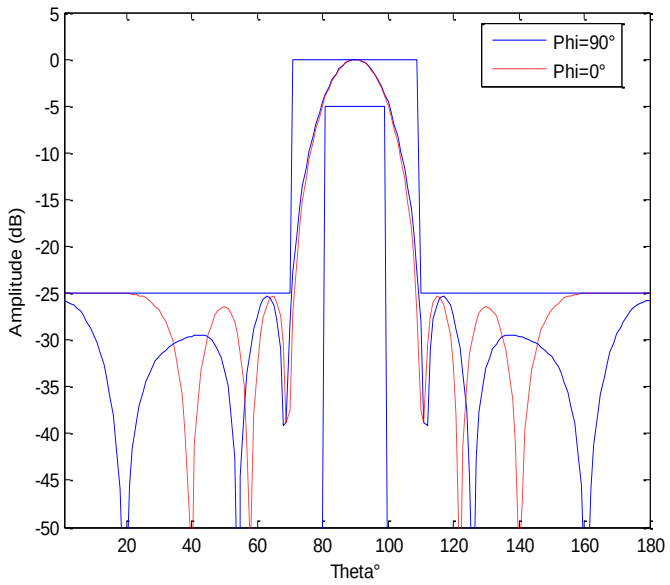


Figure II.24.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé*

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

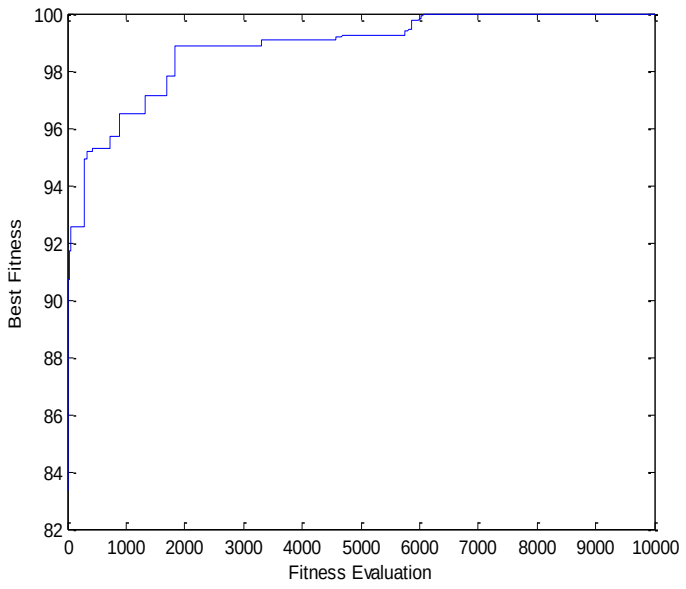


Figure II.24.b *: Evolution de la fonction coût.*

Elément N°	Amplitude		Repartition des Sources (m)	
	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction
1	0.4103	0.2456	0.0441	0.0302
2	0.1941	0.2012	0.1053	0.1070
3	0.6375	0.8350	0.0170	0.0201
4	0.3925	0.6962	0.0732	0.0668
5	0.3925	0.6962	0.0732	0.0668
6	0.6375	0.8350	0.0170	0.0201
7	0.1941	0.2012	0.1053	0.1070
8	0.4103	0.2456	0.0441	0.0302

Tableau II.12 *: Valeurs des alimentations et de la répartition spatiale des sources*

II.10.4 Synthèse par loi d'amplitude, phase et répartition spatiale

Les Figures II.25.a et 26.a montrent les diagrammes de directivité normalisée dans les deux plans E et H d'un réseau plan à 10 x 10 éléments rayonnants. Pour un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5dB, $Larg_{Gmax}$ de 40° et $Larg_{Gmin}$ de 20°, le niveau de lobes secondaires limite, correspondant au cas du plan E est égal à -21.5 dB, alors que dans le plan H le niveau de lobes secondaires est de l'ordre de – 21.9B pour la loi uniforme, tandis que pour la loi gaussienne le niveau maximum des lobes secondaires NLS_{lim} est de -22.09 dB

pour le plan E, alors que dans le plan H le niveau de lobes secondaires est de l'ordre de -21.62 dB. On constate que l'algorithme a eu besoin de 639 itérations pour trouver la solution du problème pour la loi uniforme, alors que dans le cas d'une loi gaussienne l'optimisation a eu besoin de 736 itérations pour atteindre la solution du problème, les résultats de la synthèse sont représentés dans le tableau II.13 pour d entre 0.5λ et λ.

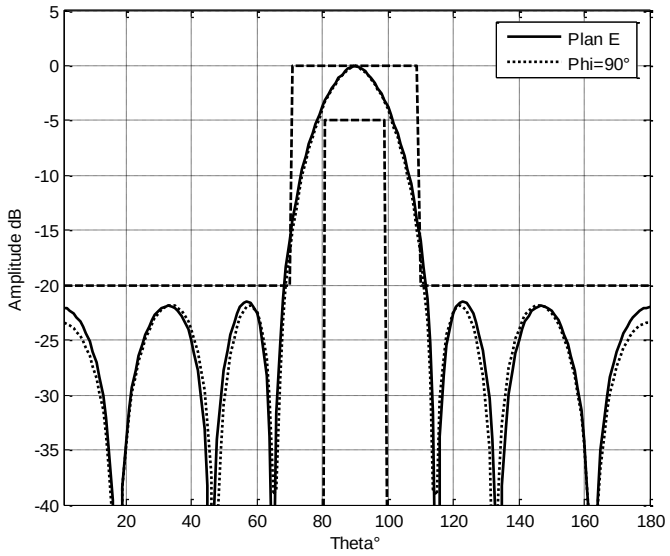


Figure II.25.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé pour la loi uniforme*

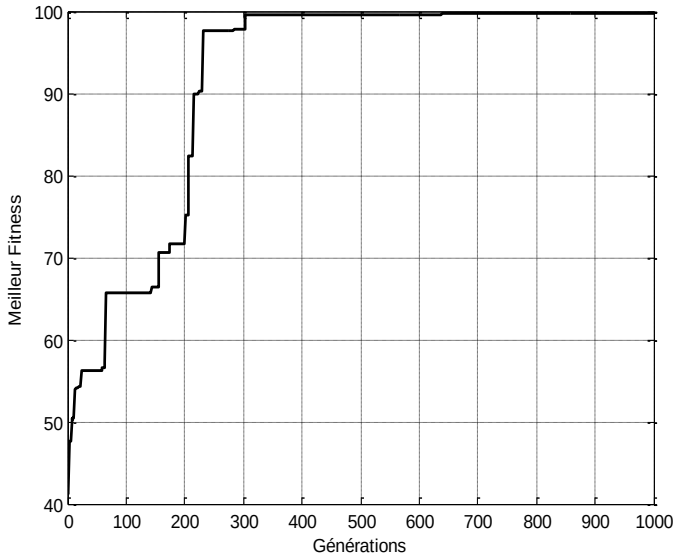


Figure II.25.b *: Evolution de la fonction coût pour la loi uniforme*

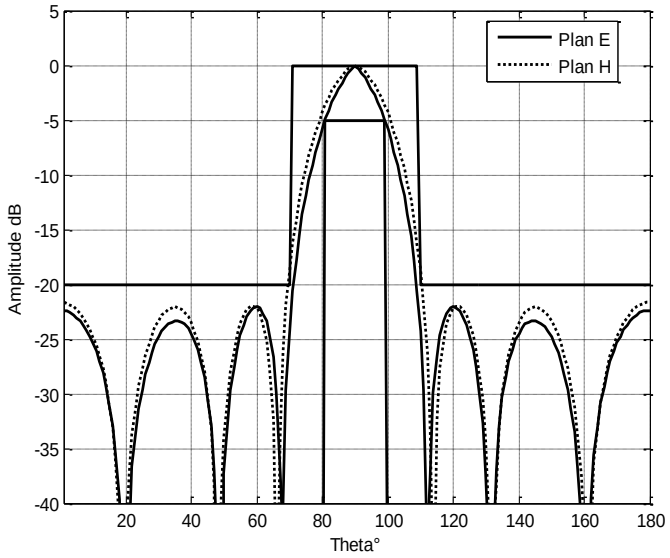


Figure II.26.a *: Diagrammes de rayonnement synthétisé pour la loi gaussienne*

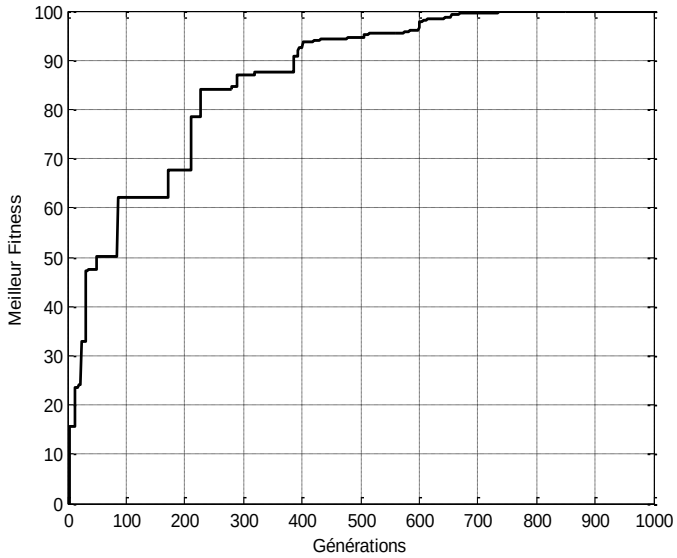


Figure II.26.b *: Evolution de la fonction coût pour la loi gaussienne*

$d_{min}=0.5\lambda$, $d_{max}=\lambda$												
Uniforme							Gausienne					
i	Amp.ox	Amp.oy	Phase.ox (radian)	Phase.oy (radian)	Rep.ox (m)	Rep.oy (m)	Amp.ox	Amp.oy	Phase.ox (radian)	Phase.oy (radian)	Rep.ox (m)	Rep.oy (m)
1	1	1	1.6151	1.7080	0.0182	0.0156	0.583	0.583	1.8917	3.8498	0.0179	0.0270
2	1	1	5.2837	2.0861	0.0647	0.0619	0.471	0.471	4.2286	2.2076	0.0659	0.0759
3	1	1	2.7155	3.2286	0.0986	0.1027	0.367	0.367	3.7226	5.2574	0.1139	0.1326
4	1	1	4.2299	5.3612	0.1524	0.1533	0.276	0.276	5.7139	2.1291	0.1693	0.1627
5	1	1	2.5687	3.9000	0.2016	0.2090	0.200	0.200	1.9587	1.9553	0.2138	0.2005

Tableau II.13 *:* *Valeurs des alimentations et des positions des sources pour les réseaux Plans*

II.11 APPLICATION AUX RESEAUX MULTI FAISCEAUX

II.11.1 Réseaux d'antenne à deux faisceaux

L'objectif général de ce type de synthèse est le multiplexage spatial des communications en permettant la réutilisation des mêmes caractéristiques de liaisons dans plusieurs directions différentes, cas par exemple des communications avec les mobiles.

La création d'un diagramme multifaisceaux (multi- lobes) est nécessaire pour pouvoir d'un coté couvrir plusieurs sources utiles simultanément, et d'un autre coté d'avoir la possibilité de balayer la totalité du domaine angulaire de couverture radio. Nous allons dans cette session, étendre notre étude de synthèse au cas de réseaux qui génèrent une multitude de lobes à la foi.

Afin d'illustrer les différentes possibilités offertes par la méthode d'optimisation, nous présentons dans ce paragraphe différents cas de synthèses réelles de réseaux linéaires à rayonnements.

Le premier exemple de synthèse est réalisé sur un réseau linéaire à 10 éléments rayonnants, dont les éléments sont espacés de $\lambda/2$ et alimentés de manière symétrique par rapport à l'origine. L'application de l'adaptative particle swarm optimisation (APSO), nous a permis de synthétiser un réseau de deux faisceaux repartis sur -20° et +40° dans la zone de formage, dont le niveau maximum de lobes secondaires est de -26 dB (figure II.27.a), la répartition de l'alimentation du réseau est indiquée sur le tableau II.14. Pour cela 80 particules ont été générées aléatoirement au début de l'évolution du processus de convergence qui aura lieu après 459 itérations (Figure II.27.b).

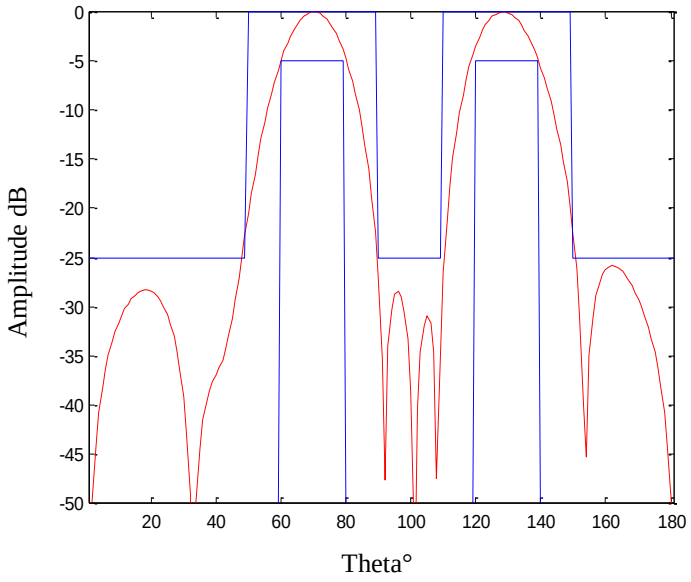


Figure II.27.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -20°et 40°)*

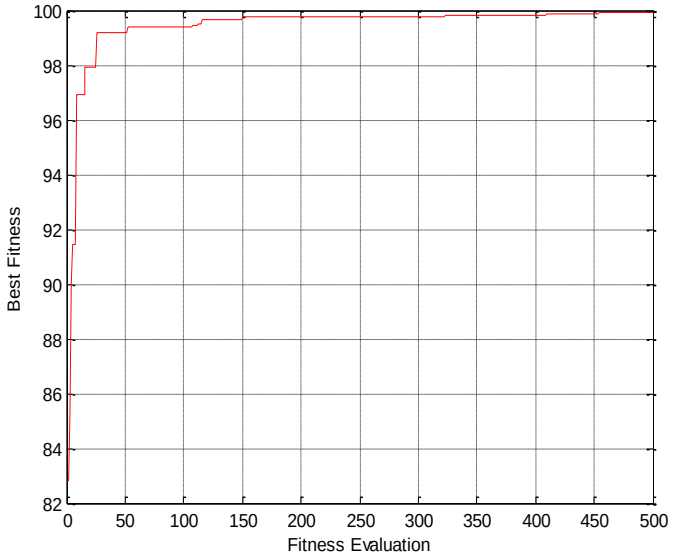


Figure II.27.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Avec le même type de réseau que l'exemple précédant, nous allons changer les directions des deux faisceaux à -50° et +50°. Le diagramme de rayonnement obtenu par l'application de APSO, est donné sur la Figure II.28.a, avec un niveau maximum de lobes secondaires dissymétriques de l'ordre de -22,17dB. La convergence de l'algorithme est atteinte après 600 itérations (Figure II.28.b). La loi complexe d'alimentation solution de l'optimisation est donnée par le tableau II.14.

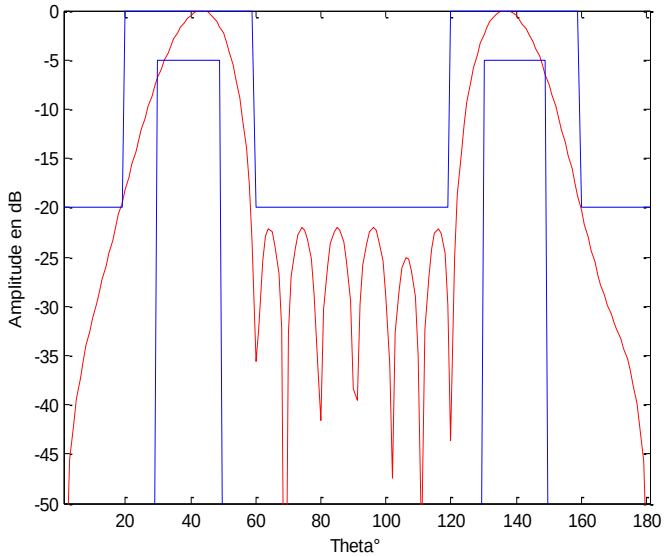


Figure II.28.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -50°et 50°)*

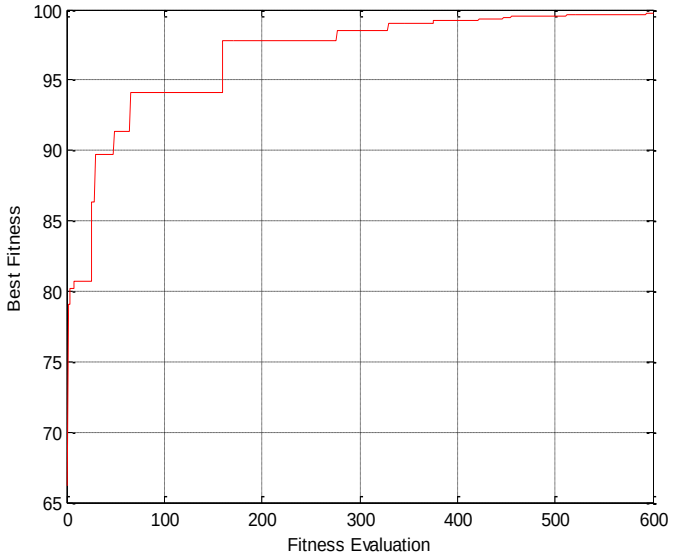


Figure II.28.b *: Evolution de la fonction coût*

Element N°	-20° et +40°		-50°et +50°	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.1500	176.7861	0.3103	-80.1568
2	0.4014	-8.3079	0.4701	99.7462
3	0.5782	42.5650	0.2680	-81.4345
4	0.9181	-124.4579	0.3386	-89.0663
5	0.9218	-101.5167	0.8734	90.4127
6	0.9218	101.5167	0.8734	-90.4127
7	0.9181	124.4579	0.3386	89.0663
8	0.5782	-42.5650	0.2680	81.4345
9	0.4014	8.3079	0.4701	-99.7462
10	0.1500	-176.7861	0.3103	80.1568

Tableau II.14 *: Valeurs des alimentations*

Afin d'introduire la diversification dans l'espace de la zone de formage, nous avons fait appel à une synthèse par action sur les trois paramètres du réseau d'antennes, à savoir l'amplitude, la phase et la répartition spatiale, le résultat de la synthèse obtenue pour les deux lobes directifs à 0° et 50° est représenté sur le tableau II.15. Nous constatons que le niveau de lobes secondaires est meilleur.

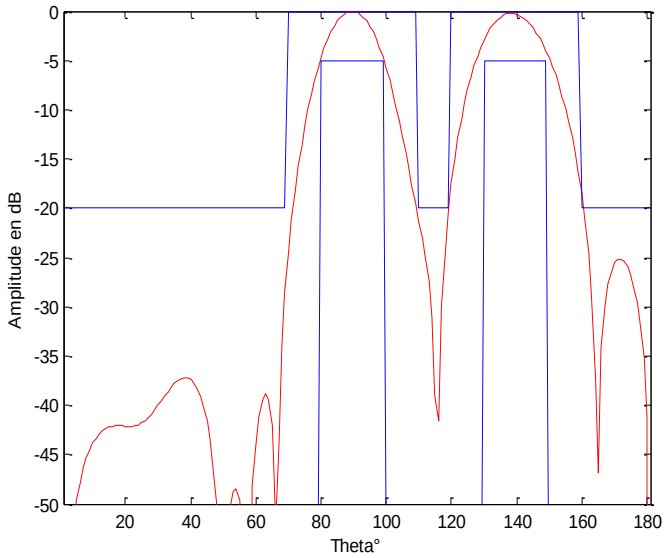


Figure II.29.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à 0°et 50°)*

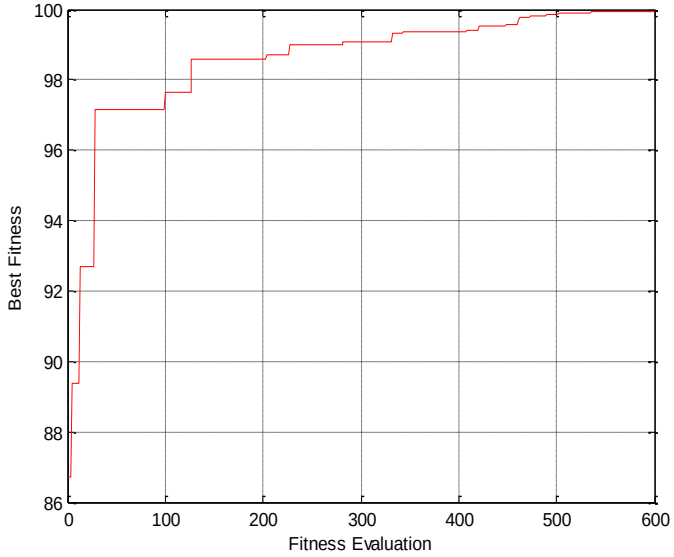


Figure II.29.b *: Evolution de la fonction coût*

Elément N°	Amplitude	Phase (Degré)	Répartition des sources (m)
1	0.5992	-62.693	0.0605
2	0.2940	-19.6123	0.0219
3	0.1057	-28.0692	0.1145
4	0.4653	36.5375	0.0474
5	0.5365	169.183	0.0852
6	0.4941	25.4737	0.0946
7	0.3175	72.4677	0.0267
8	0.3175	-72.4677	0.0267
9	0.4941	-25.4737	0.0946
10	0.5365	-169.183	0.0852
11	0.4653	-36.5375	0.0474
12	0.1057	28.0692	0.1145
13	0.2940	19.6123	0.0219
14	0.5992	62.693	0.0605

Tableau II.15 *: Valeurs des alimentations et de la répartition spatiale des sources*

II.11.2 Réseaux d'antenne à trois faisceaux

La méthode de synthèse déjà utilisée pour un réseau à deux lobes principaux directifs peut être aussi étendue aux réseaux à trois lobes.

La Figure II.30.a représente le diagramme de rayonnement d'un réseau périodique d'antennes de source élémentaires isotropiques, dont la synthèse est effectuée par action sur la loi d'amplitude et de phase. Le niveau maximum de lobes secondaires obtenus est de l'ordre de -23.6 dB, pour un gabarit possédant trois ouverture de largeur maximale de 20° et de largeur minimale de 10° et un domaine d'ondulation de -3 dB dans les directions -30°.0°et 20°, l'algorithme converge au bout de 409 itérations.

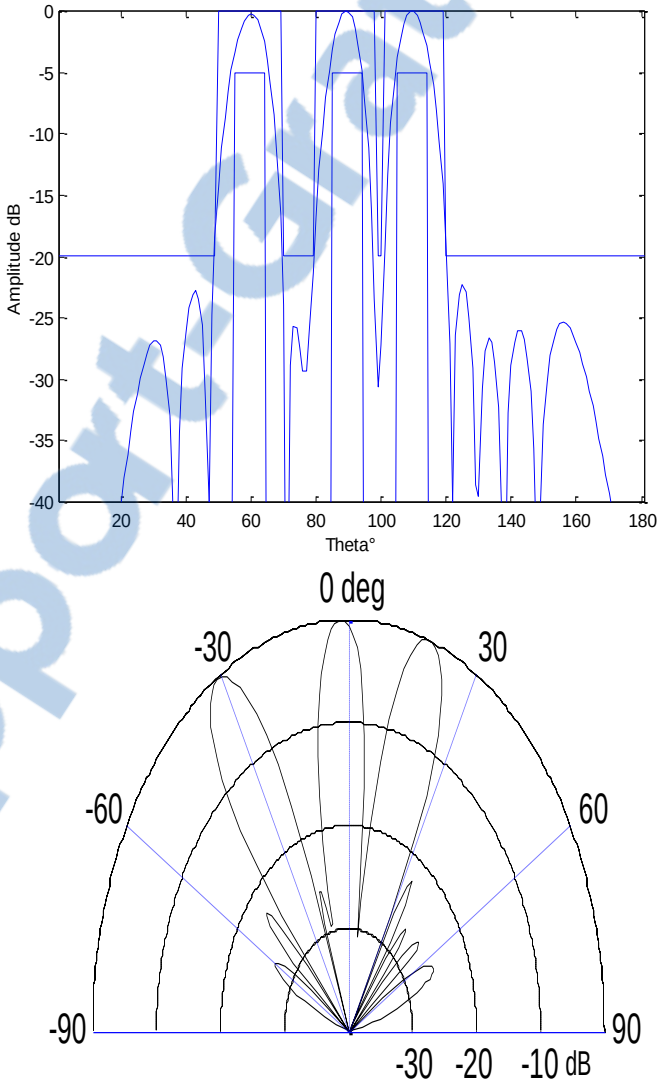


Figure II.30.a *: Diagrammes de rayonnement à trois faisceaux directif s à -30°,0° et 20°*

Rapport-Gratuit.com

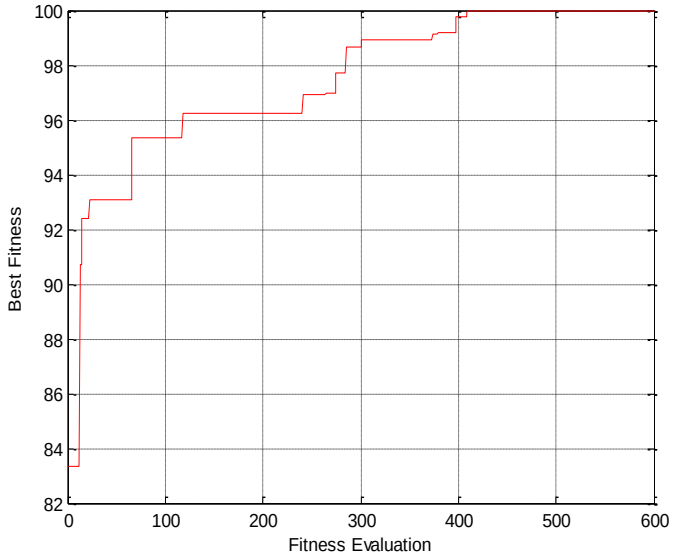


Figure II.30.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Pour un réseau linéaire générant trois faisceaux directifs à -60°, 10° et 50°, avec des largeurs : maximale de 20° et minimale de 10°, et pour un taux d'ondulation de -5dB, nous avons obtenus le résultat de la figure II.31.a. La valeur minimale possible du maximum de niveau de lobes secondaires est de l'ordre de -20dB. Les lois d'excitations en amplitude et en phase sont données par le tableau II.16.

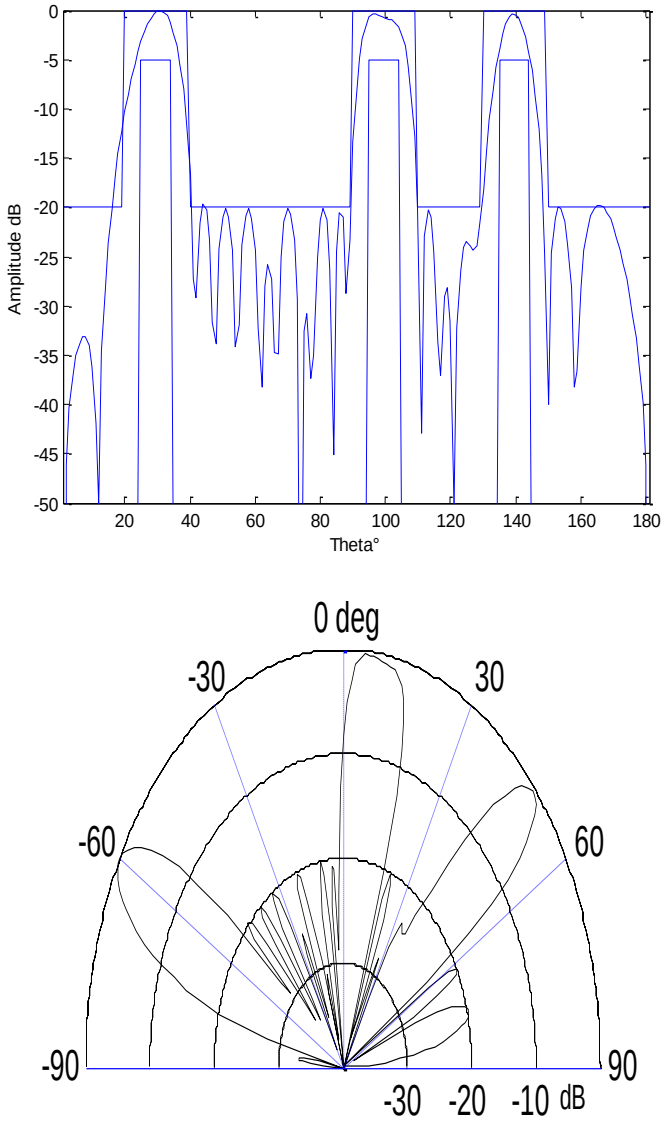
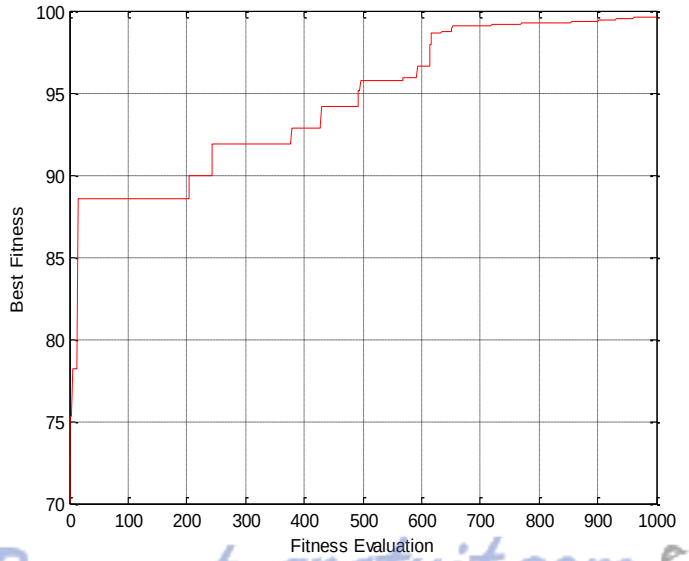


Figure II.31.a: *Diagrammes de rayonnement à trois faisceaux directifs à -60°,10° et 50°*



Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Figure II.31.b: *Evolution de la fonction coût associée*

N°	-30°,0° et 20°		-60°,10° et 50°	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.0532	-91.1633	0.3406	-84.8550
2	0.0448	16.3637	0.3520	92.6129
3	0.0394	-152.641	0.4656	-84.6717
4	0.3419	29.6334	0.3548	101.5339
5	0.5595	15.7105	0.2236	-96.1824
6	0.1119	68.3023	0.4751	-136.7421
7	0.6166	124.188	0.4677	5.0306
8	0.3347	35.3515	0.8388	-125.982
9	0.9973	-38.2793	0.8829	-0.4011
10	0.7740	-48.374	0.2832	-39.6487
11	0.7740	48.3748	0.2832	39.6487
12	0.9973	38.2793	0.8829	0.4011
13	0.3347	-35.3515	0.8388	125.9820
14	0.6166	-124.188	0.4677	-5.0306
15	0.1119	-68.3023	0.4751	136.7421
16	0.5595	-15.7105	0.2236	96.1824
17	0.3419	-29.6334	0.3548	-101.5339
18	0.0394	152.641	0.4656	84.6717
19	0.0448	-16.3637	0.3520	-92.6129
20	0.0532	91.1633	0.3406	84.8550

Tableau II.16 *: Valeurs des alimentations*

Les études comparatives des résultats obtenus par notre méthode et ceux obtenus par **[25,26]**, nous ont permis la validation de nos résultats.

II.12 CONCLUSION

L'objectif de ce chapitre est de présenter une approche d'intelligence collective et leurs différentes variantes. L'approche retenue est l'optimisation par essaim de particules dont l'idée directrice est la simulation du comportement collectif des oiseaux à l'intérieur d'une nuée, et d'appliquer cela en particulier à résoudre des problèmes d'optimisation de réseaux d'antennes imprimées.

Une synthèse d'antennes imprimées en réseaux linéaires et plans, mono faisceau et à faisceaux multiples a été présentée. Cette synthèse consiste à déterminer la loi d'alimentation complexe et/ou la répartition spatiale qui permet d'approcher le diagramme de rayonnement résultant d'un diagramme désiré imposer par l'utilisateur. Nous avons présenté trois types de synthèse, synthèse en amplitude seulement: Ce type permet de réaliser des lobes directifs symétriques avec la possibilité de jouer sur le niveau des lobes secondaires. Les applications de ce type de synthèse sont limitées. Et Synthèse en amplitude et phase: Ce type permet de réaliser des lobes directifs avec des niveaux de lobes secondaires "fortement contrôlable". Cette technique est efficace pour les applications en réseau adaptatif, et synthèse par action sur les trois paramètres où l'on pourra réaliser des fonctions très particulières telles que le pointage et le balayage électronique, la réjection de brouilleurs, la détection adaptative.

D'après les résultats obtenus par l'APSO, nous remarquons d'une part la possibilité de la synthèse de réseaux d'antennes à faisceaux multiples avec un niveau de lobes secondaires inférieur à -20dB. D'autre part, nous remarquons aussi la difficulté à réduire le niveau de lobes secondaires pour un nombre de faisceaux supérieur à deux. Pour améliorer nos résultats de synthèse pour ces types de réseaux d'antennes, nous proposons, dans le chapitre suivant, une hybridation de la méthode APSO avec une méthode de recherche globale telle que l'algorithme génétique.

CHAPITRE III

SYNTHÈSE DE RÉSEAUX D'ANTENNES PAR LE MODELE HYBRIDE

III.1 INTRODUCTION

Dans les chapitres précédents, nous avons mis en œuvre la méthode de l'APSO en vue de l'optimisation de réseaux d'antennes monofaisceau et multifaisceaux par action sur les paramètres électriques et géométriques du réseau.

Nous proposons dans ce chapitre d'exploiter une méthode d'optimisation plus complexe basée sur un modèle hybride avec les algorithmes génétiques dit essaim de particules avec l'élevage et sous populations.

Dans cette partie nous présentons différents cas de synthèse de réseaux d'antennes, essentiellement à rayonnement multifaisceaux pour illustrer les différentes possibilités offertes par cette méthode d'optimisation et afin de prouver l'efficacité et la souplesse de cet outil d'optimisation.

III.2 ESSAIM DE PARTICULES HYBRIDE AVEC LES ALGORITHMES EVOLUTIONAIRES

Nous présentons un modèle hybride qui combine l'essaim de particules avec le concept des algorithmes génétiques **[27]**. Le modèle hybride combine les règles traditionnelles de la position et de la vitesse (II.3, II.4) avec l'idée de croissement (multiplication) et sous population déduite des opérateurs génétiques. La stratégie de croissement arithmétique (multiplication) a le potentiel d'avoir un taux de convergence si rapide et d'atteindre de meilleures solutions.

Les résultats de simulation montrent que l'optimisation par essaim de particules performe bien dans les premières itérations, mais elle a le problème d'atteindre la valeur la plus proche de l'optimum globale dans plusieurs fonctions test. Eberhart et angeline concluent alors que le modèle hybride basé sur l'algorithme génétique et l'essaim de particules peut aboutir à d'autres avances.

Le modèle hybride incorpore un aspect majeur des algorithmes génétiques dans l'optimisation par essaim de particules, en introduisant la notion d'élevage dans la reproduction et la recombinaison des gènes.

L'hypothèse de la combinaison des deux méthodes a le potentiel d'atteindre un meilleur optimum. En effet, la recombinaison des gènes est un élément qui rend les algorithmes génétiques un outil puissant pour optimisation. Aussi en plus de l'élevage nous introduisant dans l'AG la notion de sous populations.

Cette notion permet aux algorithmes génétiques standards d'éviter la convergence prématurée vers un optimum local.

En incluant les opérateurs génétiques à la PSO va permettre une combinaison entre les particules de différents sous essaim, et ainsi créer un mécanisme d'interaction entre les sous populations.

III.2.1 Modèle hybride proposé

La structure de modèle hybride est illustrée dans l'écriture algorithmique suivante (FigureIII.1) :

```
Début
   Initialisation
   Tant que (un critère d'arrêt n'est pas vérifié)
         Début
             Evaluation
             Calcul de nouveau vecteur de vitesse
             Déplacement des particules (positions)
             Croissement et reproduction (Breed)
          Fin
   Fin
```

Figure III.1 : *la structure d'un sous essaim hybride*

On utilise la même idée pour le croissement des vecteurs de vitesses ainsi chaque parent affecte la direction de ses descendants, dans l'ordre de contrôler la vitesse des descendants si elle évolue très rapidement ou très lentement, le vecteur de vitesse des descendant est normalisé à la longueur de l'un de ces parents.

Il faut noter que la fitness n'est pas utilisée lors du processus de sélection pour les croiser. On sélectionne aléatoirement les particules pour le croissement deux à deux jusqu'à ce que l'essaim soit complet. Les particules parents sont remplacées par leurs descendants pour garder la taille de l'essaim fixe.

La position des descendants est calculée pour chaque dimension par le croisement arithmétique des positions des parents :

$$child_1(x_i) = p_i * parent_1(x_i) + (1.0 - p_i) * parent_2(x_i) \quad \text{(III.1)}$$

$$child_2(x_i) = p_i * parent_2(x_i) + (1.0 - p_i) * parent_1(x_i) \quad \text{(III.2)}$$

P_i : un nombre aléatoire uniforme distribué entre 0 et 1.

Le croisement arithmétique des vecteurs de position et de vitesse utilisé était empiriquement testé pour être prometteur.

L'idée directrice derrière le croisement arithmétique c'est que les descendants bénéfices des caractéristiques des deux parents. Dans la théorie ceci permet une bonne examination de l'espace de recherche entre les particules, avoir deux particules dans différents sous essaims pour se croiser peut aboutir à d'autres résultats meilleurs et empêcher les particules d'être piégé dans un optimum local.

Le vecteur vitesse des descendants est calculé pour chaque dimension comme une somme des vecteurs de vitesse des parents normalisés par la longueur originale de chaque vecteur de vitesse des parents.

$$child_1(\vec{v}) = \frac{parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v})}{\left|parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v})\right|} * \left|parent_1(\vec{v})\right| \quad \text{(III.3)}$$

$$child_2(\vec{v}) = \frac{parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v})}{\left|parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v})\right|} * \left|parent_2(\vec{v})\right| \quad \text{(III.4)}$$

III.2.2 Model des sous populations

La principale motivation de l'introduction de la notion des sous populations est de garder la diversification dans l'essaim et de tenter à s'échapper aux optimums locaux.

Dans ce nouveau model les particules sont divisées en un nombre fixe de sous population, le but de cette notion est que chaque sous ensemble a son propre meilleur particule ($gbest_{si}$), la vitesse de chaque particule est actualisée selon les relations (II.3) et (II.4), à part que la meilleur position dans (II.3, II.4) maintenant réfère à la meilleur position dans le sous essaim dont la particule appartenait. En terme de topologie de voisinage proposé par Kennedy, chaque sous population à son propre voisinage de type étoile.

La seule interaction entre les sous populations est le croisement entre parents de différentes sous population. La probabilité de croisement dans le même sous essaim détermine si une particule donnée est sélectionnée pour le croisement dans le même sous essaim avec la probabilité (p_{sb}), ou bien avec une particule d'un autre sous essaim ($1-p_{sb}$).

III.3 SYNTHESE DE RESEAUX UNIDIMENTIONNEL

III.3.1 Synthèse par lois d'amplitude et de phase

Afin de valider notre modèle hybride, nous avons comparé nos résultats à ceux trouvés par **[21]**, et qui justifie l'efficacité de notre technique de synthèse. Le résultat de la figure III.2.a montre l'abaissement des lobes secondaires au-dessous de -45dB pour le faisceau en pinceau, et de - 35dB pour le faisceau sectoriel.

Les différentes excitations synthétisées sont reportées au tableau III.1. Si l'on observe l'évolution de la fonction d'évaluation, on constate que l'algorithme a eu besoin de 250 itérations pour trouver la solution globale de ce type de synthèse, en réalité la fonction fitness n'est autre que le résultat de mécanisme d'interaction entre les trois sous populations du modèle hybride avec une bonne examination de l'espace de recherche pour les différentes sous populations. Dans un premier temps c'est le sous essaim 2 qui a dominé la convergence, sous l'effet des mécanismes d'interactions entre les différentes sous populations, le sous essaim trois pris la relève jusqu' au 50^{éme} puis il a passé la balle au sous essaim deux jusqu'à la 161^{éme} itération, le sous essaim trois reprend la dominance de la convergence jusqu'à ce que les deux sous essaim deviennent convergent. Tant dis que le sous essaim un n'a pas bénéficié du mécanisme d'interaction, néanmoins il a participé à la convergence tout en gardant la diversification pour les autres sous essaim et de tenter à s'échapper aux optimums locaux. L'idée directrice de ce genre d'analyse de la convergence est retenue pour commenter le reste de nos résultats obtenus.

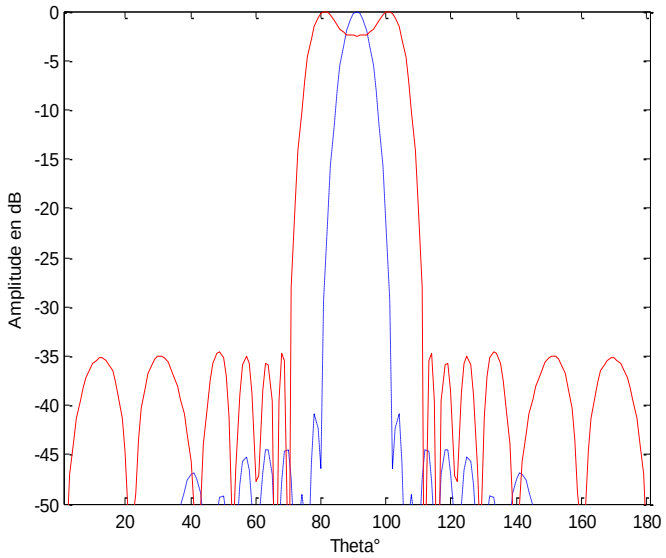


Figure III.2.a *: Diagrammes de rayonnement*

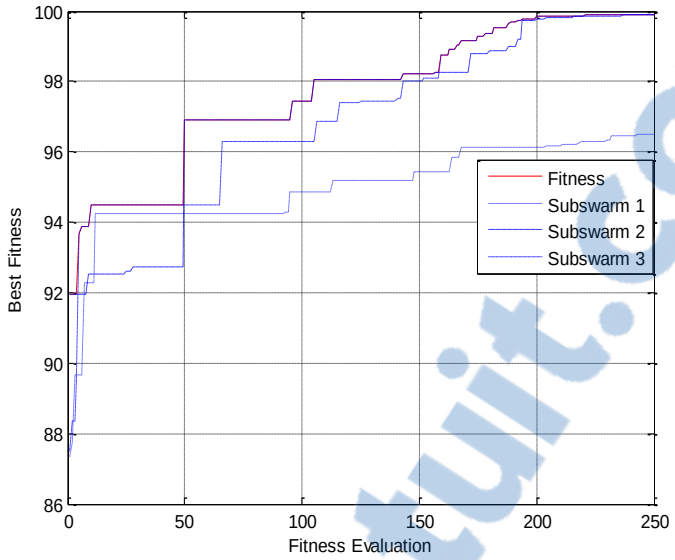


Figure III.2.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	Faisceau en pinceau		Faisceau sectoriel	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.0607	0	0.0607	-9.4481
2	0.1241	0	0.1241	-82.1507
3	0.1983	0	0.1983	-72.8688
4	0.3075	0	0.3075	-134.7253
5	0.4390	0	0.4390	-64.0051
6	0.5647	0	0.5647	54.3164
7	0.7036	0	0.7036	78.1400
8	0.7965	0	0.7965	61.1461
9	0.8900	0	0.8900	36.1766
10	0.9214	0	0.9214	15.6589
11	0.9214	0	0.9214	-15.6589
12	0.8900	0	0.8900	-36.1766
13	0.7965	0	0.7965	-61.1461
14	0.7036	0	0.7036	-78.1400
15	0.5647	0	0.5647	-54.3164
16	0.4390	0	0.4390	64.0051
17	0.3075	0	0.3075	134.7253
18	0.1983	0	0.1983	72.8688
19	0.1241	0	0.1241	82.1507
20	0.0607	0	0.0607	9.4481

Tableau III.1 *Valeurs des alimentations des sources*

RapportGratuit.com

La possibilité de création d'un zéro dans certaines zones angulaires est primordiale. Par exemple telle que la rejection du brouilleur. Dans ce cas, il faut pouvoir générer un lobe principal et aussi un zéro dans tout le domaine angulaire de couverture. Trois exemples ont été étudiés et présentés dans les figures III.3.a, 4.a, et .5.a. Les résultats obtenus montrent que l'abaissement de niveau du zéro se fait au détriment du niveau des lobes secondaires, qui remontent jusqu'à -20 dB. Ces résultats montrent aussi l'efficacité de la méthode hybride.

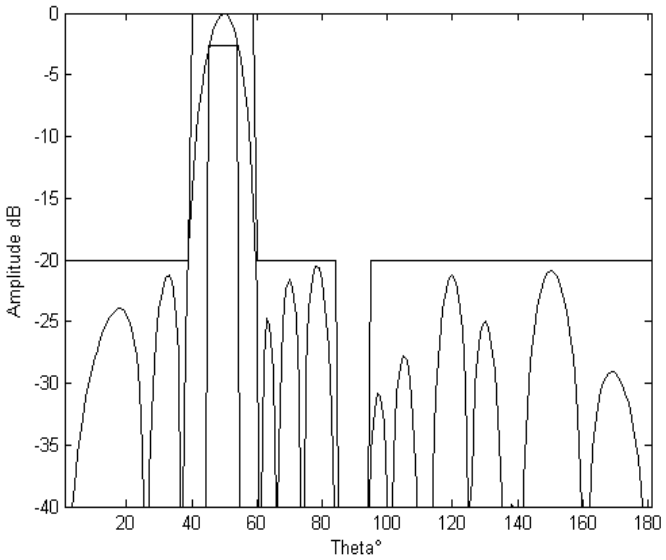


Figure III.3.a *: Diagramme de rayonnement de lobe directif (-40°) et zéro (0°)*

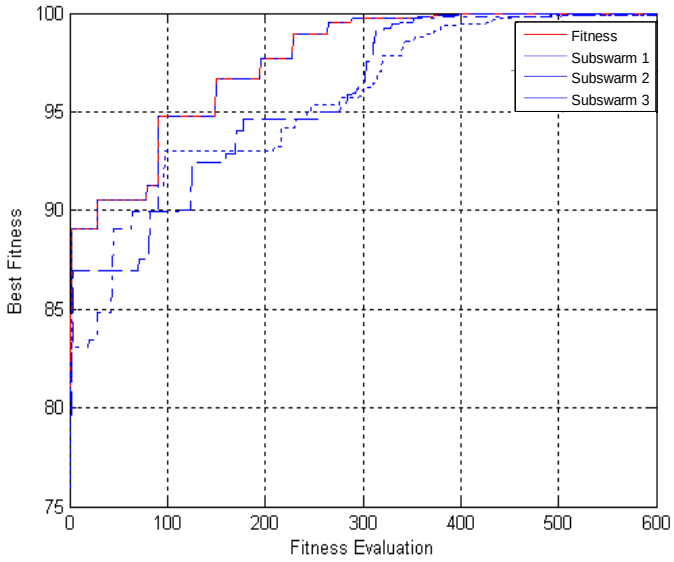


Figure III.3.b *: Evolution de la fonction coût associée*

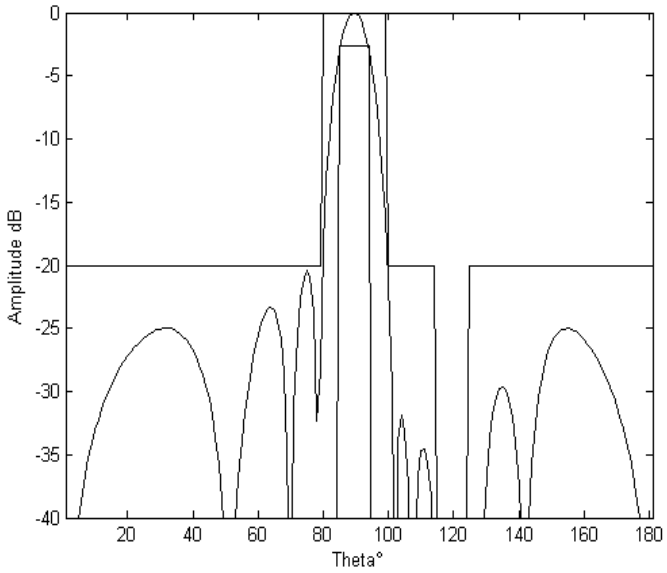


Figure III.4.a *: Diagramme de rayonnement de lobe directif (0°) et zéro (30°)*

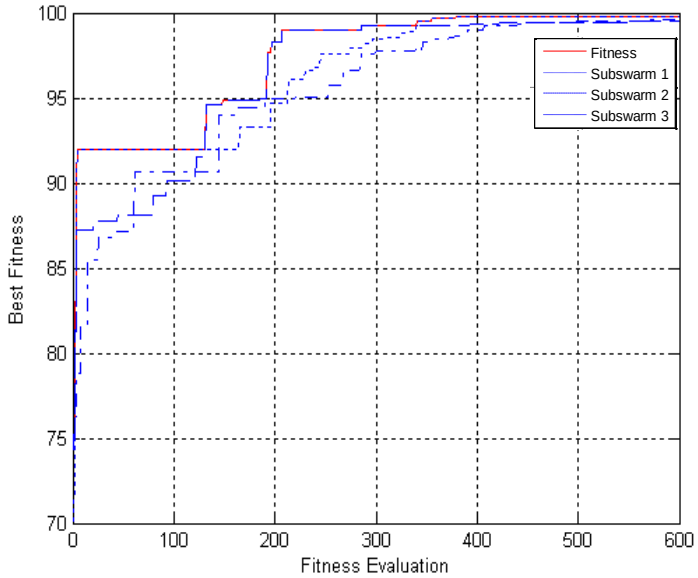
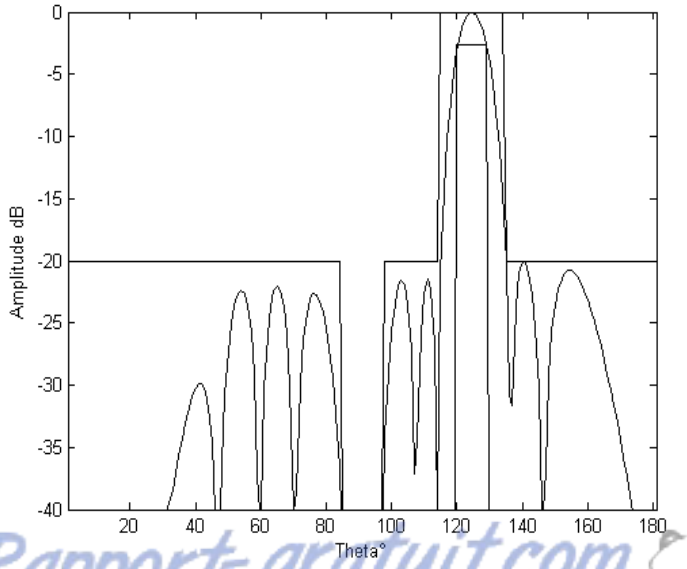


Figure III.4.b *: Evolution de la fonction coût associée*



Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Figure III.5.a *: Diagramme de rayonnement de lobe directif (35°) et zéro (0°)*

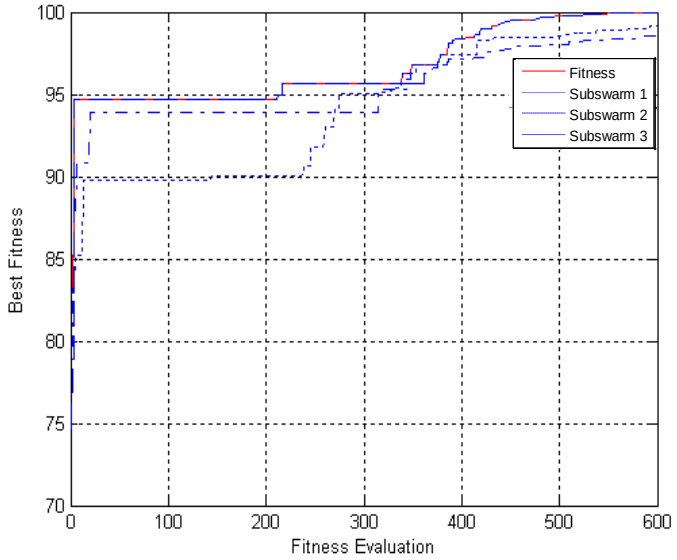


Figure III.5.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	-40° et zéro à 0°		0° et zéro à 30°		35° et zéro à 0°	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.3395	197.4527	0.0415	193.5967	0.1886	118.9861
2	0.5283	55.0612	0.1741	220.7091	0.4125	252.0613
3	0.5497	292.0538	0.2767	217.7984	0.5932	337.9592
4	0.5268	166.3927	0.4947	198.4783	0.7315	101.6828
5	0.5050	48.7243	0.6246	198.3637	0.6131	190.6975
6	0.7350	302.8540	0.5982	175.5256	0.6393	290.0599
7	0.8115	177.3132	0.7941	198.0944	0.8223	27.9489
8	0.7835	61.4841	0.8008	170.3346	0.9206	126.6695
9	0.7835	-61.4841	0.8008	-170.3346	0.9206	-126.6695
10	0.8115	-177.3132	0.7941	-198.0944	0.8223	-27.9489
11	0.7350	-302.8540	0.5982	-175.5256	0.6393	-290.0599
12	0.5050	-48.7243	0.6246	-198.3637	0.6131	-190.6975
13	0.5268	-166.3927	0.4947	-198.4783	0.7315	-101.6828
14	0.5497	-292.0538	0.2767	-217.7984	0.5932	-337.9592
15	0.5283	-55.0612	0.1741	-220.7091	0.4125	-252.0613
16	0.3395	-197.4527	0.0415	-193.5967	0.1886	-118.9861

Tableau III.2 *Valeurs des alimentations des sources*

III.3.2 Synthèse par lois d'amplitude, phase et répartition spatiale

Dans le paragraphe précédent, nous avons développé une approche de synthèse par loi d'alimentation (amplitude et phase) pour un réseau périodique. Le problème de synthèse peut

être généralisé en agissant simultanément sur les trois paramètres du réseau à savoir l'amplitude, la phase et la répartition spatiales des sources **[22].**

On considère un réseau linéaire symétrique à 8 éléments rayonnants. La synthèse consiste donc à la recherche de trois vecteurs qui permettent d'approcher au mieux le diagramme désiré. La figure III.6.a montre clairement que la direction visée par le faisceau est celle exigée par notre cahier de charge à savoir θ =30°, et avec un niveau de lobes secondaires inférieurs à -25 dB, l'algorithme a mis un temps considérables dire 1679 itérations pour piquer l'optimum globale c'est le sous essaim deux qui a dominer la convergence. Si on compare les résultats obtenus par le modèle hybride à ceux d'APSO, on remarque qu'on a gagné beaucoup en temps de convergence.

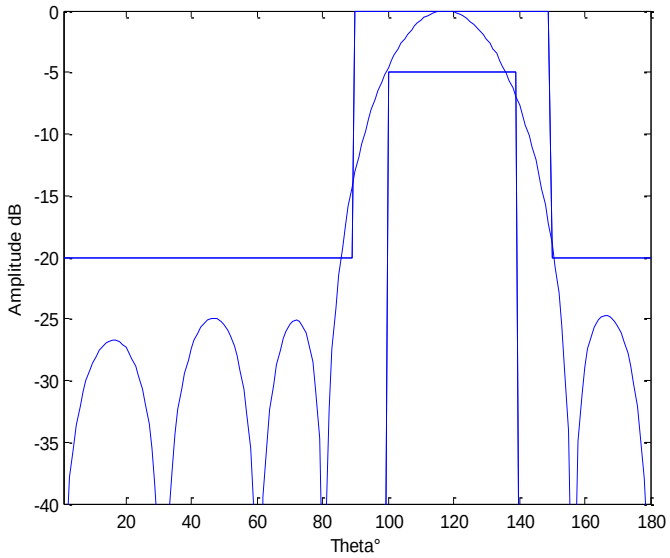


Figure III.6.a *: Diagramme de rayonnement*

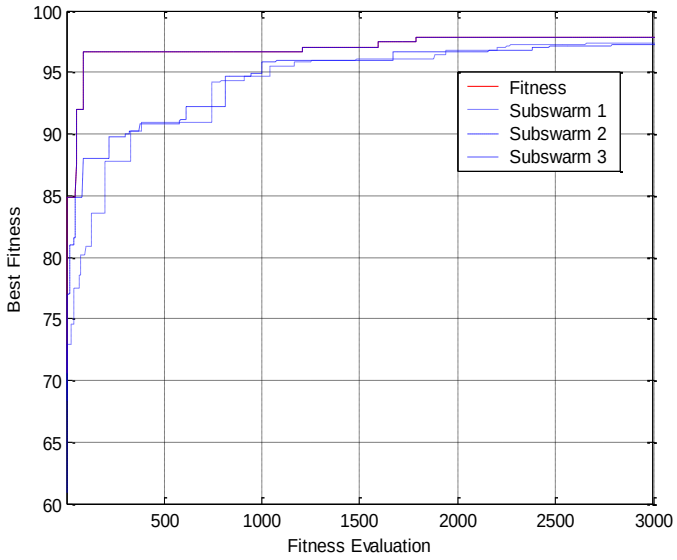


Figure III.6.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	30°		
	Amplitude	Phase (Degré)	Répartition des sources (m)
1	0.4427	-135,6	0.0465
2	0.3314	143,16	0.0594
3	0.3089	-16,37	0.0601
4	0.5360	-31,79	0.0198
5	0.5360	31,79	0.0198
6	0.3089	16,37	0.0601
7	0.3314	-143,16	0.0594
8	0.4427	135,6	0.0465

Tableau III.3 *Valeurs des alimentations et de la Répartition des sources*

III.4 SYNTHESE DE RESEAUX PLANS

III.4.1 Synthèse par loi d'amplitude

On considère un réseau plan à 100 éléments où tous les éléments sont espacés de 0.5 λ dans les deux directions. On veut obtenir un maximum de puissance dans la direction θ =0°.

Le spectre électromagnétique de réseau dérivant d'une synthèse par procédé hybride est représenté sur la figure III.7.a. La synthèse a été réalisée pour axer le maximum de rayonnement électromagnétique sur la direction spatiale θ =0°, nous pouvons voir le lobe principal en suprématie par rapport aux lobes secondaires.

Les résultats obtenues reste comparable à ceux obtenues par l'APSO en paragraphe II.10.1, le nombre maximum d'itération est fixé à 200, tout en remarquant que l'interaction entre les différentes sous populations est dense avec un taux de convergence élevé par rapport à l'APSO, ce dernier montre que l'introduction de la notion de sous populations a pour effet une bonne examination de l'espace de recherche et de garder la diversification dans les différentes sous populations.

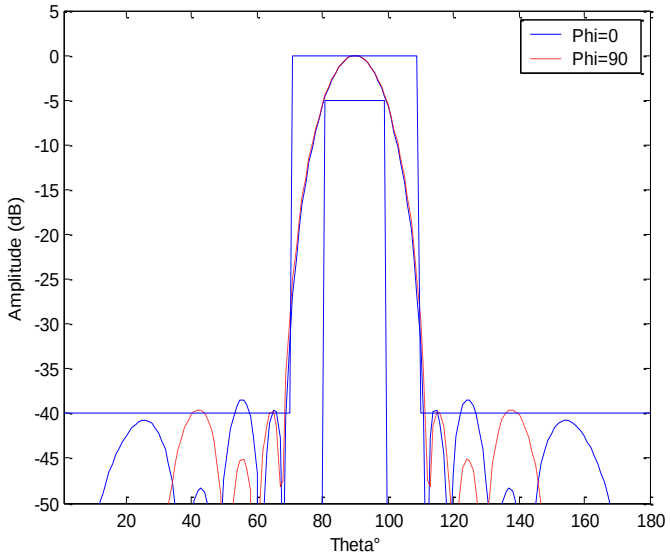


Figure III.7.a *: Diagramme de rayonnement*

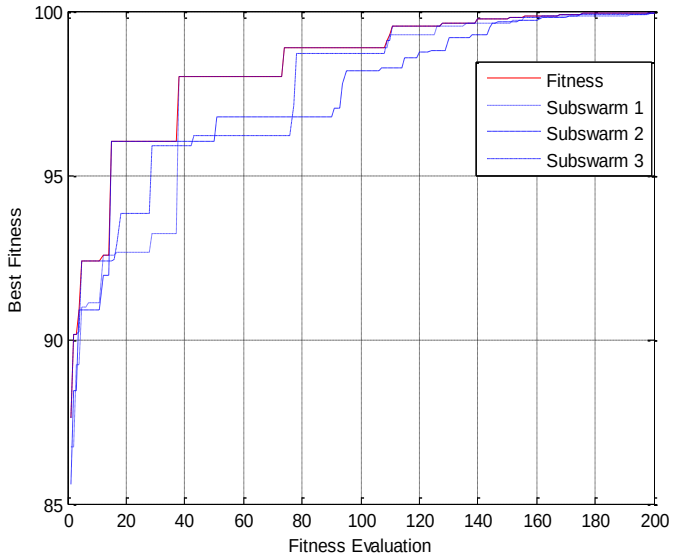


Figure III.7.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	Amplitude	
	Ox direction	Oy direction
1&10	0.0894	0.0855
2&9	0.2436	0.2506
3&8	0.4556	0.4733
4&7	0.6535	0.7116
5&6	0.7906	0.8468

Tableau III.4 *Valeurs des alimentations et de la Répartition des sources*

III.4.2 Synthèse par loi d'amplitude et de phase

Sous l'effet de l'enchaînement, on rapporte ici le tracé du diagramme de rayonnement (figure III.8.a) causé par les bonnes lois d'amplitude et de phase qui assurent une éminence parfaite du lobe principal, avec des niveaux de lobes secondaires de très faible valeur, l'évolution de la fonction fitness est esquissée sur la figure III.8.b avec une convergence au bout de 148 itérations. En remarquant que le sous essaim un qui a dominé la convergence, qui était au départ en dernier rang.

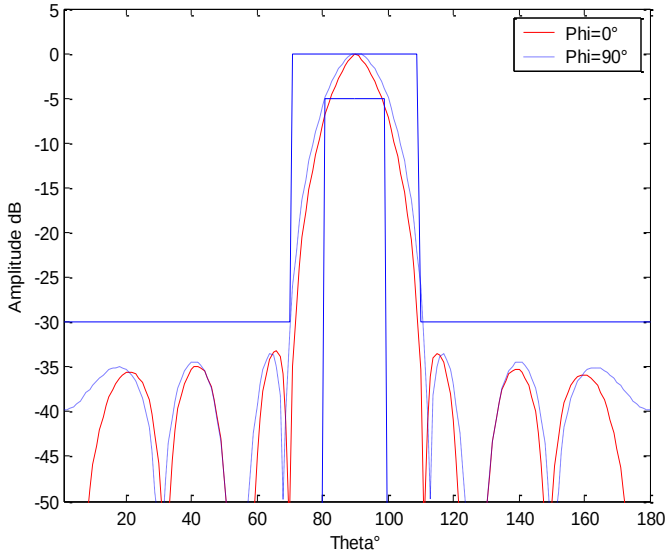


Figure III.8.a *: Diagramme de rayonnement*

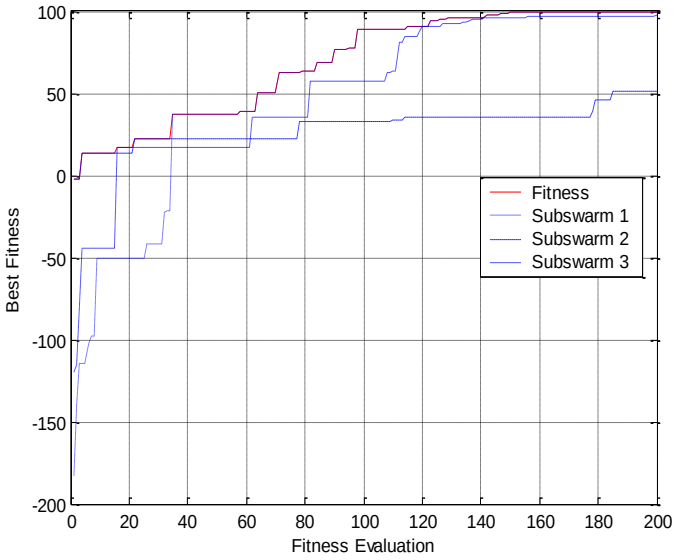


Figure III.8.b*: Evolution de la fonction coût associée*

On reste toujours dans le cadre de la synthèse de réseau d'antenne par loi d'amplitude et de phase, on schématise sur la figure III.9.a le résultat de la synthèse. On constate que le maximum de puissance cible exactement la direction $\theta = 30°$. Le nombre maximum d'itération était fixé à 1000, c'est le sous essaim trois qui a dominé la convergence.

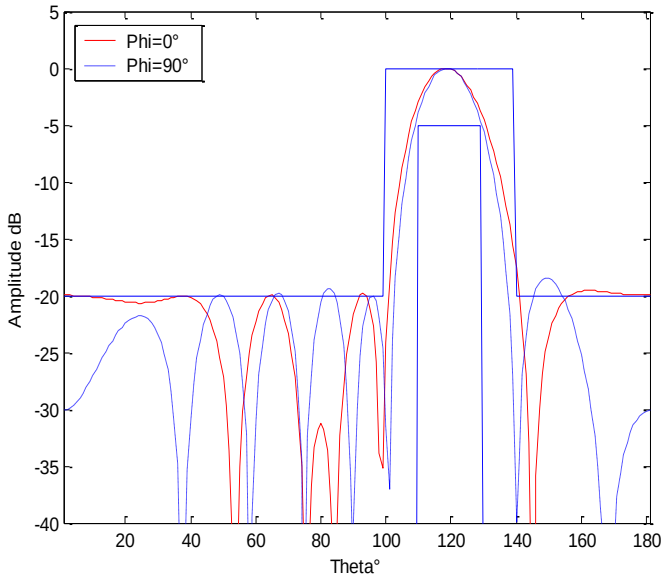


Figure III.9.a *: Diagramme de rayonnement*

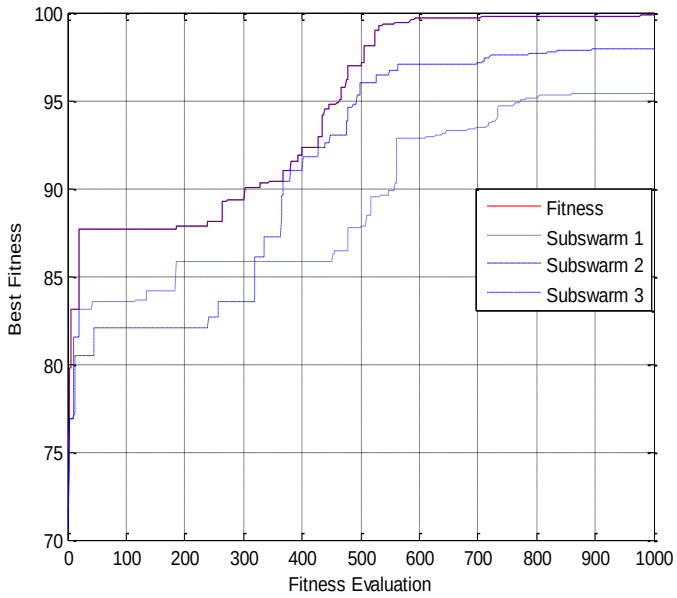


Figure III.9.b *: Evolution de la fonction coût associée*

N°	0°				30°			
	Amplitude		Phase (Degré)		Amplitude		Phase (Degré)	
	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction
1	0.1641	0.0558	8.8178	15.8996	0.2302	0.3331	82.1507	66.7324
2	0.3232	0.3860	6.0562	39.0585	0.4200	0.3831	142.3284	149.0321
3	0.5128	0.7686	9.4996	4.2743	0.7209	0.5056	-123.375	-124.320
4	0.7352	0.5985	6.0676	-17.1257	0.6650	0.5602	-40.0727	-40.5597
5	0.7352	0.5985	-6.0676	17.1257	0.6650	0.5602	40.0727	40.5597
6	0.5128	0.7686	-9.4996	-4.2743	0.7209	0.5056	123.375	124.320
7	0.3232	0.3860	-6.0562	-39.0585	0.4200	0.3831	-142.328	-149.032
8	0.1641	0.0558	-8.8178	-15.8996	0.2302	0.3331	-82.1507	-66.7324

Tableau III.5 *Valeurs des alimentations et de la Répartition des sources*

III.4.3 Synthèse par loi d'amplitude et de répartition spatiale

Le résultat graphique de la figure III.10.a concernant le réseau à 64 éléments avec les mêmes spécifications du gabarit donné au paragraphe II.10.3 est celui du modèle hybride. On constate qu'il n'y a pratiquement aucun point qui marque la primauté du modèle hybride sur l'APSO en se référant à la figure II.24.a (APSO) pour ce type de synthèse. Puisque le lobe principal est bien placé entre la borne supérieure et inférieure du gabarit pour les deux plans E et H avec un apogée des lobes secondaires affichant les -25 dB.

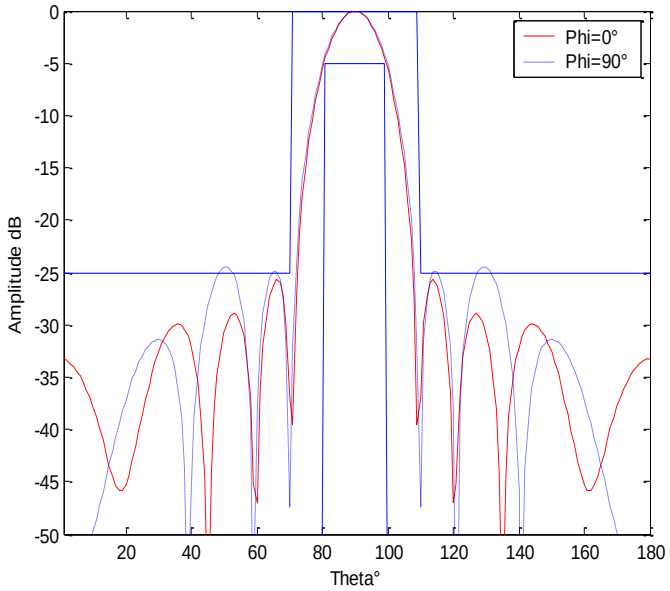


Figure III.10.a *: Diagramme de rayonnement*

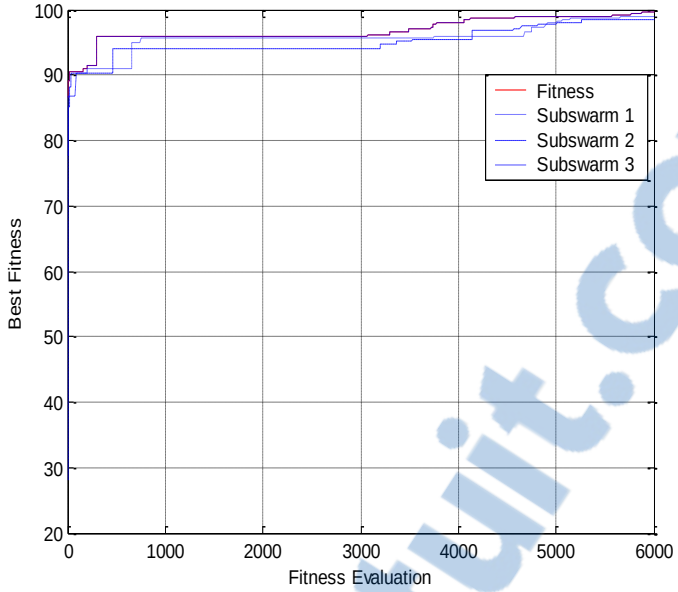


Figure III.10.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	Amplitude		Répartition des Sources (m)	
	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction
1	0.5759	0.2112	0.0315	0.0217
2	0.8265	0.7836	0.0178	0.0209
3	0.8743	0.3300	0.0682	0.1032
4	0.3933	0.6969	0.1095	0.0636
5	0.3933	0.6969	0.1095	0.0636
6	0.8743	0.3300	0.0682	0.1032
7	0.8265	0.7836	0.0178	0.0209
8	0.5759	0.2112	0.0315	0.0217

Tableau III.6 *:* *Valeurs des alimentations et de la Répartition des sources*

III.5 SYNTHESE DE RESEAUX MULTIFAISCEAUX

III.5.1 Réseaux d'antenne à deux faisceaux

Un réseau d'antennes peut former une multitude de faisceaux étroits vers différentes directions désirées afin de couvrir différents sites simultanément.

La figure III.11.a n'est autre que celle obtenue sous les mêmes astreintes électriques définie dans le paragraphe II.11.1 et pour le même réseau. La différence est marquée par l'usage de modèle hybride dans le but de satisfaire mieux les exigences. L'approche est efficience et cette efficience est visible sur la figure III.11.a. Le maximum de rayonnement est dirigé suivant les deux angles -20° et 40° respectivement, ainsi l'objectif est atteint par la réalisation

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

d'un diagramme de rayonnement contenu dans les limites imposées par le gabarit, avec un niveau de lobes secondaires inférieur à -33dB, ce seuil est meilleur que celui obtenu par l'APSO au paragraphe II.11.1 qui est de l'ordre de -24dB, plus on augmente les contraintes plus le taux de convergence est long vis-à-vis à l'APSO.

Les lois d'amplitude et de phases des sources étant déterminées au tableau III.7, une foi injectées, elle donne naissance au tracé.

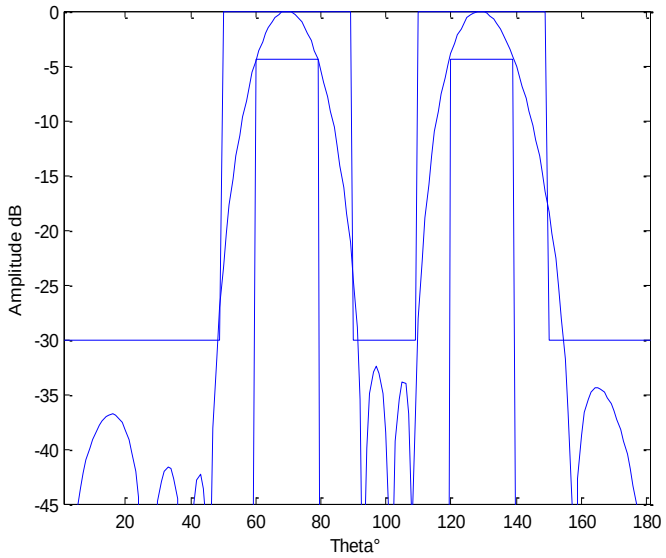


Figure III.11.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -20°et 40°)*

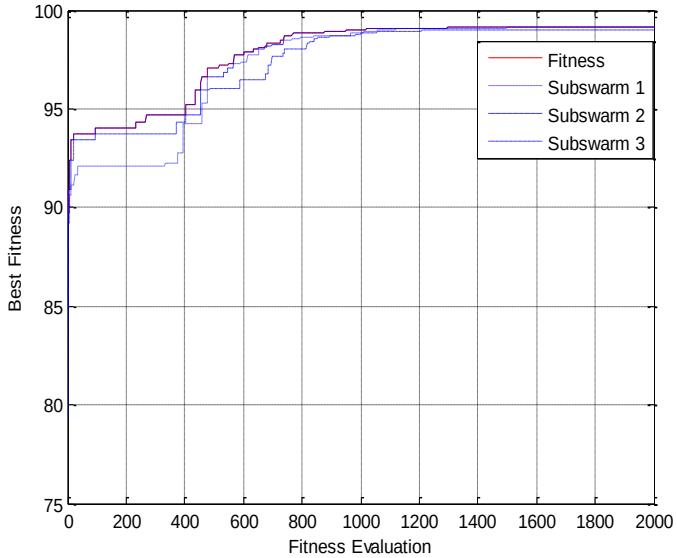


Figure III.11.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Sur la figure III.12.a on constate clairement l'allure des deux lobes principauxs en dominance par rapport aux autres lobes qui se manifestent en grand nombre, l'abaissement des lobes secondaires est au-dessous de -30 dB, ces résultats sont meilleurs que ceux obtenus par l'APSO dans le paragraphe II.11.1, les différentes excitations synthétisées sont reportées au tableau III.7.

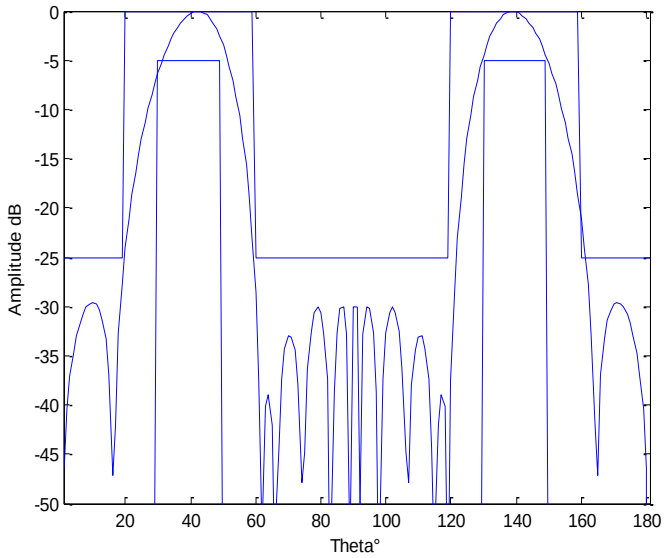


Figure III.12.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -50°et 50°)*

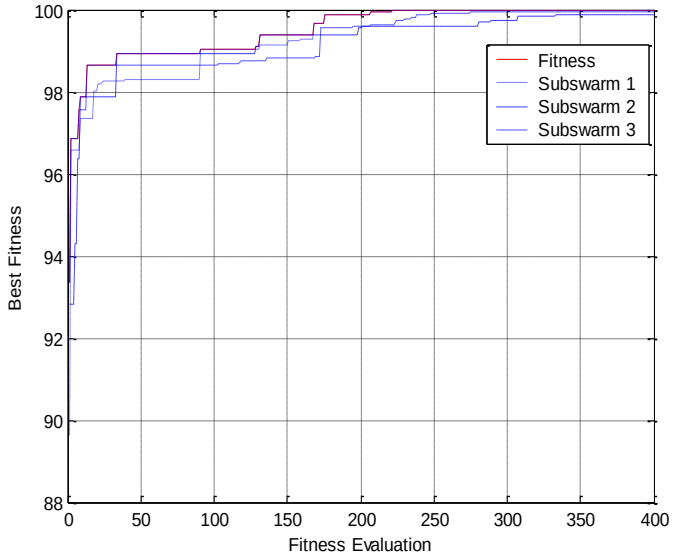


Figure III.12.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Elément N°	*-20°et 40°*		*-50°et 50°*	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.1647	3.4664	0.4098	-122.6302
2	0.3150	-175.9783	0.5883	99.7634
3	0.4926	-139.9106	0.1984	165.516
4	0.7256	54.3852	0.4511	1.0027
5	0.7957	80.2198	0.5666	79.9448
6	0.7957	-80.2198	0.5666	-79.9448
7	0.7256	-54.3852	0.4511	-1.0027
8	0.4926	139.9106	0.1984	-165.516
9	0.3150	175.9783	0.5883	-99.7634
10	0.1647	-3.4664	0.4098	122.6302

Tableau III.7 *Valeurs des alimentations des sources*

Toujours dans le cadre de synthèse par action sur trois paramètres, on effectue en second lieu une optimisation en tenant compte des contraintes imposées par le gabarit. Sur la figure III.13.a, on représente les caractéristiques de rayonnement électromagnétique en zone lointaine du même réseau et les mêmes caractéristiques propre au gabarit défini au paragraphe II.11.1. On constate que les étendus angulaires des faisceaux dominants sont contraintes dans les zones qui leurs sont destinées. Le plus dominant des lobes secondaires fait -30 dB restant ainsi inférieur au seuil imposé, fixé à –20 dB. Sur la figure III.13.b on rapporte l'évolution de la fonction fitness au cours des itérations. On constate que l'algorithme nécessite 600 itérations pour trouver la solution du problème.

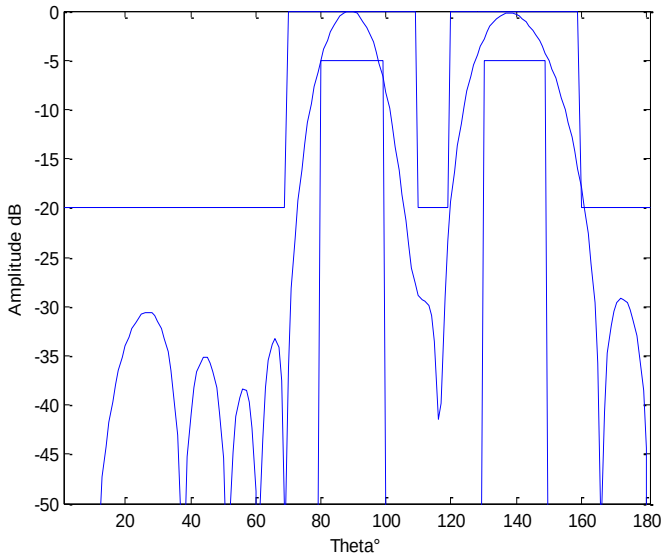


Figure III.13.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à 0°et 50°)*

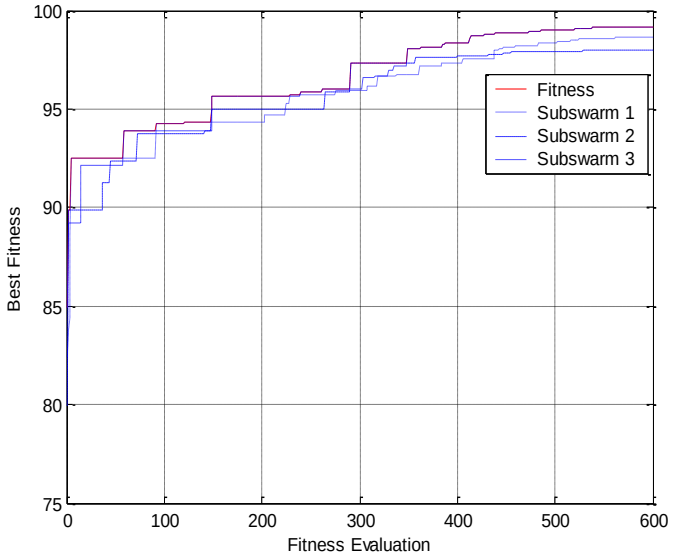


Figure III.13.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	Amplitude	Phase (Degré)	Répartition des Sources (m)
1	0.4459	20,8	0.0245
2	0.2870	103,7	0.0855
3	0.3726	7,601	0.1123
4	0.3173	112,8	0.0821
5	0.5020	-87,31	0.0661
6	0.5140	-40,1	0.0586
7	0.6714	45,59	0.0405
8	0.6714	-45,59	0.0405
9	0.5140	40,1	0.0586
10	0.5020	87,31	0.0661
11	0.3173	-112,8	0.0821
12	0.3726	-7,601	0.1123
13	0.2870	-103,7	0.0855
14	0.4459	-20,8	0.0245

Tableau III.8 *Valeurs des alimentations des sources*

On distingue sur la figure III.14.a deux lobes principaux à -20°et 30° séparés par un zéro.

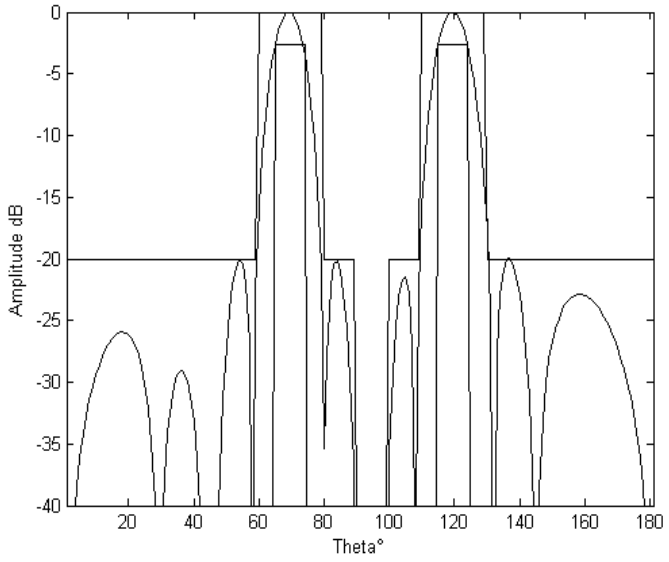


Figure III.14.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -20°et 30°et un zéro à 5°)*

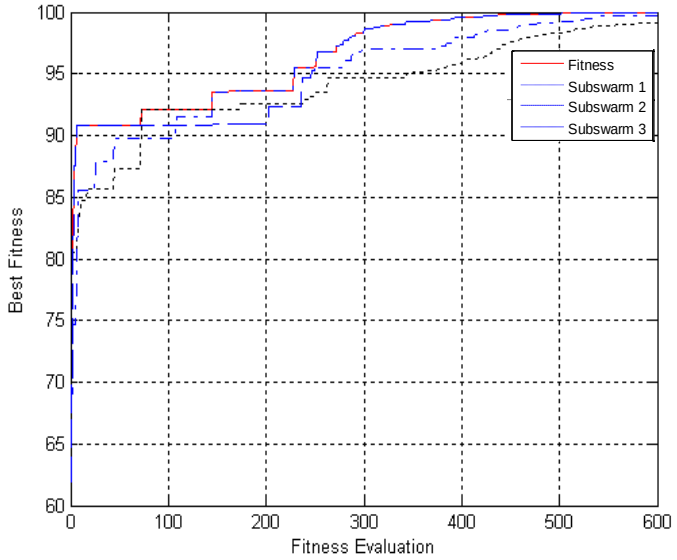


Figure III.14.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Le résultat de la figure III.15.a montre le diagramme de rayonnement d'un réseau d'antennes à deux faisceaux à savoir le faisceau en pinceau qui pointe dans la direction -40°, et le faisceau sectoriel qui pointe dans la direction 10°.

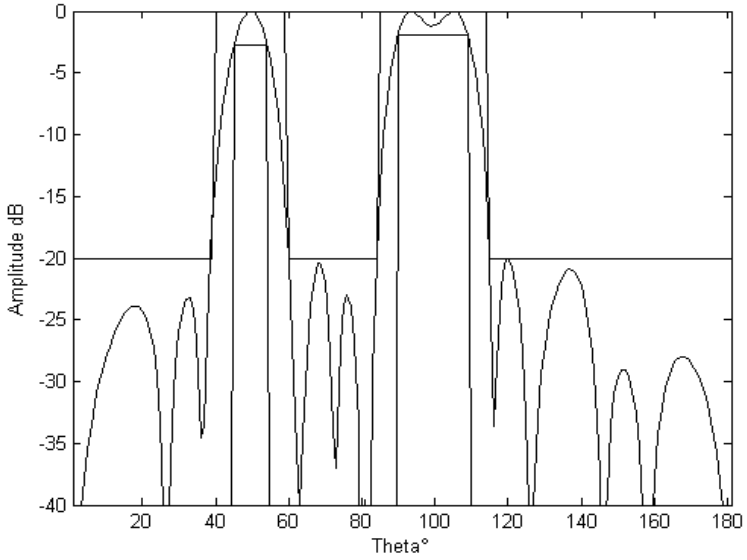


Figure III.15.a *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à - 40°et 10°)*

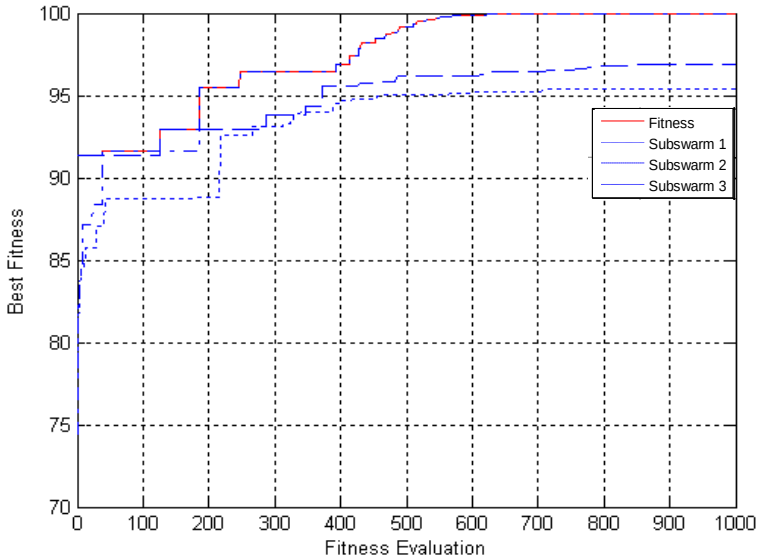


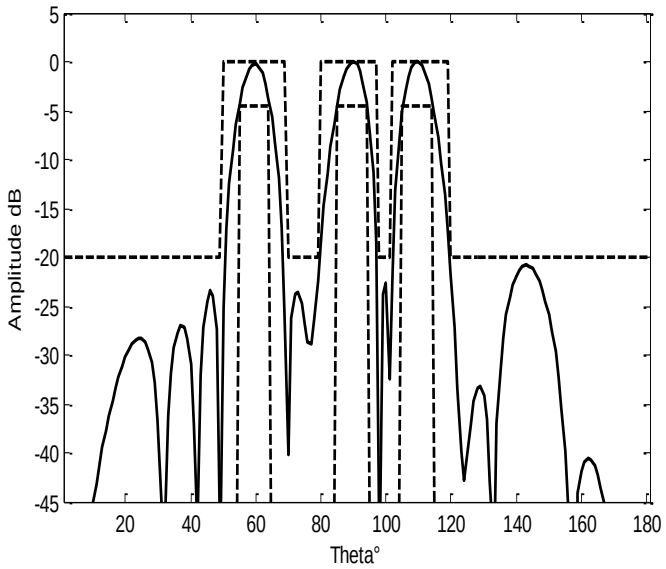
Figure III.15.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Elément N°	-20°, 30° et Zéro à 5°		- 40°et 10°	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.0818	212.2121	0.2564	183.9710
2	0.1671	38.3309	0.2330	98.1076
3	0.3950	28.2411	0.3345	271.3184
4	0.1698	196.8282	0.2212	166.1291
5	0.8430	240.9345	0.5356	66.4345
6	0.0980	226.9715	0.0914	123.1114
7	0.7499	71.9119	0.9892	157.7238
8	0.6378	89.0147	0.8014	130.0843
9	0.6378	-89.0147	0.8014	-130.0843
10	0.7499	-71.9119	0.9892	-157.7238
11	0.0980	-226.9715	0.0914	-123.1114
12	0.8430	-240.9345	0.5356	-66.4345
13	0.1698	-196.8282	0.2212	-166.1291
14	0.3950	-28.2411	0.3345	-271.3184
15	0.1671	-38.3309	0.2330	-98.1076
16	0.0818	-212.2121	0.2564	-183.9710

Tableau III.9 *Valeurs des alimentations des sources*

III.5.2 Réseaux d'antenne à trois faisceaux

La figure III.16.a est représentative de la fonction caractéristique de rayonnement d'un réseau d'antennes constitué de 20 éléments rayonnants, les lois d'alimentations associées aux sources sont calculées par synthèse usant la méthode hybride dans le but de respecté le gabarit désiré, une première comparaison entres les résultats obtenus, implique immédiatement que le modèle hybride donne de meilleur résultats que l'APSO, vu que les lobes secondaire sont inférieur au seuil désiré. On remarque que les lobes principaux sont plus directifs.



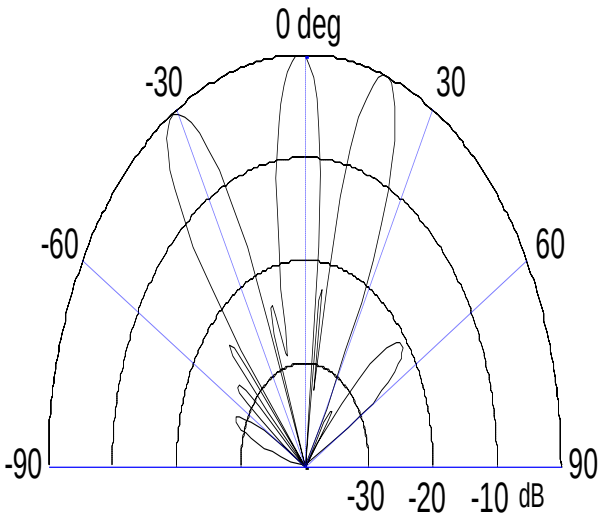


Figure III.16.a *: Diagrammes de rayonnement à trois faisceaux directifs à -30°,0° et 20°*

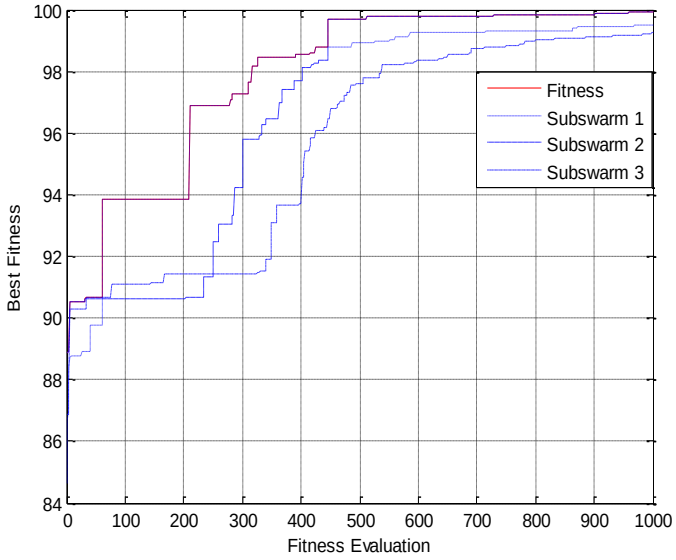
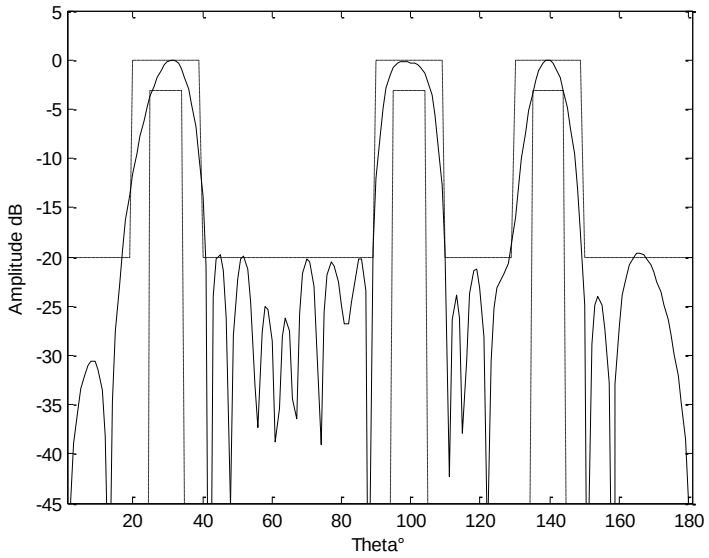


Figure III.16.b *: Evolution de la fonction coût associée*

La figure III.17.a est le résultat graphique de la synthèse sous les mêmes contraintes électromagnétiques indiquées au paragraphe II.11.2 en utilisant APSO, en regardant cette figure, on en déduit, d'emblée, qu'il n'y a pas de net progrès à signaler, par rapport aux résultats obtenus au paragraphe II.11.2 puisque le niveau maximum des lobes secondaires est bien inférieur à -20dB pour les deux approches, et ils ont mis pratiquement le même temps de convergence.



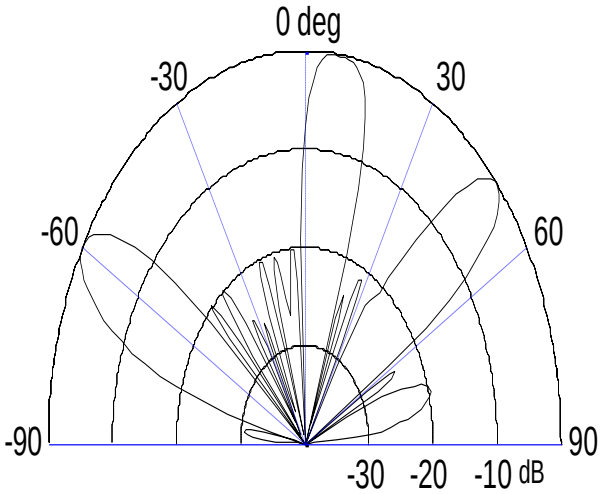


Figure V.17.a *: Diagrammes de rayonnement à trois faisceaux directifs à -60°,10° et 50°*

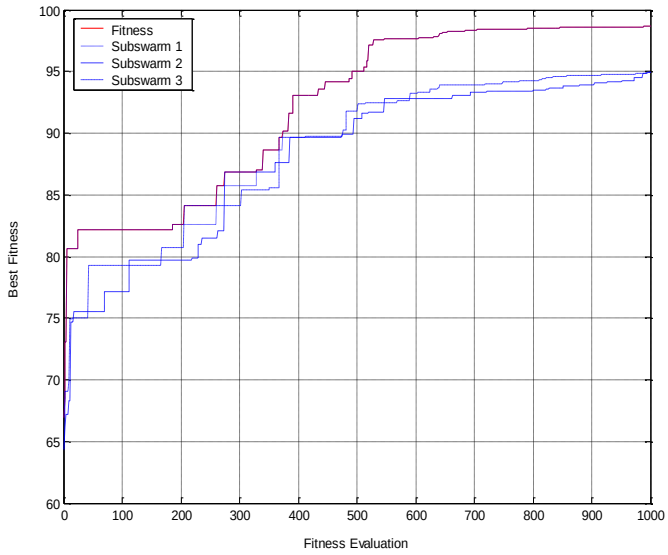


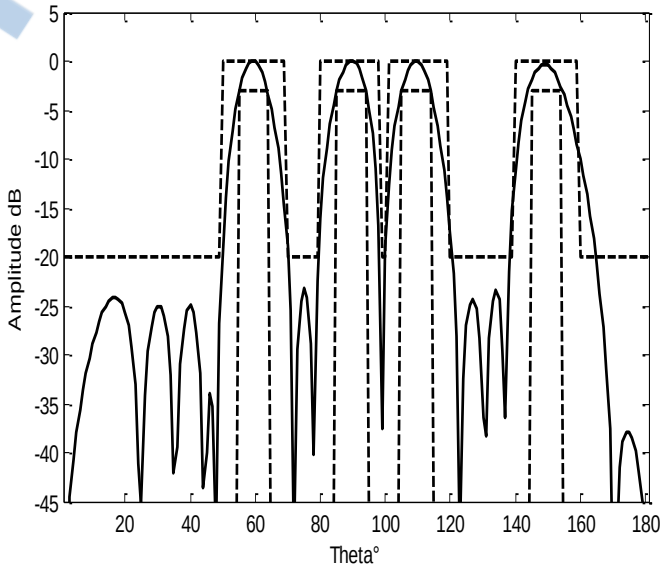
Figure V.17.b *: Evolution de la fonction coût associée*

Element N°	-30°,0° et 20°		-60°,10° et 50°	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.0187	14.3182	0.3174	-89.2496
2	0.1291	-68.4169	0.3788	85.3478
3	0.0723	-148.8201	0.4485	-89.9830
4	0.4628	25.8519	0.3911	96.0564
5	0.5793	13.0233	0.2466	-92.8020
6	0.1048	54.7404	0.4847	-132.3246
7	0.5509	119.6450	0.5174	1.8850
8	0.3262	48.2029	0.9128	-128.1076
9	0.9916	-40.1529	0.9605	-5.6723
10	0.6673	-41.3446	0.2567	-39.4825
11	0.6673	41.3446	0.2567	39.4825
12	0.9916	40.1529	0.9605	5.6723
13	0.3262	-48.2029	0.9128	128.1076
14	0.5509	-119.6450	0.5174	-1.8850
15	0.1048	-54.7404	0.4847	132.3246
16	0.5793	-13.0233	0.2466	92.8020
17	0.4628	-25.8519	0.3911	-96.0564
18	0.0723	148.8201	0.4485	89.9830
19	0.1291	68.4169	0.3788	-85.3478
20	0.0187	-14.3182	0.3174	89.2496

Tableau III.10 *Valeurs des alimentations des sources*

III.5.3 Réseaux d'antenne à quatre faisceaux

La figure III.18.a représente le diagramme de rayonnement d'un réseau symétrique d'antennes imprimées à 20 éléments, dans l'espacement inter élément est fixé à 0.5 λ, la synthèse est effectuée par action sur la loi complexe d'excitation des éléments rayonnants, le maximum de puissance est dirigé vers les quatre directions θ_1= -30°, θ_2= 0°, θ_3= 20°, θ_4= 60°, le niveau maximum des lobes secondaires obtenu est de l'ordre de -23.65 dB.



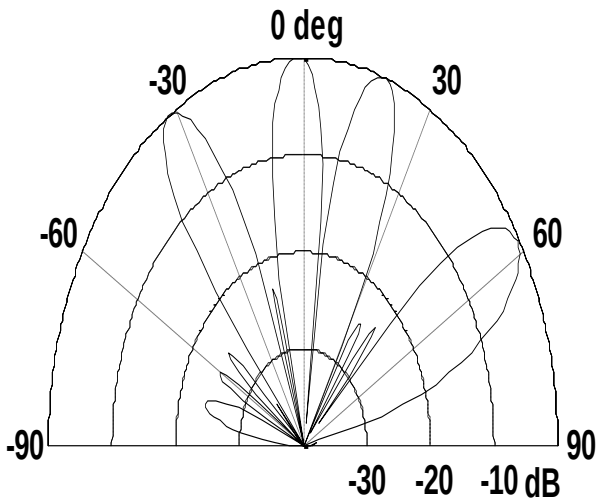


Figure III.18.a *: Diagrammes de rayonnement à quatre faisceaux directifs*

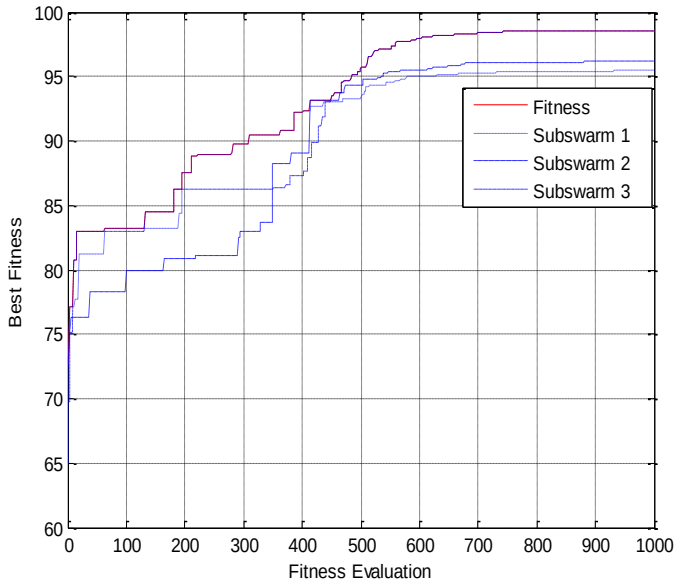


Figure III.18.b *: Evolution de la fonction coût associée*

III.5.4 Réseaux d'antenne à cinq faisceaux

On continue avec le même type de réseau antennes, la figure III.19.a montre une synthèse de cinq faisceaux et dont l'objectif est de s'approcher du gabarit définit. Sur cette figure, on observe que les cinq lobes principaux pointent bien dans les directions réclamées respectivement θ_1=-60°, θ_2=-30°, θ_3=0°, θ_4=20°, et θ_5=60°. Ces lobes sont piégés entre les dix niveaux du diagramme étalon. Le niveau des lobes secondaires vient à bout des -23 dB respectant ainsi la valeur désirée. La contrepartie est le temps de calcul moyennement important puisque l'optimisation met 1000 itérations pour atteindre la solution optimale.

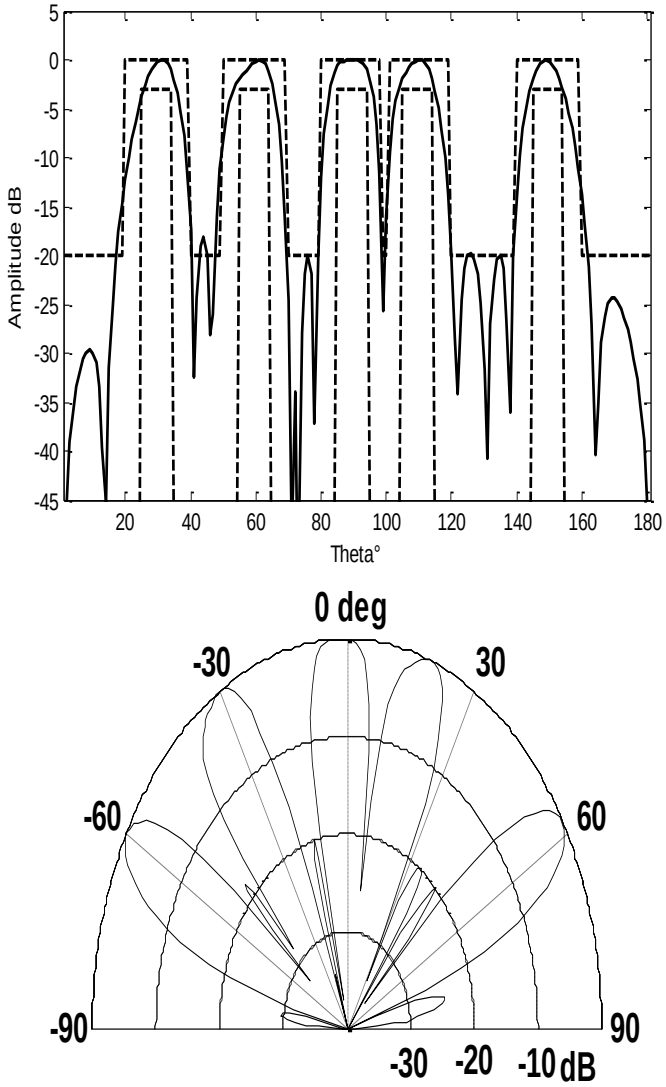


Figure III.19.a *: Diagrammes de rayonnement à cinq faisceaux directifs*

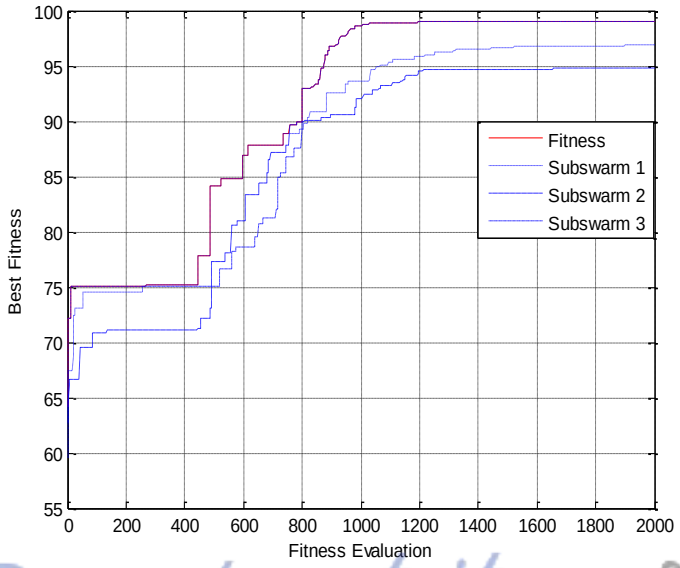


Figure III.19.b : *Evolution de la fonction coût*

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

III.5.5 Réseaux d'antenne à six faisceaux

L'algorithme hybride donne des résultats encourageants pour une synthèse à cinq lobes principaux, il est alors intéressant d'étudier une synthèse en tenant compte des contraintes imposées à partir d'un cahier de charge, c'est le cas d'un gabarit à six faisceaux pointés dans les directions suivantes θ_1= - 60°, θ_2 = -30°, θ_3 = 0°, θ_4 = 20°, θ_5 = 42° et θ_6 = 60°. La figure III.20.a représente le résultat de synthèse pour un gabarit spécifié par un domaine d'ondulation -3 dB, par une largeur maximale des faisceaux de 20° et une largeur minimale de 10°. On constate que le résultat est satisfaisant pour le suivi du gabarit.

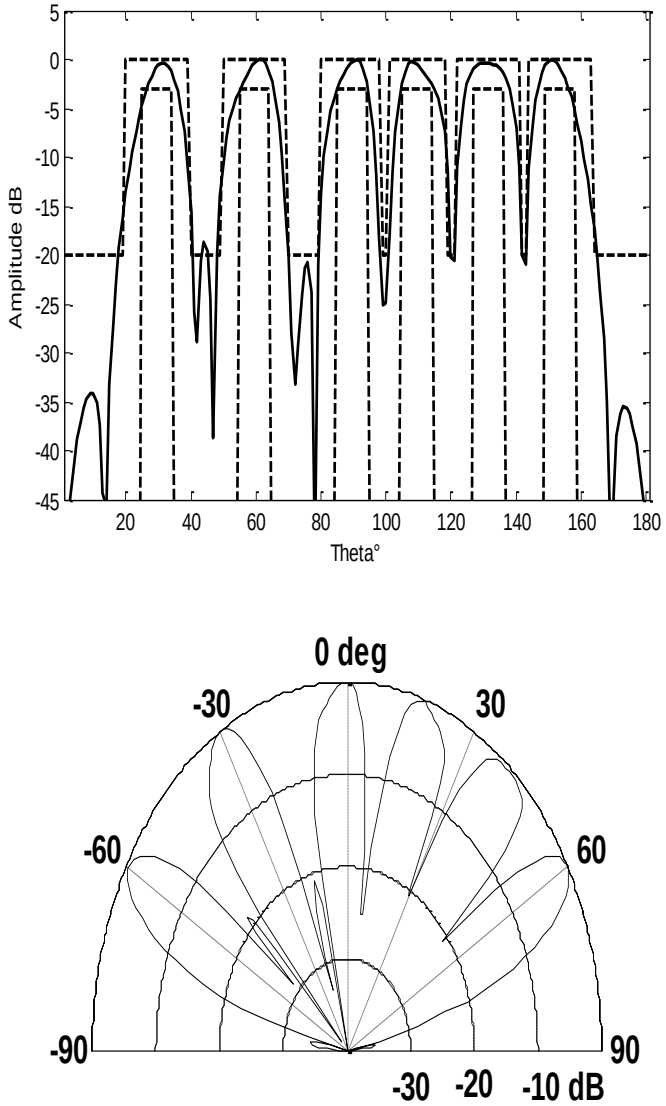


Figure III.20.a *: Diagrammes de rayonnement à cinq faisceaux directifs*

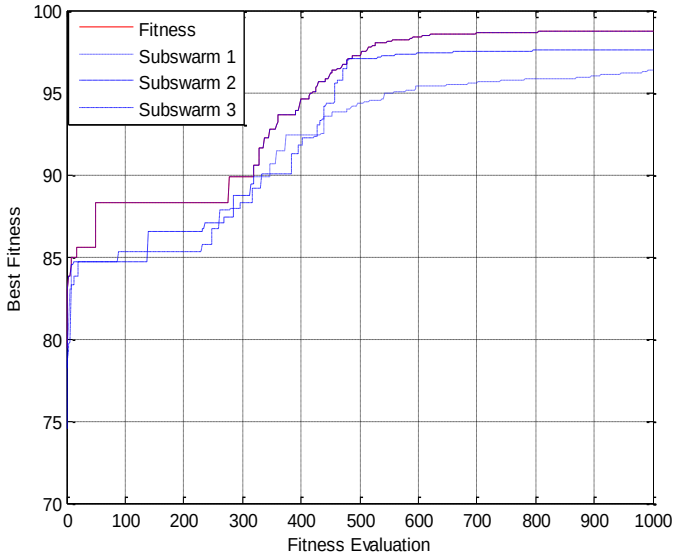


Figure III.20.b *: Evolution de la fonction coût*

Element N°	-30°, 0°, 20° et 60°		-60°, -30°, 0°, 20°, et 60°		- 60°, -30°, 0°, 20°, 42° et 60°	
	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)	Amplitude	Phase (Degré)
1	0.1006	-61.6503	0.2099	-101.0182	0.2943	-88.3386
2	0.2094	108.0255	0.2777	112.7867	0.2986	85.6973
3	0.2119	-51.0334	0.3835	-79.6068	0.4032	-84.5514
4	0.2074	88.8027	0.5819	100.7203	0.5905	81.0907
5	0.3661	-147.725	0.4763	-64.7041	0.4962	-56.6942
6	0.6384	20.9703	0.1094	-41.9863	0.3927	43.2583
7	0.3477	-28.6307	0.2738	33.6441	0.7684	122.4296
8	0.7013	-12.6452	0.7132	17.2632	0.5303	-80.4375
9	0.8981	104.2153	0.8468	50.4317	0.9469	6.0963
10	0.3524	5.5462	0.7477	-102.8975	0.7611	-79.0911
11	0.3524	-5.5462	0.7477	102.8975	0.7611	79.0911
12	0.8981	-104.215	0.8468	-50.4317	0.9469	-6.0963
13	0.7013	12.6452	0.7132	-17.2632	0.5303	80.4375
14	0.3477	28.6307	0.2738	-33.6441	0.7684	-122.4296
15	0.6384	-20.9703	0.1094	41.9863	0.3927	-43.2583
16	0.3661	147.7257	0.4763	64.7041	0.4962	56.6942
17	0.2074	-88.8027	0.3835	-100.7203	0.5905	-81.0907
18	0.2119	51.0334	0.3835	79.6068	0.4032	84.5514
19	0.2094	-108.025	0.2777	-112.7867	0.2986	-85.6973
20	0.1006	61.6503	0.2099	101.0182	0.2943	88.3386

Tableau III.11 *Valeurs des alimentations des sources*

III.5.6 Réseaux d'antenne à neuf faisceaux orthogonaux

La formation des faisceaux multiples est possible, mais il y a une limitation. Deux faisceaux adjacents ne peuvent pas être formés simultanément car ils s'additionnent et produisent un faisceau simple.

Si on veut commuter entre divers pointages de faisceaux, on peut soit utiliser des systèmes d'alimentations actifs (amplis variables pour les amplitudes et déphaseurs) ou des circuits passifs. Dans ce dernier cas, pour chaque direction de lobes désirés, il faudrait en théorie un circuit de distribution différent. En réalité, on utilise des circuits permettant, suivant l'entrée choisie, d'appliquer les phases voulues aux antennes. C'est ce que l'on appelle les répartiteurs de faisceaux passifs.

Nous présentons ici le résultat de la synthèse par le modèle hybride des faisceaux orthogonaux, croisement à -3db et le minimum d'un lobe à -20dB correspond au maximum de lobes adjacents. Le but est alors de pouvoir couvrir un angle donné par le balayage d'un faisceau de gain élevé (au lieu d'un large faisceau faible gain), pour obtenir une couverture optimale, il faut alors que les faisceaux se recoupent au plus à –3 dB. Nous citons ici exemple d'application au système de communication indoor couverture +40/-40° par pas de 10°, ou encore exemple de système radar par un pas plus réduit. Les excitations synthétisées sont représentées dans le tableau III.12.

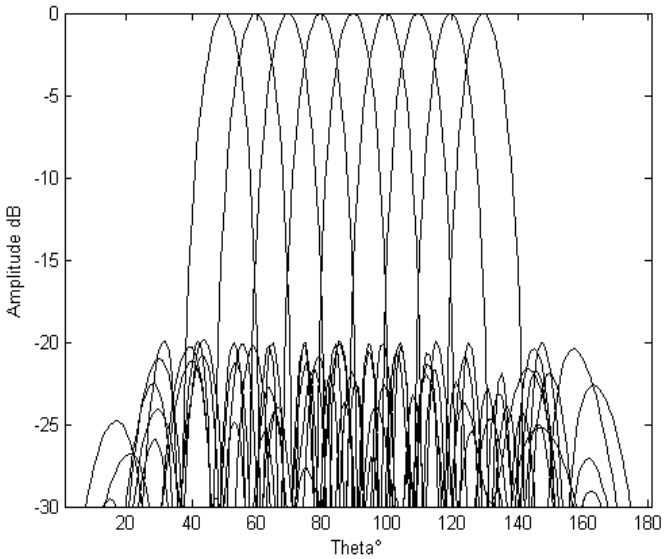


Figure III.21 *: Schéma représentatif de 9 faisceaux orthogonaux Synthétisés par le modèle hybride*

-40°		**-30°**		**-20°**		**-10°**	
Amp	Phase (Rad)	Amp	Phase (Rad)	Amp	Phase (Rad)	Amp	Phase (Rad)
0.6699	0.9640	0.8845	0.7878	0.9262	0.6759	0.8899	3.3249
0.6822	3.1538	0.8200	2.4523	0.6968	1.7338	0.8336	4.1665
0.5954	5.1604	0.8136	4.1321	0.7468	2.8304	0.8086	4.6649
0.5897	1.0641	0.6636	5.7171	0.6343	4.0508	0.4846	5.4393
0.4843	2.9852	0.5626	1.1436	0.6232	5.0440	0.6084	5.8236
0.4968	5.0111	0.4530	2.7371	0.3322	0.2101	0.4666	0.5635
0.3657	1.0104	0.4021	4.5371	0.1031	1.7976	0.0520	5.2867
0.2082	3.8469	0.1451	2.6476	0.0106	3.4867	0.0386	4.3915

0°		**10°**		**20°**		**30°**		**40°**	
Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)
0.7169	3.1496	0.6560	2.9323	0.7910	2.5302	0.7349	5.5250	0.7505	2.1054
0.5854	3.3479	0.5639	2.6367	0.5998	1.8106	0.5965	3.9578	0.7052	0.3396
0.6266	3.2149	0.6392	1.8631	0.7621	0.7337	0.7036	2.5836	0.7182	4.5695
0.4421	3.5939	0.4375	1.5138	0.5434	5.6106	0.5070	1.0072	0.6114	2.5540
0.4488	3.3582	0.3756	1.1217	0.4343	5.0305	0.4103	5.8419	0.3935	0.6572
0.2480	4.1293	0.2201	0.4458	0.3379	4.3932	0.4039	4.6094	0.4713	4.8950
0.2096	3.0066	0.1185	0.6437	0.2825	2.4253	0.3185	2.7638	0.4304	2.9073
0.1384	0.2360	0.0970	3.6139	0.1372	5.2228	0.1451	5.7997	0.1307	6.2075

Tableau III.12 *: Les excitations synthétisées en amplitude et en phase*

D'après les résultats obtenus par l'APSO, on remarque d'une part la possibilité de la synthèse de réseaux d'antennes à faisceaux multiples avec un niveau de lobes secondaires inférieur à -20dB. Et d'autre part, la difficulté à réduire le niveau de lobes secondaires pour un nombre de faisceaux supérieur à deux. Bien que l'optimisation par essaim de particules performe bien dans les premières itérations, elle a le problème d'atteindre la valeur la plus proche de l'optimum globale lorsque le nombre de contraintes est assez élevé en comparant

avec le modèle hybride et spécialement en terme de nombre de faisceaux synthétisés, elle prouve ses limites lorsque le nombre de faisceaux dépasse trois.

Nombre de faisceaux (Dépointage)	APSO		Modèle Hybride	
	NLSmax	Nombre itérations	NLSmax	Nombre itérations
-20°et 40°	-24dB	459	-33dB	2000
-50°et 50 °	-22,17dB	600	-30 dB	206
0°et 50 °	-25dB	536	-30 dB	600
-30°,0° et 20°	-23.6 dB	409	-21dB	1000
-60°,10° et 50°	-20dB	1000	-20dB	1000
-30°, -10°, 20°et 60°	-	-	-23.65 dB	1000
60°,30°,0°,10°, et 60°	-	-	-23 dB	1000
-60°,-30°, 0°,20°, 42° et 60°	-	-	-20dB	1000

Tableau III.13 *: comparaison entre APSO et le modèle hybride*

III.6 CONCLUSION

Nous avons exploité la représentation en essaim avec les opérateurs des algorithmes génétiques et la notion des sous populations, pour développer un nouveau outil de synthèse et ceci pour répondre aux spécifications de rayonnement désiré.

La synthèse est effectuée par action sur les différents paramètres des réseaux, afin de générer : un seul faisceau, un faisceau et un zéro, duel faisceaux, deux faisceaux et un zéro, et jusqu'aux six faisceaux simultanément. Nous avons développé un autre aspect de faisceaux multiples, c'est celui des faisceaux orthogonaux.

La comparaison de l'approche hybride avec la version APSO, a mis en évidence la fiabilité du modèle hybride. La validité de ce modèle a été supportée par les différents cas de simulation. Les résultats obtenus montrent la faisabilité et l'efficacité de l'utilisation de modèle hybride. Ainsi les simulations présentent des résultats satisfaisants sur les performances des faisceaux.

CHAPITRE IV

MODÉLISATION DE RÉSEAUX D'ANTENNES MULTI FAISCEAUX PAR LES RÉSEAUX DE NEURONES

IV.1 INTRODUCTION

Dans la première partie de notre travail, nous avons développés des méthodes de synthèse en utilisant différentes approches d'optimisations et de recherche de la solution optimale de la loi d'alimentation et/ou la répartition spatiale, permettant de répondre à un diagramme de rayonnement mono-faisceau ou multifaisceaux désiré par l'utilisateur ou le concepteur. Dans cette deuxième partie, nous nous sommes intéressés à la modélisation du problème de synthèse de diagrammes de rayonnement multifaisceaux par un modèle intelligent basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Un réseau neuronal artificiel à des caractéristiques privilégiées représentées par sa capacité à apprendre des informations, à généraliser, et à identifier des fonctions non linéaires multidimensionnelles. L'emploi des réseaux de neurones plutôt que des techniques classiques pour l'approximation de fonction peut se justifier par les arguments suivants:

- ✓ Simplicité de mise en œuvre (*peu d'analyse mathématique préliminaire*).
- ✓ Capacité d'approximation universelle prouvée.
- ✓ Possibilité de prendre le point de vue "processus = boîte noire".
- ✓ Capacité d'adaptation aux conditions imposées par un environnement quelconque.
- ✓ Réalisation matérielle parallèle inhérente (*"neural chips"*).

Dans la première partie de ce chapitre, nous décrivons en détails les concepts fondamentaux et les notions liées aux réseaux neuronaux (neurone biologique, modèle mathématique, type de réseaux, algorithmes d'apprentissage …). Dans la deuxième partie, nous exposons le modèle neuronal adopté dans nos propres démarches de modélisation, qui est le réseau RBF, et la base d'apprentissage élaborée à partir des résultats fournis par la méthode de synthèse hybride (chapitre III).

Les paramètres pris en compte dans notre base d'apprentissage sont les amplitudes et les déphasages des éléments en fonction des directions désirées. L'efficacité de ce modèle est représentée par sa capacité à prédire le comportement non linéaire des valeurs synthétisées et par sa rapidité au niveau de la vitesse de convergence. La capacité de modélisation par un réseau neuronal est évaluée à travers sa comparaison avec la méthode classique (le modèle hybride) du chapitre (III).

IV.2 Réseaux de Neurones : Théories fondamentales

Le début des premiers travaux associés à cette étude s'est déroulé dans les années 1940 lorsque McCulloch et Pitts font une description d'un système simple décrivant les propriétés du système nerveux. Le premier modèle de réseau est apparu au début des années 50 mais c'est à la fin de celles-ci que Frank Rosenblatt (1958) présenta le perceptron, premier modèle démontrant un réel processus d'apprentissage. Suite à la publication ''Perceptrons'' de Later, Minsky et Papert en (1969) qui contient une étude critique des perceptrons démontrant par des exemples que les perceptrons ont l'impossibilité de comprendre la fonction XOR, la recherche dans ce domaine tombe dans une éclipse durant deux décades. Durant les années 70, les réseaux de neurones semblent oubliés à jamais. Malgré cette atmosphère négative, certains chercheurs comme Anderson, Grossberg et Kohonen ont continué leurs recherches et sont arrivés à de bons résultats **[28]-[29]**.

C'est l'évolution des systèmes informatiques et leur disponibilité qui permettent plus facilement la simulation des réseaux de neurones au début des années 80. De plus, des nouvelles découvertes dans ce domaine contribuent au retour de cette approche comme par exemple, le modèle de Hopfield (1982) ou les recherches du groupe Rumelhart, Hinton et Williams (1986) qui sont arrivés à découvrir l'algorithme de la rétropropagation et à démontrer que ces règles d'apprentissage donnent la possibilité aux réseaux de neurones d'apprendre des fonctions tel le XOR, qui était impossible pour le perceptron.

Un ordinateur conventionnel possède une seule unité de traitement par laquelle transitent toutes les données. Sa structure est donc très différente de celle du cerveau. Un réseau neuronal présente, pour sa part, plus d'analogies avec le cerveau en ce qu'il comporte un grand nombre d'unités de traitements simples qui traitent chacune une petite partie des données mais de manière parallèle. Les ordinateurs conventionnels se sont révélés extrêmement efficaces pour effectuer des calculs à grande vitesse. Mais, pour des tâches difficiles à accomplir, telles que la reconnaissance des formes, en particulier, la reconnaissance de l'écriture manuscrite, la reconnaissance d'un visage particulier, ou l'expression de ce visage, il devient plus difficile de rédiger un ensemble d'instructions permettant de l'identifier.

Les capacités d'apprentissage du cerveau résultent essentiellement des fonctionnements collectifs et simultanés des neurones qui le composent, organisés en réseaux fortement interconnectés. La création de systèmes de neurones exige la connaissance

Rapport-Gratuit.com

approfondie de plusieurs domaines scientifiques. Des spécialisations au niveau médical, principalement en neurophysiologie sont requises pour l'apport d'informations sur le fonctionnement du cerveau humain. Des notions de mathématiques ainsi que de la physique sont impératives pour la création de formules permettant la modélisation du cerveau.

IV.2.1 Le neurone biologique

Les cellules nerveuses, appelées neurones vivants, sont les éléments de base du système nerveux central. Le système nerveux contient 1000 milliards, avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone. Bien que les neurones ne soient pas tous identiques, leur forme et certaines caractéristiques permettent de les répartir en quelques grandes classes. Il est aussi important de noter que les neurones n'ont pas tous un comportement similaire en fonction de leur position dans le cerveau. On peut décomposer le neurone en trois régions principales : le corps cellulaire, l'axone et l'arborisation dendritique, (Figure IV.1).

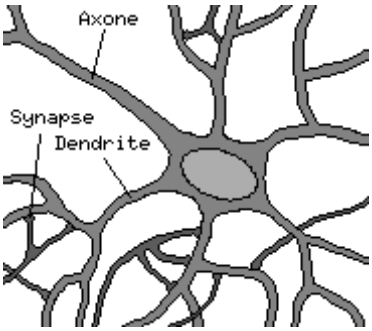


Figure IV.1 : *Un neurone biologique*

IV.2.1.1 Le corps cellulaire

Le corps cellulaire aussi appelé soma, constitue l'élément principal du neurone. Il contient le noyau cellulaire renfermant lui-même le génome, c'est-à-dire l'information génétique de l'organisme dont le neurone est issu. Ce noyau baigne dans un cytoplasme (pour faire simple, un fluide) contenant une très grande quantité de molécules, dont particulièrement les éléments de la "machinerie cellulaire" qui permettent à la cellule de traduire ses gènes en protéines fonctionnelles (ex : enzymes) ou constitutives (ex : protéines du cytosquellette).

IV.2.1.2 L'axone

L'axone est le prolongement cellulaire principal et c'est grâce à lui que le neurone va transmettre les informations. A son extrémité se trouve l'arborisation terminale (= pôle émetteur de la cellule) où se trouve un nombre plus ou moins important de terminaisons synaptiques.

IV.2.1.3 Les dendrites

Les dendrites représentent le deuxième type de prolongement cellulaire et se trouvent en grande quantité autour du soma, c'est pourquoi on parle souvent d'arborisation dendritique. Les dendrites constituent le pôle récepteur de la cellule et c'est à cet endroit que vont se faire les connexions avec les autres neurones.

IV.2.1.4 La synapse

C'est une jonction entre deux neurones et généralement (car il existe des synapses axo- axonales par exemple) entre l'axone d'un neurone et une dendrite d'un autre neurone.

La réponse du neurone biologique est en général non linéaire, mais les neurophysiologistes ont trouvé que pour quelques neurones biologiques, le signal de sortie est proportionnel à la combinaison linéaire de tous les signaux d'entrés fournis par les autres neurones du système nerveux.

IV.2.2 Fonctionnement des neurones

Au point de vue fonctionnel, il faut considérer (pour simplifier) le neurone comme une entité polarisée, c'est-à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone. Pour rentrer un peu dans le détail, le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites. Il va ensuite y avoir sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces informations et via un potentiel d'actions (=un signal électrique) le résultat de l'analyse va transiter le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques. A cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs (médiateurs chimiques) dans la fente synaptique. Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse (dans le cas d'une synapse chimique), les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Au niveau post-synaptique, sur la membrane dendritique, se trouvent des récepteurs pour les neurotransmetteurs. Suivant le type de neurotransmetteur et le type des récepteurs, l'excitabilité du neurone suivant va augmenter ou diminuer, ce qui fera se propager ou non l'information.

Les synapses possèdent une sorte de "mémoire" qui leur permet d'ajuster leur fonctionnement. En fonction de leur "histoire", c'est-à-dire de leur activation répétée ou non entre deux neurones, les connexions synaptiques vont donc se modifier.

IV.2.3 Le neurone formel (Artificiel)

IV.2.3.1 Le modèle mathématique

Le modèle de neurone formel présenté ici, du à Mac Culloch et Pitts, est un modèle mathématique très simple dérivé d'une analyse de la réalité biologique. Il est considéré comme un automate relié à des automates voisins, par des connexions représentées par des poids réels, qui reçoit à son entrée des signaux délivrés par les neurones auxquels il est connecté, et il fournit à la sortie un signal qui dépend à la fois de ses signaux d'entrée et des poids de ses différentes connexions (somme pondéré A_i), (Figure IV.2).

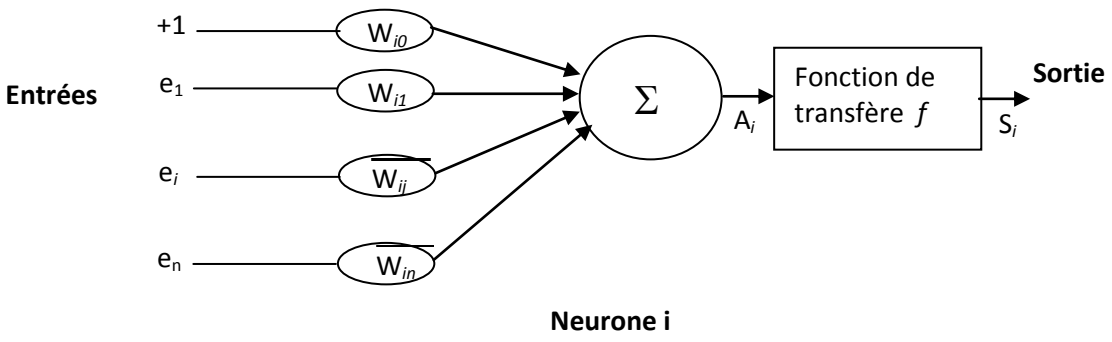


Figure IV.2 : Schéma *fonctionnel du neurone formel*

On peut donc, d'après la (Figure IV.2), définir un neurone formel par les paramètres suivants :

1. Un ensemble des connexions (ou synapses) dont chacune se caractérise par un poids réel. Le signal e_j se trouvant à l'entrée de la synapse j qui est connectée au neurone i. Ce signal est multiplié par le poids de la synapse w_{ij}. w_{ij} est donc le poids de la connexion dirigée du neurone j vers le neurone i. Si le poids est positif on aura donc un effet excitateur, s'il est négatif alors l'effet est inhibiteur.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

2. La somme pondérée A_i des signaux d'entrée $(e_j)_{1\leq j\leq n}$ du neurone i qui sont en même temps les signaux de sortie des neurones de la couche amont auquel ce neurone est connecté. La somme A_i est donnée par l'expression suivante :

$$A_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij} + \theta_i = \sum_{j=0}^{n} w_{ij}.e_j \qquad \text{(IV.1)}$$

où :

$w_{i0} = \theta_i$, $e_0 = +1$ et n est le nombre de neurones de la couche amont.

3. Le seuil θ_i propre au neurone i qui est un nombre réel et qui représente la limite à partir de laquelle le neurone s'activera. Ce seuil peut jouer le rôle de poids de la connexion qui existe entre l'entrée fixée à +1 et le neurone i.
4. La fonction de transfert *f* qui limite en général l'amplitude de la sortie $S_i = f(A_i)$ du neurone entre [-1, 1]. Elle existe sous différentes formes, telles que : fonction non linéaire, fonction à seuil binaire, fonction linéaire à seuil, etc.

IV.2.3.2 Fonction de transfert

En général, la fonction de transfert *f* d'un neurone représente l'état d'activation de ce neurone. Elle peut prendre les formes principales suivantes :

1. Fonction à seuil binaire (hard limiter) ou fonction signe (Signum function) (Figure IV.3.a).

$$f(x) = \begin{cases} 1 & si\ \ x > 0 \\ -1 & si\ x < 0 \end{cases} \qquad \text{(IV.2)}$$

De cette fonction on peut définir la fonction d'Heaviside (Comparator) *h(x)*, telle que :

$$h(x) = \frac{f(x)+1}{2} \qquad \text{(IV.3)}$$

2. Fonction linéaire à seuil *f(x)* (Figure IV.3.b):

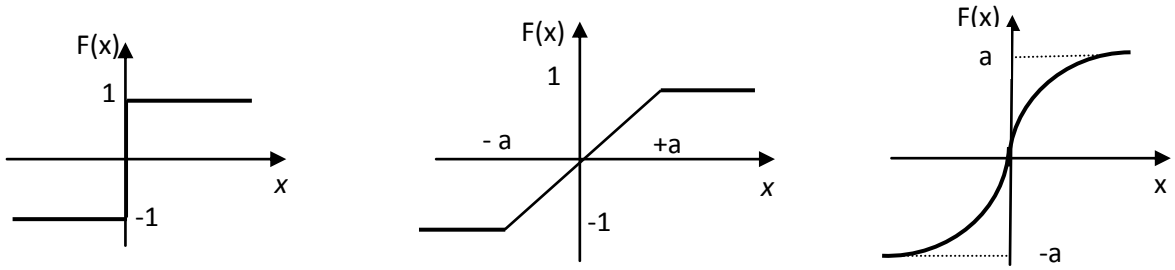
$$f(x) = \begin{cases} 1 & si\ \ x > a \\ -1 & si\ x < a \\ x\ si\ \ x \in [-a, a] \end{cases} \qquad \text{Où a est un nombre positif} \qquad \text{(IV.4)}$$

3. Fonction sigmoïde (sigmoid limiter), (Figure IV.3.c).

$$f(x) = \tanh(a\,x/2) = \frac{1-e^{-ax}}{1+e^{-ax}} \qquad (a > 0) \tag{IV.5}$$

Où α est le gain de la fonction sigmoïde et il caractérise la forme sigmoïde de la fonction. Cette fonction sigmoïde est souvent utilisée sous forme simplifiée :

$$f(x) = \frac{1+f(x)}{2}\Big|_{a\,=\,1} = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{IV.6}$$



(a) **(b)** **(c)**

Figure IV.3 : *fonctions de transfert*
(a) : *fonction Signe*
(b) : *fonction linéaire à seuil*
(c): *fonction sigmoide*

IV.2.4 Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est un ensemble de neurones formels associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. Les réseaux de neurones artificiels ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les réseaux de neurones artificiels ressemblent donc au cerveau car, non seulement, la connaissance est acquise à travers un apprentissage mais de plus, cette connaissance est soit stockée dans les connexions entre les entités, soit dans les poids synaptiques. La structure des connexions entre les différents neurones détermine la topologie du réseau. On peut classer les réseaux de neurones artificiels dans trois grandes catégories **[30]** :

1. Réseau neuronal multicouche de type Feed- Forward (réseau non bouclé).
2. Réseau récurrent (réseau bouclé)
3. Réseau cellulaire.

IV.2.4.1 Réseaux neuronaux multicouches de type Feed- Forward

Appelés aussi "réseaux de type Perceptron", ce sont des réseaux dans lesquels l'information se propage couche en couche sans que le retour en arrière soit possible. On trouve le perceptron monocouche et le perceptron multicouche. Le premier est un réseau simple, puisqu'il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie, sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Le perceptron multicouche MLP (Multilayer perceptron) (Figure IV.4) est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (à l'exception des couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les neurones d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR.

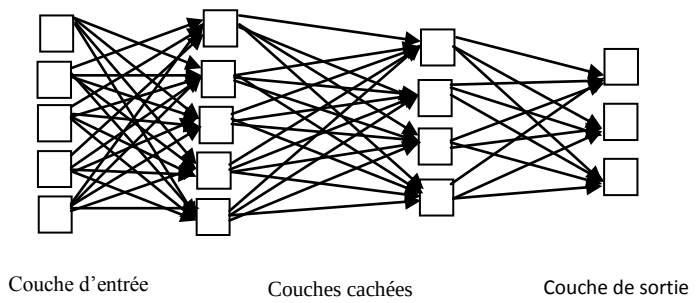


Figure IV.4 : *Structure de MLP*

Ce réseau est considéré comme un système neuronal non linéaire statique. Il existe trois types de réseaux neuronaux multicouches de type Feed-forward qui sont : Le perceptron

multicouche MLP, le réseau RBFNN (Radial- Basis- Function Neural Network) et le réseau d'ondelettes WNN (Wavelet Neural Network) **[31]**.

IV.2.4.2 Réseaux récurrents

Appelés aussi réseaux bouclés ou dynamiques (Figure IV.5), ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information. Des connexions apparaissent entre la sortie du réseau et les neurones qui se trouvent dans des couches amont. Ces réseaux sont souvent utilisés pour identifier des systèmes dynamiques non linéaires.

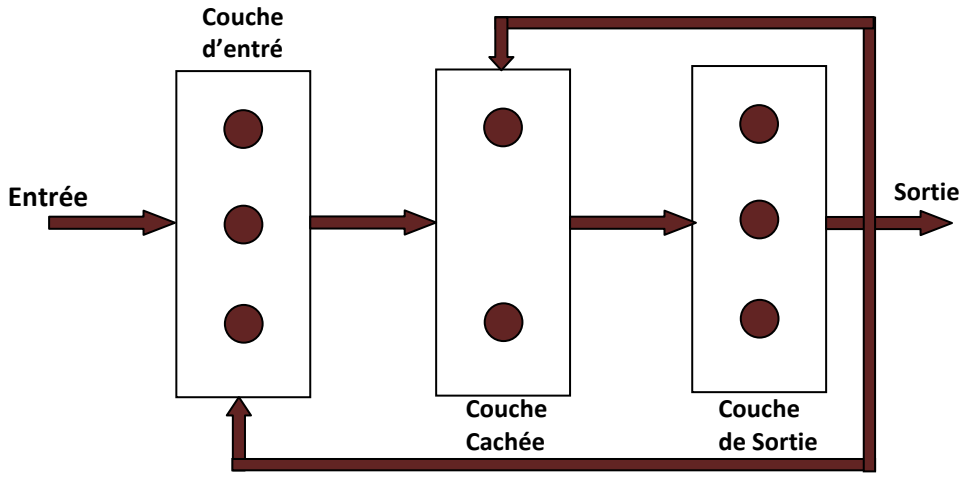


Figure IV.5 : *Structure d'un réseau neuronal récurrent*

IV.2.4.3 Réseaux cellulaires

Dans un réseau cellulaire (Figure IV.6), les neurones sont entièrement connectés dans un plan où chaque neurone est relié à tous les neurones qui les entourent. Une connexion entre deux neurones peut être bidirectionnelle.

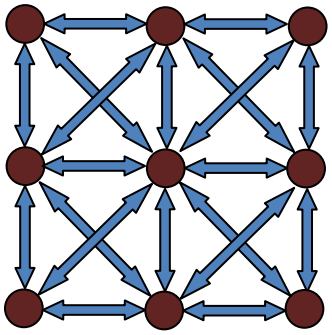


Figure IV.6 : *Réseau cellulaire*

IV.2.5 Différents types de réseaux neuronaux multicouches de types Feed-forward

La construction de réseau neuronal multicouche de type Feed-forward **[32]** pour l'identification d'une fonction non linéaire à plusieurs variables dépend de 4 points essentiels:

1. Le choix du type de neurones à utiliser dans le réseau, c'est-à-dire le choix de la fonction d'activation des neurones cachés.
2. Le choix de topologie de réseau, c'est-à-dire le choix du nombre de couches et de neurones cachés.
3. L'initialisation du réseau ou le choix du point de départ du réseau avant de lancer la phase d'apprentissage. Il existe trois types de réseaux neuronaux multicouches de type Feed forward, chacun étant basé sur une base de fonctions d'activation différente et possédant une procédure d'initialisation adaptée aux paramètres de la fonction d'activation choisie :
   a. Le perceptron multicouche MLP (multilayer perceptron) ou le réseau ABFNN (Affine-Basis- Function Neural Network).
   b. Le réseau RBFNN (Radial-Basis-Function Neural Network or Localized Receptive Field Network).
   c. Le réseau d'ondelettes WNN (Wavelet Neural Network).
4. L'apprentissage du réseau.

IV.2.5.1 Perceptron multicouche MLP ou réseau ABFNN

Le perceptron multicouche MLP (Figure IV.7) est un réseau neuronal de type Feedforward, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les neurones d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions sigmoïdes. Ce type de réseau est considéré comme un approximateur universel **[33]-[35]**.

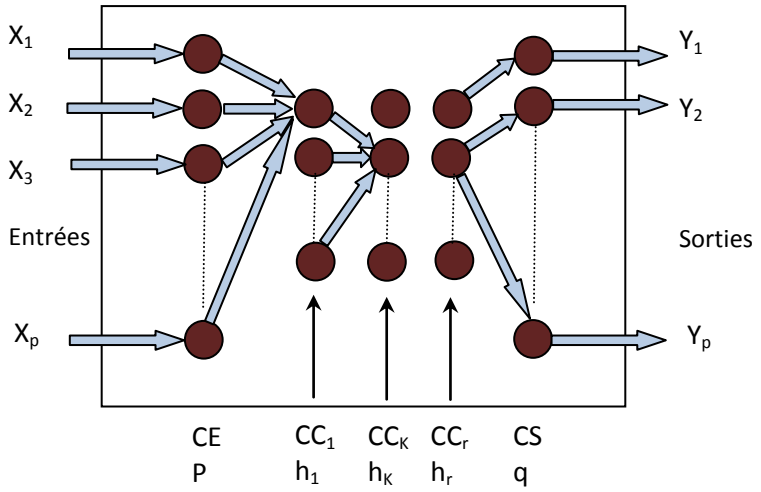


Figure IV.7 : *Perceptron multicouche*

CE : couche d'entrée

CC : couche cachée

CS : couche de sortie

P : nombre de neurones d'entrée

q : nombre de neurones de sortie

r : nombre de couches cachée

h_k : nombre de neurones dans la couche cachée numéro k

L'équation représentative non linéaire de la o^{ème} sortie (1≤ o ≤ q) d'un perceptron multicouche constitué d'une couche d'entrée, de plusieurs couches cachées et d'une couche de sorite est donnée par :

$$Y_0 = (N_{\theta_N}^{W})_o(X) = f_s\left(\sum_{j=1}^{h_r} w_{sj} \,.\, f_c\left(\sum_{k=1}^{h_r-1} w_{jk}\, f_c\left(f_c\left(\sum_{i=1}^{p} w_{li}x_i + \theta_l\right)\right) + \theta_j\right) + \theta_s\right) \quad \text{(IV.7)}$$

Où

- ✓ ***fs*** : est la fonction d'activation du neurone de sortie, elle peut être linéaire ou non.
- ✓ ***fc*** : est celle d'un neurone appartenant à une couche cachée, toujours non linéaire.
- ✓ $\boldsymbol{X = (x_1, x_2, \ldots, x_p)^T}$ est le vecteur d'entrée du réseau.
- ✓ $\boldsymbol{\Theta_N}$ est la base d'apprentissage et ***W*** est l'ensemble des paramètres du réseau (poids $\boldsymbol{w_{jk}}$ et seuil $\boldsymbol{\theta_j}$).

- ✓ w_{jk} est le poids de la connexion reliant le $k^{ème}$ neurone d'une couche amont avec le $j^{ème}$ neurone de la couche aval et θ_j est le seuil propre au neurone j.

Le nombre de paramètres d'un *MLP* est :

$h_1p + h_2h_1 + h_3h_2 + \ldots + h_rh_{r-1} + qh_r + h_1 + h_2 + h_3 + \ldots + h_r + q$

Si le réseau est constitué d'une seule couche cachée (r =1) et si la fonction f_s est linéaire, alors l'expression précédente devient :

$$Y_0 = (N_{\theta_N}^{W})_o(X) = \left(\sum_{j=1}^{h_1} w_{sj} \,.\, f_c\left(\sum_{k=1}^{p} w_{jk} \,.\, x_k + \theta_j\right) + \theta_s\right) \qquad \text{(IV.8)}$$

Le nombre de paramètre de ce réseau est $h_1(p+q+1)+q$.

Jusqu'à présent, le problème qui reste le plus difficile à résoudre est le problème de l'obtention de l'architecture adéquate du réseau, en d'autres termes le problème est de trouver les nombres optimaux de couches cachées et de neurones dans chaque couche, ainsi que le bon choix des valeurs initiales des poids de connexions du réseau.

Initialisation du MLP

La nature de la fonction sigmoïde et le manque d'informations nécessaires sur le choix du point de départ du ***MLP***, nous obligent à initialiser les différents paramètres du réseau par des petites valeurs générées aléatoirement et distribuées uniformément dans un intervalle bien défini. Cette initialisation empêche d'une part les neurones cachés d'avoir des poids identiques pendant l'apprentissage et d'autre part la saturation du réseau. Car si les poids de connexions du réseau initial étaient très élevés, les différents neurones du réseau se saturent après quelques itérations d'apprentissage et le réseau subira un blocage dans un minimum local ou dans une région aplatie de la surface d'erreur très proche du point de départ du réseau.

IV.2.5.2 Réseau RBFNN

Un réseau RBFNN **[36]-[40]** est une alternative au *MLP*. Il est composé d'une seule couche cachée non linéaire et d'une couche de sortie linéaire. La fonction d'activation souvent utilisée dans la couche cachée est la fonction Gaussienne :

$$f_{\sigma,T}(x) = e^{\frac{-\|X-T\|^2}{2\sigma^2}} \qquad \text{(IV.9)}$$

Rapport-Gratuit.com

$\sigma > 0\ et\ \|X - T\|^2 = (X - T)^T (X - T)$

Où $X = (x1,x2,...,xn)^T \in R^n$ est le vecteur d'entrée du neurone caché et $T = (t1,t2,...,tn)^T \in R^n$ est le vecteur qui représente le centre de la fonction d'activation de ce neurone.

La figure IV.8 représente un neurone RBF avec R entrées.

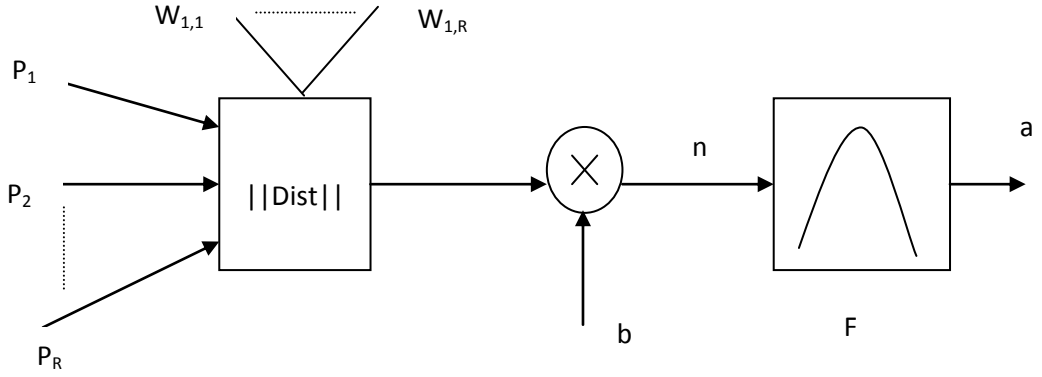


Figure IV.8 : *Modèle neuronal RBF*

Dans ce cas, l'entrée de la fonction de transfert radiale de base est le vecteur distance entre son poids *W* et le vecteur des entrées *P*, multiplié par le biais *b*.

La fonction de transfert pour un neurone radial de base est :

$$radbas(n) = e^{-n^2} \qquad \text{(IV.10)}$$

La fonction radiale de base a pour maximum 1 quant son entrée est 0. Un neurone radial de base agit comme un détecteur qui produit 1 si l'entrée *P* est identique à son vecteur de poids *W*. Le biais *b* rend le neurone RBF plus sensible à l'ajustement.

Les réseaux RBF sont des réseaux à couches qui ont comme origine une technique d'interpolation nommée « méthode d'interpolation RBF ». La méthode RBF se distingue par ses fonctions-noyau locales, c'est-à-dire qu'elles ne donnent de réponses utiles que pour un domaine restreint de valeurs, c'est-à-dire leur champ récepteur. Ce champ est défini autour d'un point, le noyau (ou centre), et est généralement circulaire :

$$d_i(X) = \left\| X - C_i \right\| \qquad \text{(IV.11)}$$

où $d_i(X)$ mesure la distance entre le vecteur *X* et le centre C_i de la $i^{ème}$ fonction RBF.

Le réseau RBF est un réseau à trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée composée de fonction-noyau, et une couche de sortie, dont les neurones sont généralement animés par une fonction d'activation linéaire. Chaque neurone de la couche cachée réalise donc une fonction-noyau. La position de son centre est alors codée par les poids d'entrée du neurone et sa dimension par un paramètre interne. Le neurone compare ainsi son entrée avec le vecteur codé dans ses poids (le vecteur prototype) et répond par une activation d'autant plus forte que l'entrée est semblable au vecteur.

L'activation d'une unité de sortie d'un réseau RBF peut en général s'écrire comme une combinaison linéaire des fonctions-noyau correspondant aux neurones RBF cachés.

$$F(x) = \sum_{i=1}^{m1} w_i G(\|x - C_i\|) \qquad \text{(IV.12)}$$

w_i : poids synaptiques linéaires de la couche de sortie du réseau.

avec m_1 : nombre de centres

Il existe plusieurs algorithmes d'apprentissage pour les réseaux RBF (Annexe B), le plus classique met en œuvre une stratégie d'apprentissage hybride. Il estime la position et la largeur des fonctions noyaux à l'aide d'un algorithme de classification non-supervisé, puis à l'aide d'un algorithme supervisé basé sur la méthode des moindres carrés, il détermine le poids des connexions entre la couche cachée et la couche de sortie. Comme les sorties sont linéaires, un algorithme non itératif peut être utilisé. Une fois cette première approximation effectuée, un algorithme supervisé de type gradient est utilisé pour affiner les paramètres du réseau.

Cet algorithme hybride utilisé dans le cadre des réseaux RBF converge beaucoup plus rapidement que la rétro-propagation utilisée dans le cadre des MLP. Cependant, pour de nombreux problèmes, l'utilisation d'un RBF nécessite beaucoup plus de cellules cachées que pour un MLP, ce qui conduit à une exécution beaucoup plus lente en phase d'exploitation. L'efficacité (le ratio erreur/taille du réseau) d'un réseau RBF et d'un MLP est dépendante du problème traité. Il a été démontré qu'un réseau RBF avait la même puissance d'approximation asymptotique qu'un MLP **[40]**.

IV.2.5.3 Réseau d'ondelettes WNN

Un réseau WNN **[41]-[45]** est composé d'une seule couche cachée dont la fonction d'activation utilisée dans cette couche est une ondelette radiale et d'une couche de sortie linéaire.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

L'ondelette radiale souvent utilisée est le chapeau mexicain :

$$f(X') = (\|X'\|^2 - n).e^{\frac{-\|X'\|^2}{2}} \quad \text{(IV.13)}$$

Où $\|X'\| = (X')^T X'$

$\|X'\|$est la norme euclidienne du vecteur X' , n est le nombre d'entrées du réseau, et $X' = d(X - T)$, avec d paramètre de dilatation de l'ondelette et T vecteur de translation de l'ondelette.

IV.2.6 Les méthodes d'Apprentissage

Parmi les propriétés les plus intéressantes d'un réseau neuronal, la capacité d'un réseau à apprendre de son environnement et d'améliorer sa performance par un phénomène appelé phénomène d'apprentissage. Cette amélioration prend place avec le temps où les paramètres du réseau subissent des modifications suivant des règles appelées règles d'apprentissage, jusqu'à ce que la sortie désirée soit à peu près obtenue. Mais afin de pouvoir générer l'apprentissage du réseau, il est nécessaire de créer une base de données dans un domaine bien défini appelée la base d'apprentissage et qui contiendra toutes les informations à mémoriser dans le réseau. On distingue en général deux modes d'apprentissage :

IV.2.6.1 Apprentissage supervisé

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie, le résultat de cette comparaison c'est à dire de cette différence est le signal d'erreur. Ainsi les paramètres du réseau vont se modifier d'une manière itérative en fonction du signal d'erreur déjà calculé jusqu'à ce que les sorties désirées soient à peu près obtenues. Dans ce cas, la base d'apprentissage θ_N est donnée par :

$$\theta_N = \{(X_i, Y_i) \in R^p \times R^q \mid i = 1,2,\ldots.,N \; et \; N > 0\} \quad \text{(IV.14)}$$

$X_i \in R^p$ est le $i^{ème}$ exemple d'entrée du réseau et $Y_i \in R^q$ est la sortie désirée du réseau correspondant au vecteur d'entrée X_i. N étant le nombre total d'exemples dans la base d'apprentissage.

IV.2.6.2 Apprentissage non supervisé

Dans ce type d'apprentissage, on n'a pas besoin d'une base des sorties désirées et le réseau évolue tout seul jusqu'à obtenir la sortie souhaitée. Par contre, dans ce mode la base d'apprentissage peut s'écrire :

$$\theta_N = \{X_i \in R^p | i = 1,2, \dots, N \; et \; N > 0\} \quad \text{(IV.15)}$$

IV.2.7 Les algorithmes d'apprentissage

Comme dans cette thèse nous avons seulement utilisé le réseau neuronal multicouche de type Feedforward, alors nous abordons dans cette partie uniquement les algorithmes d'apprentissage qui peuvent être utilisés pour ce type de modèle neuronal.

IV.2.7.1 Algorithme de la rétro- propagation du gradient non améliorée (GBP : Gradient Backpropagation)

Soit un réseau neuronal multicouche de type Feed forward, formé de p neurones en entrée, q neurones en sortie, r couches cachées et h_n neurones dans la couche cachée numéro n. Les différentes étapes de l'algorithme sont les suivantes :

1. Initialiser tous les poids de connexions w_{ij} et les seuils $\theta_{i,j}$ aléatoirement par des petites valeurs distribuées uniformément dans un intervalle bien défini. L'indice j représente un neurone appartenant à une couche amont et l'indice i un neurone appartenant à une couche aval.
2. k = 1 (Numéro de la couche cachée)
3. Présenter un vecteur d'entrée $X^k = (x_1^k, x_2^k, \dots, x_p^k)$ aux neurones de la couche d'entrée et un vecteur de sortie $S^k = (s_1^k, s_2^k, \dots, s_q^k)$ sur les neurones de la couche de sortie de manière à calculer l'erreur commise par le réseau.
4. Calculer les sorties de neurones de toutes les couches (couches cachées et couche de sortie) du réseau.

   La sortie d'un neurone i est donnée par:

   $$o_i = f_i(\sum_{j=1}^{m} w_{ij} \, o_j + \theta_i) \quad \text{(IV.16)}$$

$$avec \begin{cases} Si\ le\ neurone\ i\ est\ en\ couche\ CC_1, alors : m = p\ et\ 1 \leq i \leq h_1 \\ Si\ le\ neurone\ i\ est\ en\ couche\ CC_n, alors : m = h_{n-1}\ et\ 1 \leq i \leq h_n \\ Si\ le\ neurone\ i\ est\ en\ couche\ de\ sortie, alors : m = h_r\ et\ 1 \leq i \leq q \\ si\ le\ neurone\ en\ couche\ d'entrée : o_i = x_i^k \\ si\ le\ neurone\ est\ en\ couche\ de\ sortie : o_i = y_i^k \end{cases}$$

Notons que la fonction de transfert f_i est une fonction sigmoïde simplifiée

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad \text{(IV.17)}$$

5. Modifier les poids de connexions w_{ij} et les seuils $\theta_{i,j}$:

$$\Delta w_{ij}(k) = w_{ij}(k+1) - w_{ij}(k) - w_{ij}(k) = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} = \eta \delta_i o_j \qquad \text{(IV.18)}$$

$$\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta \delta_i \qquad \text{(IV.19)}$$

$\theta_i = w_{io}$

Où : - η est le coefficient d'apprentissage ou le gain d'adaptation.

$-$ δ_i est l'erreur locale (gradient).

$\delta_i = (s_i^k - y_i^k) f_i'(A_i)$, si le neurone i appartient à la couche de sortie

Si la fonction f_i est une fonction sigmoïde simplifiée alors :

$$\delta_i = \left(s_i^k - y_i^k\right) y_i^k \ (1 - y_i^k) \qquad \text{(IV.20)}$$

$\delta_i = f_i'(A_i) \sum_l w_{li}\, \delta_l$, si le neurone i étant un neurone caché,l reprèsente les neurones de la couche aval auxquels le neurone i est connecté.

$A_i = \sum_j w_{ij} o_j + \theta_i$ où θ_i est seuil de neurone i.

$-$ o_j est la sortie du neurone j.

6. Calculer l'erreur quadratique $E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{q} \left(y_i^k - s_i^k\right)^2$
7. $k = k + 1$, si $k \leq N$ revenir en (3).
   N étant le nombre d'exemples dans la base d'apprentissage.
8. Calculer l'erreur total moyenne : $MSE = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} E_i$ $.si\ le\ MSE\ \leq \varepsilon$ arreter alors l'apprentissage et sinon revenir en (2) jusqu'à stabilisation du réseau (avec $\varepsilon \geq 0\ donné$).

Les algorithmes de la rétro- propagation peuvent procéder l'un de deux modes présentés ci-dessous :

1.Gradient stochastique (Pattern Mode) :

Dans ce mode, les paramètres du réseau sont modifiés après la présentation de chaque exemple (X_i,Y_i) de la base d'apprentissage. La convergence de cet algorithme est très difficile, mais elle devient beaucoup plus rapide lorsqu'il y a des redondances dans la base d'apprentissage, car les paramètres du réseau sont mis à jour bien plus souvent.

Dans ce mode, la règle d'apprentissage de GBP non améliorée peut s'écrire:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}} \qquad \text{(IV.21)}$$

Où k joue ici le rôle d'une itération (une itération est l'unité d'apprentissage où un seul exemple de la base d'apprentissage est présenté au réseau neuronal).

2. Gradient total (Batch Mode)

Dans ce mode, les paramètres du réseau sont modifiés après la présentation de tous les exemples (X_i,Y_i), qui constitue une époque. Les gradients d'erreur obtenus après la présentation de chaque exemple de la base d'apprentissage, sont mémorisés progressivement et leur somme totale sera utilisée pour modifier les paramètres. Alors, cet algorithme a des fortes chances de converger vers un minimum local, mais sa vitesse de convergence est faible. La règle d'apprentissage de GBP non améliorée peut s'écrire :

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \eta \sum_{l=1}^{N} \left(\frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}}\right)_l \qquad \text{(IV.22)}$$

Où: K joue ici le rôle d'une époque et N étant le nombre total d'exemples dans la base d'apprentissage.

IV.2.7.2 La rétro- propagation du gradient avec momentum

Dans la rétro- propagation non améliorée (GBP), le coefficient d'apprentissage η détermine la vitesse de convergence de l'algorithme. Avec un coefficient η trop petit, le réseau de neurones apprend très lentement, au contraire avec un coefficient d'apprentissage trop grand, on a un apprentissage très rapide mais au prix de la création d'oscillations dans l'erreur totale moyenne qui empêchent l'algorithme de converger vers le minimum désiré. Le

réseau devient instable. Dans la plupart des cas, si la fonction d'erreur possède plusieurs minima locaux le réseau subira un blocage dans l'un d'eux ou dans une région où la surface d'erreur est aplatie. Pour cela, les chercheurs ont introduit un terme momentum α dans la règle d'apprentissage de GBP, la règle devient :

$$\Delta w_{ij}(k) = w_{ij}(k+1) - w_{ij}(k) = \eta\delta_i o_j + \alpha\left(w_{ij}(k) - w_{ij}(k-1)\right) \quad \text{(IV.23)}$$

$0.5 \leq \alpha \leq 1 \; et \; 0 \leq \eta \leq 0.5$

Le terme momentum permet l'introduction de l'ancienne valeur de chaque paramètre du réseau dans le calcul de sa nouvelle valeur, ce qui représente un outil important pour accélérer les algorithmes de gradient.

IV.2.7.3 Algorithme de la rétro- propagation du gradient à convergence accélérée par l'adaptation du coefficient d'apprentissage

Dans la partie précédente, nous avons vu l'importance du coefficient d'apprentissage qui détermine la vitesse de convergence de l'algorithme d'apprentissage GBP. La vitesse de convergence peut être améliorée en associant à chaque poids du réseau (à chaque connexion) un coefficient d'apprentissage différent et en modifiant ce coefficient pendant l'apprentissage. Cette technique s'appelle la rétro- propagation du gradient à convergence accéléré par l'adaptation du coefficient d'apprentissage **[46]**.

IV.2.7.4 Algorithme du gradient conjugué CG

Cet algorithme **[47]-[49]** joue le rôle d'un intermédiaire entre le GBP classique et la méthode de Newton. Dans cet algorithme, à chaque itération d'apprentissage on modifie le coefficient d'apprentissage et le momentum. Cette méthode est très intéressante, d'une part parce qu'elle nécessite le stockage de très peu d'informations, et d'autre part par sa vitesse de convergence très supérieure à celle des algorithmes de gradient classiques.

IV.2.7.5 Algorithme du gradient conjugué modifié MCG

L'algorithme du gradient conjugué modifié se déduit de l'algorithme précédent en forçant $\alpha_k = 0$ si l'erreur quadratique moyenne MSE calculée à l'itération k est plus grande que celle évaluée à l'itération k-1, $\mathrm{MSE_k} \geq \varkappa\, \mathrm{MSE_{k-1}}$ où $\varkappa > 1$ $(\varkappa = 1.04)$. Sinon α_k sera calculé par la formule de Fletcher-Reeves. Cette formule produit une forte accélération de la convergence de l'algorithme vers le minimum désiré. Le coefficient d'apprentissage η est

fixe. Le mode d'apprentissage utilisé dans cet algorithme est le mode d'apprentissage off- line (Batch Mode).

IV.2.7.6 Méthode de Newton

L'idée de la méthode de Newton **[50]** consiste à remplacer la fonction d'erreur $E(W)$ à minimiser, au voisinage du point courant W_k, par son approximation quadratique. Ce qui nous conduit à développer cette fonction en série de Taylor autour de W_k:

$$E(W) \approx E(W_k) + (W - W_k)^T \nabla E(W_k) + \frac{1}{2}\,(W - W_k)^T \nabla^2\, E(W_k)(W - W_k) \qquad \text{(IV.24)}$$

IV.2.7.7 Méthodes quasi-newtoniennes

Le principe des méthodes quasi-newtoniennes consiste essentiellement en une généralisation de la formule itérative de Newton :

$$W_{k+1} = W_k - \eta_k [\nabla^2 E(W_k)]^{-1}\, \nabla E(W_k) \qquad \text{(IV.25)}$$

IV.3 Outils numériques d'optimisation – Calculs Opérationnels

La méthode d'optimisation choisie pour résoudre tel ou tel problème dépend essentiellement de la nature des paramètres à optimiser mais aussi du problème donné **[51]**. Par conséquent il n'existe pas une méthode d'optimisation suffisamment générale pour résoudre tous les domaines, mais plutôt une multitude de méthodes adaptées à chaque problème. Dans ce paragraphe, notre but est de créer un outil numérique plus efficace (au niveau de convergence et d'erreur) basé sur une représentation neuronale pour la synthèse de réseau d'antennes multifaisceaux. Le travail est divisé en plusieurs étapes :

- La première étape est consacrée à l'étude du problème des lois d'excitations pour formaliser les différents paramètres.
- La deuxième étape présente, la méthode de conception d'un réseau de neurones artificiels (simulé) sur ordinateur,
- La troisième étape concerne la création de la base d'apprentissage du réseau neuronal. Cette base, devra contenir toutes les informations nécessaires pour que le réseau neuronal ne perde pas sa capacité de généralisation.
- La quatrième étape est consacrée à la phase d'apprentissage du réseau.

- La cinquième étape concerne les tests de performance.

IV.4 Application de réseaux de neurones à la synthèse de réseau d'antennes unidimensionnel

Comme cela est montré au paragraphe II, il est possible de construire un modèle de neurones complexe (*perceptrons multicouches*) à partir d'un modèle simple de neurones biologiques. Nous allons appliquer ce modèle neuronal au domaine de la synthèse des antennes linéaires dans le but de développer un modèle intelligent permettant de générer des diagrammes de rayonnement selon le besoin de l'utilisateur. Une modélisation efficace se fait par un choix judicieux des valeurs de pondérations de la base d'apprentissage, par un ajustement "par essais" des dimensions de réseau et par la régulation précise des coefficients de réseaux choisis.

IV.4.1 Procédure de développement d'un réseau de neurones

Les procédures de développement des réseaux de neurones après examen des propriétés, peuvent être divisées en plusieurs étapes :

IV.4.1.1 Collecte et analyse des données

L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurones et pour le tester. Dans le cas d'applications sur des données réelles, l'objectif est de rassembler un nombre de données suffisant pour constituer une base représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal. La fonction réalisée résultant d'un calcul statistique et le modèle constitué n'a de validité que dans le domaine où on l'a ajusté. En d'autres termes, la présentation de données très différentes de celles qui ont été utilisées lors de l'apprentissage peut entraîner une sortie totalement imprévisible.

Ainsi, il est souvent préférable d'effectuer une analyse des données de manière à déterminer les caractéristiques discriminantes pour détecter ou différencier ces données. Ces caractéristiques constituent l'entrée du réseau de neurones. Cette détermination des caractéristiques a des conséquences à la fois sur la taille du réseau (et donc le temps de simulation), sur les performances du système (pouvoir de séparation, taux de détection), et sur le temps de développement (temps d'apprentissage). Une étude statistique sur les données

peut permettre d'écarter celles qui sont aberrantes et redondantes. Dans le cas d'un problème de classification, il appartient à l'expérimentateur de déterminer le nombre de classes auxquelles ses données appartiennent et de déterminer pour chaque donnée la classe à laquelle elle appartient.

IV.4.1.2 Choix d'un réseau de neurones

Il existe un grand nombre de types de réseaux de neurones, avec pour chacun des avantages et des inconvénients. Le choix d'un réseau peut dépendre :

- de la tâche à effectuer (classification, association, contrôle de processus, séparation aveugle de sources...),
- de la nature des données (variation au cours du temps),
- d'éventuelles contraintes d'utilisation temps- réel (certains types de réseaux de neurones, tels que la 'machine de Boltzmann' nécessitant des tirages aléatoires et un nombre de cycles de calculs indéfini avant stabilisation du résultat en sortie, présentent plus de contraintes que d'autres réseaux pour une utilisation temps- réel).

Ce choix est aussi fonction de la maîtrise ou de la connaissance que l'on a de certains réseaux, ou encore du temps dont on dispose pour tester une architecture prétendue plus performante. Pour notre problème, on était intéressé par l'utilisation *d'un réseau de neurones à fonction radial de base RBF*, au vu de sa simplicité et de son usage dans l'approximation des fonctions et la capacité de résoudre des équations non- linéaires. Malgré l'absence de relations qui nous aident à créer un réseau optimal, nous avons pu choisir les paramètres du réseau de neurones (nombre des couches cachées, nombre de neurones dans chaque couche, …) convenablement pour que notre réseau ait une performance acceptable.

En ce sens, on dit qu'il est un approximateur universel. Certains résultats montrent mêmes qu'à l'exception de cas extrêmes, une seule couche cachée est suffisante. Nous ne pouvons pas concevoir théoriquement l'architecture d'un réseau de neurones: il faut se baser sur la méthode empirique classique. Pour cette raison, nous avons essayé plusieurs modèles (augmentation des neurones, des couches…). A noter aussi que plus l'architecture du réseau augmente, c'est à dire plus le nombre de couches et de neurones augmente, plus le réseau contiendra de connexions, ce qui implique un apprentissage et un traitement de plus en plus lent.

Rapport-Gratuit.com

IV.4.1.3 Base d'apprentissage et Mise en forme des données pour un réseau de Neurones

L'apprentissage de réseau se fera par un modèle d'apprentissage parallèle. Afin de pouvoir générer l'apprentissage du réseau, il est nécessaire de créer une base d'apprentissage. Comme l'apprentissage est supervisé, cette base doit contenir à la fois l'entrée du réseau et la sortie souhaitée. Lorsque la phase d'apprentissage est terminée, on procède de la manière suivante :

1. Test du réseau.
2. Si le test fournit de bons résultats, alors le réseau sera prêt à calculer la sortie correspondant à une entrée donnée. Si non, il faut régler les paramètres du système, pour augmenter les performances du réseau, et répéter la phase précédente.

De manière générale, les bases de données doivent subir une phase de prétraitement (Preprocessing) et une phase de post-traitement (Postprocessing) (Figure IV.9) afin, d'être adaptées aux entrées et aux sorties du réseau de neurones et de rendre la formation de réseau neurologique plus efficace **[52]**.

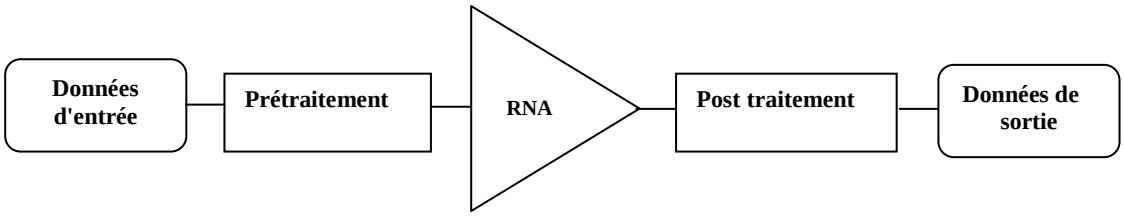


Figure IV.9 : *Phase de prétraitement et de post-traitement*

- ***Le prétraitement des données***

Un prétraitement courant consiste à éliminer les discontinuités artificielles dans l'espace de la fonction d'entrée et de ramener les entrées du problème à un ensemble d'informations appropriés. Ensuite, il faut introduire une normalisation appropriée, qui tienne compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau. Dans notre étude, le prétraitement des données est une étape importante, car elle permet de sélectionner dans l'espace de représentation "l'information" nécessaire à l'application, et aussi l'élimination de la discontinuité "des sorties désirées".

- ***Le post- traitement des données***

La sortie du réseau de neurones est constituée par les différentes amplitudes et phases normalisées, il faut les rendre sous leurs formes initiales pour les appliquer sur chaque élément du réseau d'antennes pour la validation du modèle.

- ***Fichier d'apprentissage***

Le fichier d'apprentissage comprend deux catégories de paramètres: les paramètres d'entrée qui constituent les variables à optimiser et les paramètres de sortie qui correspondent aux résultats désirés. Le nombre d'échantillons sur lequel l'apprentissage doit s'effectuer est fourni. Ce nombre d'échantillons dépend de la nature du problème à traiter. Plus le résultat est sensible aux évolutions des paramètres d'entrée, plus la discrétisation des plages de variation est fine. Ainsi, il est préférable de connaître le ou les paramètres à optimiser responsables des plus importantes variations sur le résultat désiré. A noter que, l'augmentation des échantillons d'apprentissage n'est pas toujours néfaste puisqu'il permet une meilleure connaissance du problème, mais la phase d'apprentissage est plus coûteuse en temps de calcul.

IV.4.1.4 Algorithme et paramètres d'apprentissage

Tous les modèles de réseaux de neurones requièrent un apprentissage. Plusieurs types d'apprentissages peuvent être adaptés à un même type de réseau de neurones. Les critères de choix sont souvent la rapidité de convergence ou les performances de généralisation.
Le critère d'arrêt de l'apprentissage est souvent calculé à partir d'une fonction de coût, caractérisant l'écart entre les valeurs de sortie obtenues et les valeurs de références (réponses souhaitées pour chaque exemple présenté).

Les possibilités offertes par le logiciel (Matlab) sur les méthodes d'apprentissage sont assez étendues (tableau IV.I).

Acronym	Algorithme

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

LM	Trainlm - Levenberg-Marquardt
BFG	trainbfg - BFGS Quasi-Newton
RP	trainrp - Resilient Backpropagation
BR	Trainbr - Bayesian regularization
SCG	trainscg - Scaled Conjugate Gradient
CGB	traincgb - Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts
CGF	traincgf - Fletcher-Powell Conjugate Gradient
CGP	traincgp - Polak-Ribiére Conjugate Gradient
OSS	trainoss - One-Step Secant
GDX	*traingdx - Variable Learning Rate Backpropagation*
GD	Traingd - Basic gradient descent
GDM	Traingdm - Gradient descent with momentum

Tableau IV.1 : *Récapitulatif des méthodes d'apprentissage possibles*

IV.4.1.5 Validation et résultats de simulation

Une fois le réseau de neurones entraîné (après apprentissage), il est nécessaire de le tester sur une base de données différentes de celles utilisées pour l'apprentissage. Ce test permet à la fois d'apprécier les performances du système neuronal et de détecter le type de données qui pose problème. Si les performances ne sont pas satisfaisantes, il faudra soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage.

Dans les exemples traités, nous nous sommes intéressés à la modélisation de réseaux d'antennes à deux directions de rayonnement. Le calcul de pondérations des lois d'amplitude et de phase en fonction des signaux d'entrés nous mène à former un réseau neuronal constitué de six neurones d'entrée et seize neurones à la sortie (réseaux d'antenne à 16 éléments). Plusieurs simulations ont été faites, le réseau optimal obtenu après l'ajustement des différents paramètres est illustré dans la figure IV.10. Le réseau utilisé est un RBF dont le nombre de neurones dans la couche cachée est égal au nombre d'échantillons de la base d'apprentissage, la fonction qui permet de créer ce réseau est GRNN, c'est un réseau à régression généralisée.

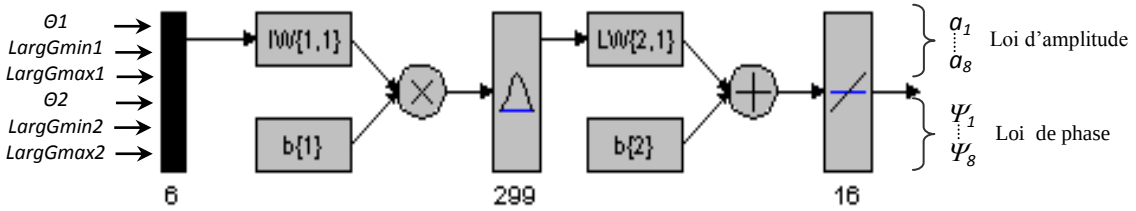


Figure IV.10 : *Représentation du modèle de synthèse par les réseaux de neurones avec 6 entrées et 16 sorties*

Comme il a été démontré théoriquement qu'un réseau neuronal multicouche avec une seule couche cachée est capable d'identifier arbitrairement une fonction non linéaire complexe et ses dérivées, notre réseau contient donc une seule couche cachée. Le choix du nombre de neurones cachés est fortement lié à la nature du non linéarité à modéliser. Dans notre cas 299 neurones cachés ont permis une bonne convergence de l'algorithme et une bonne précision du modèle neuronal formé de six entrées et seize sorties.

Nous présentons différents cas de synthèses de réseaux linéaires à rayonnements spécifiés pour illustrer les différentes possibilités offertes par la méthode d'optimisation afin de prouver l'efficacité et la souplesse du ce modèle intelligent réalisé.

Les différents cas des diagrammes synthétisés avec leurs lois d'excitation sont représentés comme suit :

Cas 1

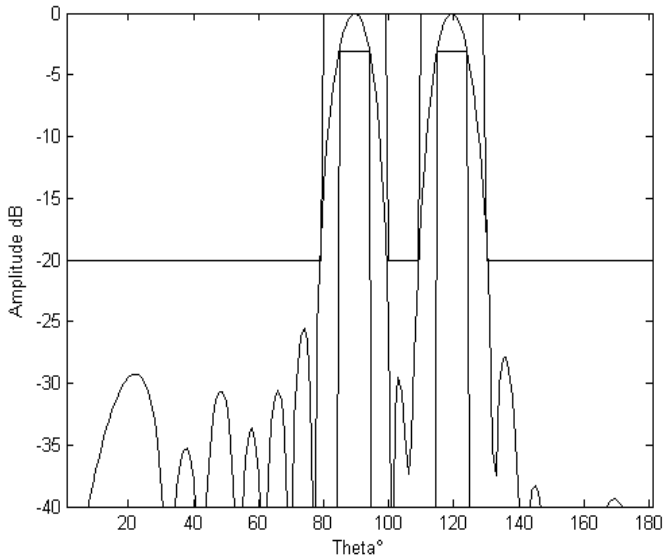


Figure IV.11 *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à 0°et 30°)*

Cas 2

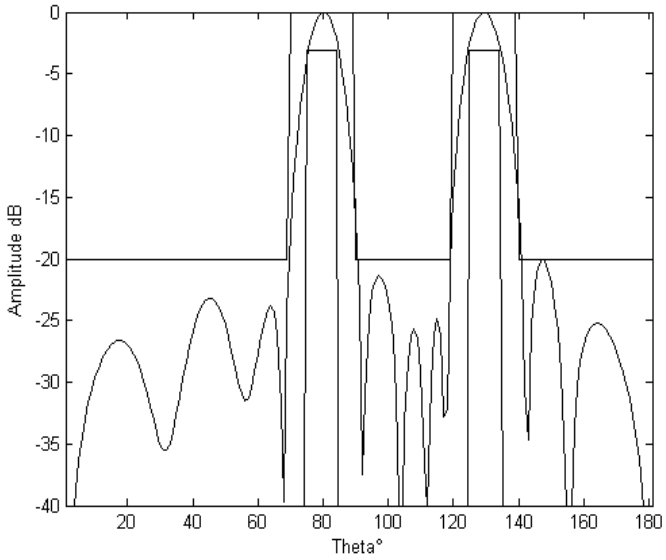


Figure IV.12 *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -10°et 40°)*

Cas 3

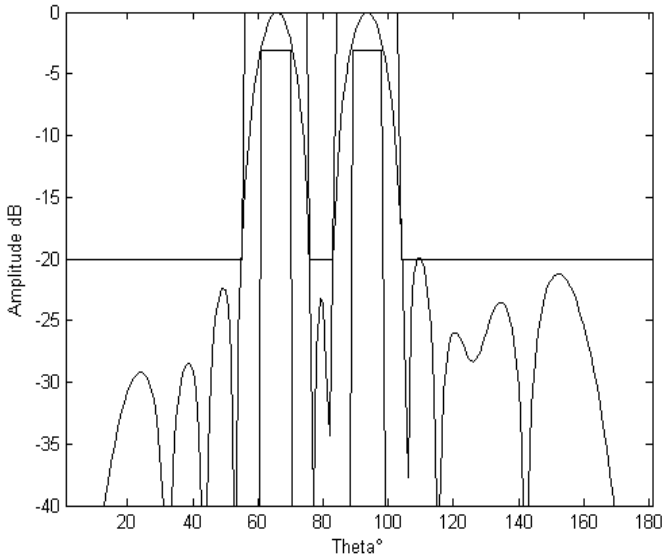


Figure IV.13 *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -24°et 4°)*

Cas 4

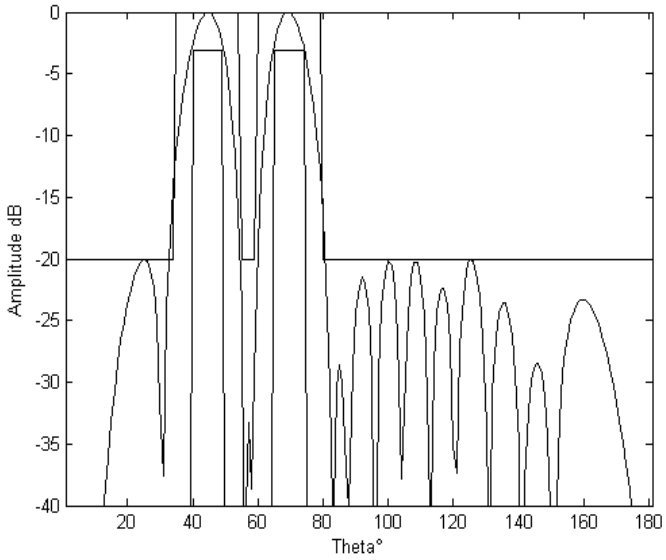


Figure IV.14 *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -45°et -21°)*

Cas 5

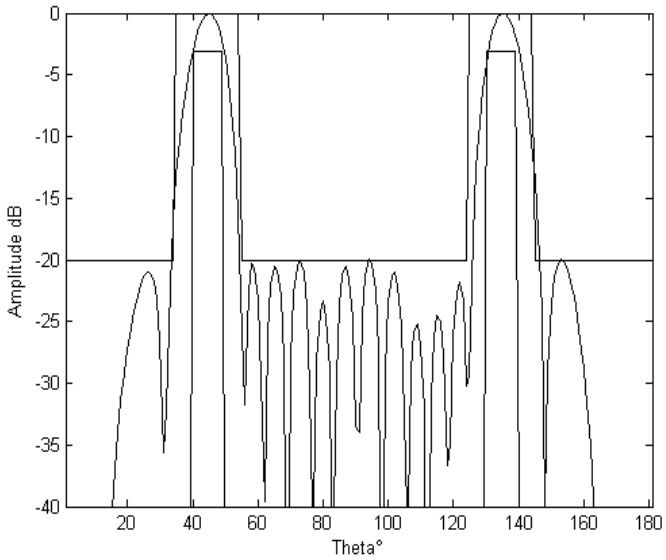


Figure V.15 *: Diagramme de rayonnement à deux faisceaux (à -45°et 45°)*

N°	***0° et 30°***		***-10° et 40°***		***-24°et 4°***		***-45°et -21°***		***45° et – 45°***	
	Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)	Ampl	Phase (Rad)
1	0.0949	1.1434	0.0963	0.7903	0.0077	2.4091	0.232	1.8495	0.4301	1.7713
2	0.2457	3.1960	0.2053	2.3435	0.1078	0.1406	0.3665	5.0704	0.448	4.9767
3	0.3819	3.9821	0.3691	5.2982	0.2323	3.5871	0.5697	3.1832	0.1478	1.8713
4	0.282	4.7879	0.5123	0.2032	0.4317	2.608	0.5587	1.2551	0.4676	1.752
5	0.2873	2.0868	0.2198	3.7720	0.5922	2.167	0.3002	5.645	0.8349	4.8227
6	0.8404	2.9798	0.8115	4.6371	0.1538	1.2638	0.1227	1.2498	0.6035	1.6784
7	0.9182	3.6484	0.3256	5.1318	0.3494	4.0124	0.6174	5.7366	0.1586	1.5303
8	0.4444	4.4037	0.7629	2.6501	0.8211	3.4483	0.9865	3.9945	0.8141	4.7362
9	0.4444	-4.4037	0.7629	-2.6501	0.8211	-3.4483	0.9865	-3.9945	0.8141	-4.7362
10	0.9182	-3.6484	0.3256	-5.1318	0.3494	-4.0124	0.6174	-5.7366	0.1586	-1.5303
11	0.8404	-2.9798	0.8115	-4.6371	0.1538	-1.2638	0.1227	-1.2498	0.6035	-1.6784
12	0.2873	-2.0868	0.2198	-3.7720	0.5922	-2.167	0.3002	-5.645	0.8349	-4.8227
13	0.282	-4.7879	0.5123	-0.2032	0.4317	-2.608	0.5587	-1.2551	0.4676	-1.752
14	0.3819	-3.9821	0.3691	-5.2982	0.2323	-3.5871	0.5697	-3.1832	0.1478	-1.8713
15	0.2457	-3.1960	0.2053	-2.3435	0.1078	-0.1406	0.3665	-5.0704	0.448	-4.9767
16	0.0949	-1.1434	0.0963	-0.7903	0.0077	-2.4091	0.232	-1.8495	0.4301	-1.7713

Tableau IV.2 : *Valeurs des alimentations*

VI.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthode basée sur les réseaux de neurones permettant la modélisation de réseaux d'antennes multi faisceaux. Nous avons décrit dans un premier lieu:

- Le neurone biologique ou artificiel.
- Les trois grandes catégories de réseaux de neurones artificiels (Réseau neuronal multicouche de type Feed-forward, Réseau récurrent et Réseau cellulaire).
- Les trois types de réseaux neuronaux multicouches de type Feed-forward : Le perceptron multicouche MLP, le réseau RBFNN et le réseau d'ondelettes WNN. Nous avons utilisé dans ce chapitre les réseaux neuronaux réseau RBFNN, car ce type de réseaux est bien adapté pour notre problème de synthèse.
- Les différentes méthodes d'apprentissage qui peuvent être utilisées pour les réseaux neuronaux multicouches de type Feed-forward.
- Les principaux algorithmes d'apprentissage qui peuvent être utilisés pour les réseaux neuronaux multicouches de type Feed-forward.
- Les démarches de modélisation (base d'apprentissage, prétraitement et post-traitement) et l'algorithme d'apprentissage adopté dans notre étude.

En second lieu, nous avons exploité la représentation neuronale non linéaire pour développer un nouvel outil de synthèse, et ceci pour répondre aux spécifications de rayonnement désiré dans le cas d'un rayonnement à deux faisceaux.

La validité de ce modèle a été supportée par les différents cas de simulation. Les résultats obtenus montrent la faisabilité et l'efficacité de l'utilisation d'un modèle neuronal pour modéliser un système non linéaire.

Dans cette thèse, nous avons étudié le problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées. De manière générale, la synthèse s'exprime sous la forme d'un problème de maximisation d'une fonction Fitness évaluant l'erreur entre un diagramme de rayonnement et un gabarit désiré. Ce problème nécessite des algorithmes d'optimisation pouvant s'affranchir des nombreux optimums locaux et de la non linéarité de la fonction coût.

Au cours de ces travaux de recherche, nous avons développé une nouvelle approche de synthèse de réseaux d'antennes imprimées dite essaim de particule ou particule swarm (PSO) qui fait partie de la famille des techniques stochastiques d'optimisation globale basée sur des règles probabilistes. Cette méthode est capable d'optimiser simultanément les paramètres électriques et géométriques du réseau d'antennes. Les méthodes globales restent plus robustes faces à des problèmes complexes avec contraintes et évitent de tomber dans les situations d'optimums locaux.

Pour cela, nous avons dans un premier temps présenté et appliqué la méthode d'essaim de particule afin de produire des diagrammes de rayonnement désirés et variés. Cette méthode d'optimisation stochastique existe sous différentes formes. Une approche adaptative d'essaim de particule (APSO) de synthèse de réseaux d'antennes a été introduite. Les résultats de synthèse obtenus par cette technique d'optimisation sont très satisfaisants comparés au PSO.

Les études comparatives des résultats obtenus par l'adaptative particle swarm optimisation et ceux par les méthodes stochastiques, nous ont permis d'effectuer la validation des principes et des algorithmes de synthèse développés.

La définition des spécifications sur le diagramme de rayonnent à partir d'un gabarit constituant le plan de formage nous a conduit à aborder la notion du multifaisceaux, c'est à dire créer un diagramme multilobes dans des zones privilégiées.

Nous avons aussi exploité la représentation en essaim avec l'élevage et la notion des sous populations, pour développer un outil de synthèse et ceci pour répondre aux spécifications du rayonnement désiré.

Cette étude nous a conduit à proposer une nouvelle variante de synthèse de réseaux d'antennes imprimées basée cette fois-ci sur un modèle hybride d'optimisation en combinant l'essaims de particules avec les algorithmes génétiques. La méthode hybride nous a permis la synthèse de réseaux d'antennes à faisceaux multiples, et de répondre ainsi aux objectifs de notre travail.

Dans la deuxième partie de cette thèse nous avons développé une approche originale basée sur les réseaux de neurones artificiels. Cette approche consiste à développer un modèle intelligent permettant de générer des diagrammes de rayonnement multifaisceaux, selon les directions des faisceaux et le niveau des lobes secondaires désirés.

Cette technique est caractérisée par son efficacité et sa performance au niveau de la vitesse de convergence. La base d'apprentissage a été élaborée à partir de la méthode de synthèse stochastique (le modèle hybride). Une difficulté a été rencontrée au niveau de la convergence de notre réseau neuronal, et nous avons du procéder à des phases de prétraitement et de post- traitement. Ces phases ont permis d'éliminer les informations superflues et d'augmenter la vitesse de convergence. La précision du modèle construit dépend du nombre d'exemples concrets contenus dans la base de données de l'apprentissage. C'est pourquoi dans ce type d'application, des calculateurs rapides et puissants sont vivement recommandés.

De nombreuses perspectives à ces travaux peuvent être envisagées. En premier lieu, en ce qui concerne les algorithmes d'optimisation globale :

- A l'heure actuelle, lorsque nous cherchons à résoudre un problème d'optimisation, nous choisissons a priori un algorithme d'optimisation, puis nous le validons empiriquement, quitte à passer ensuite à une méthode d'optimisation si celle que l'on vient d'essayer ne s'avère pas adéquate. Il serait donc intéressant de définir des heuristiques permettant de guider le choix d'une méthode d'optimisation : ces règles devraient s'appuyer sur une analyse approfondie de la fonction coût qui reste a optimisé.

- Le problème de la détermination du meilleur jeu de paramètres d'un algorithme d'optimisation globale constitue en lui-même un problème d'optimisation. Par conséquent, nous pouvons songer à utiliser un autre algorithme d'optimisation globale pour identifier un bon jeu de paramètres.

- Utilisation d'autres méthodes stochastiques telles que la recherche tabou, et la colonie de fourmis, l'hybridation entre différentes méthodes et de faire intervenir ces méthodes pour effectuer l'apprentissage des réseaux de neurones.

Rapport-Gratuit.com

En second lieu, plus spécifiquement pour le domaine d'applications considéré, c'est à dire la synthèse de réseaux d'antennes imprimées multifaisceaux, il serait intéressant de poursuivre notre travail dans les directions suivantes :

- Introduire d'autres modèles intelligents, dont le nombre de diagrammes de rayonnement générés est supérieure à deux, et aussi le cas des diagrammes de rayonnement à faisceaux multiples orthogonaux.
- Généralisation de notre logiciel à des structures conformées d'antennes imprimées (dièdre, cylindre, pyramide, sphère, etc…).

[1] J.Q. Howell, "*Microstrip antennas*", I.E.E.E. Transactions on Antennas and Propagation – Vol. AP-22 – pp.90-93, January 1975.

[2] Géraldine TROUILLARD**, ''***Contribution à l'étude des phénomènes électromagnétiques liés aux futurs systèmes mobiles de réception hertzienne à bord des véhicules automobiles. Conception, réalisation et tests des antennes correspondantes*'', Thèse de Docteur de l'Université, de LIMOGES, Octobre 2003.

[3] David BIDOU**, ''** *Contribution à l'étude d'antennes fort gain. Applications dans le domaine millimétrique*'', Thèse de Docteur de l'Université, de LIMOGES, Mai 2003.

[4] BENDIMRAD F.T**, ''** *Synthèse de réseaux périodiques d'antennes microrubans à loi d'alimentation uniforme ou prédéterminée*'', Thèse de docteur de l'Université, de Nice-Sophia Antipolis, juin 1989.

[5] I.J. BAHL - P. BHARTIA, **''***Microstrip Antennas*'', Artech House – 1980.

[6] S. DRABOWITCH **–** C.ANCONA**,** ''*Antennes, 2.Applications*'', Edition Masson-1986.

[7] Najib FADLALLAH**, ''***Contribution à l'optimisation de la synthèse du lobe de rayonnement pour une antenne intelligente. Application à la conception de réseaux à déphasage*'', Thèse de Docteur de l'Université, de LIMOGES, Mai 2005.

[8] Céline Laumond, ''*Conception de réseaux d'antennes imprimées large bande à fort gain*'', Thèse de doctorat. Université de Limoges, Juin 2000.

[9] MERIAH S M et F T BENDIMERAD, "*réseaux d'antennes à bas niveau de lobes secondaires par commutation de la loi d'alimentation. Optimisation par algorithme génétique* ". Annale de Télécommunications, 55, n° 11-12, 2000, page 2-8.

[10] Sidi Mohamed MERIAH, "*Synthèse d'antennes micro rubans en réseaux plans ou réflecteurs par loi binaire d'alimentation* ". Thèse de doctorat d'état, université de Tlemcen, juin 2005.

[11] LAETITIA JOURDAN**, ''** *Méta heuristiques pour l'extraction de connaissances : Application à la génomique*'', Thèse de Docteur de l'Université des Sciences et de Technologies de Lille, Novembre 2003.

[12] AUDOUY C, '' *Synthèse de réseaux conformés*'', Thèse de l'université Paul Sabatier de Toulouse, 1995.

[13] W. B. Langdon et Riccardo Poli. **''***Evolving Problems to Learn about Particle Swarm and other Optimisers* ''. CEC-2005, Edinburgh, 2-5 September 2005, Vol 1, pp81–88, IEEE press.

[14] Suganthan, P. (1999). ''*Particle Swarm Optimizer with Neighborhood Operator*''. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, volume III, pages 1958–1961.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

[15] Van Den Bergh, F. (2002). ‘‘*An Analysis of Particle Swarm Optimizers* ’’. PhD thesis, Department of Cumputer Science, University of Pretoria.

[16] J. F. Schutte1, J. A. Reinbolt2, B. J. Fregly1,2,∗,†,‡, R. T. Haftka1,‡ and A. D. George3,‡ **.‘‘** *Parallel global optimization with the particle swarm algorithm* ’’. INTERNATIONAL JOURNAL FOR NUMERICAL METHODS IN ENGINEERING, *Int. J. Numer. Meth. Engng* 2004; 61:2296–2315.

[17] Clerc, M. and Kennedy, J. (2002). **“** *The Particle Swarm: Explosion, Stability, and Convergence in a multi-Dimensional complex Space* ’’. In Proceedings of the IEEE Transactions on Evolutionary Computation, volume VI, pages 58-73.

[18] Jaco F. Schutte. “*Particle Swarm in Sizing and Global Optimisation*’’, Master of Engineering, In the Department of Mechanical and Aeronautical Engineering, University of Pretoria 2001.

[19] BALACHANDRAN M., “*Knowledge-Based Optimum Design*”, Topics in engineering, Southampton Computational Mechanics Publications, Vol 10, 1993.

[20] Zhang et al. **‘‘***Optimal choice of parameters for particle swarm optimization*’’Journal of Zhejiang University SCIENCE ISSN 1009-3095. *SCI 2005 6A(6):528-53.*

[21] J. Robinson and Y. Rahmat samii, ‘‘ Particle Swarm Optimisation in Electromagnetic” IEEE Trans. AntennasProp. Vol.52, no.2, pp.397-407. 04.

[22] MERAD L., BENDIMERAD F.T., MERIAH S.M., ‘‘Conception de réseaux d’antennes imprimées par les algorithmes génétique et le recuit simulé’’ , Revue traitement du signal, Vol 21, N°3, Novembre 2004, pp 249/260.

[23] D.K. Kurup, M. Himdi and Rydberg, “Synthesis of uniform amplitude unequally spaced antenna arrays using the differential evolution algorithm,” *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*. Vol. 51, No. 9, Sep. 2003.

[24] MERAD L., BENDIMERAD F.T., MERIAH S.M., ‘‘Nouvelle méthode de synthèse de réseaux plans d'antennes imprimées’’, Conférence Internationale Sur les Télécommunications Electronique Médicale et Automatique, CDROM, Tlemcen, 27-29 Septembre 2003.

[25] Ridha Ghayoula, Mbarek Traii, and Ali Gharsallah, **‘‘** *Application of the Neural Network to the Synthesis of Multibeam Antennas Arrays*’’. Transactions on ENGINEERING, COMPUTING AND TECHNOLOGY VOLUME 14 AUGUST 2006 ISSN 1305-5313.

[26] M. Comisso and R. Vescovo, "Multi-Beam Synthesis with Null Constraints by Phase Control for Antenna Arrays of Arbitrary Geometry," Electronics Letters, vol. 43, no. 7, pp. 374–375, 29th Mar. 2007.

[27] Morten Lovbjerg. ''*Hybrid Particle Swarm Optimiser with Breeding and Subpopulations*''. Ev Life project group. Dept. of Computer Science, University of Aarhus DK-8000 Aarhus C Denmark.

[28] S. Haykin, "Neural *networks: A comprehensive foundation,*" New York: Macmillan College Publishing Company, 1994.

[29] Y. Harkous, "*Application de réseaux de neurones à la modélisation de composants et de dispositifs microndes non linéaires,* " Thèse de doctorat de l'université de Limoges, Dec. 1998.

[30] S. Wang, "*Réseaux de neurones artificiels,* " Thèse de doctorat de l'institut de Grenoble,Sep.1989.

[31] E. Davalo et P. Naim, "*Les réseaux de neurones,* " Eyrolles, 1990.

[32] P. Van der Smagt and F. Groen, "*Approximation with neural networks: Between local and global approximation*," International Conference on Neural Networks, Peth, Australia 1995.

[33] Chen, T., and H. Chen, "*Approximation capability to functions of several variables, nonlinear functionals, and operators by radial basis function neural networks,"* Neural Networks, vol. 6, pp.904-910, 1995.

[34] G. Cybenko, "*Approximation by superposition of a sigmoidal function*," Mathematics of control, signals and systems, vol. 2, pp. 303-314, 1989.

[35] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "*Multilayer feedforward networks are universal approximators,*" Neural Networks, vol. 2, pp. 1069-1072, 1993.

[36] T. Poggio and F. Girosi, "*Networks for approximation and learning*," Proc. IEEE, vol.78, no.9, pp 1481-1497, Sept. 1990.

[37] M. J. D. Powell, "*Radial basis functions for multivariable interpolation: A review,"* IM A Conference on Algorithms for the Approximation of Functions and Data, pp. 143- 167, RMCS, Shrivenhan, UK, 1985.

[38] E. J. Hartman, J. D. Keeler, and J.M. Kowalski, "*Layered neural networks with Gaussian hidden units as universal approximations,*" Neural Computation 2, pp. 210- 215, 1990.

[39] J. Park and I. W. sandberg, "*Universal approximation using radial-basis-function networks,*" Neural Computation 3, pp. 246-257, 1991.

[40] J. Moodey and C.J. Darken, "*Fast learning in networks of locally-tuned processing units,*" Neural Computation 3, vol.1, no.2, pp. 281-294, 1989.

[41] Q. Zhang and A. Benveniste, "*Wavelets networks*," IEEE Trans. on Neural Networks, vol. 3, pp. 889-898, 1992.

[42] Y.C. Pati and P.S. Krishnaprasad, "*Analysis and synthesis of feedforward neural networks using discrete affine wavelet transformations,*" IEEE Trans. Neural Networks, vol. 4, Jan. 1993.

[43] J. Zhang, G. G. Walter, Y. Miao, and W. N. W. Lee, "*Wavelet neural networks for function learning,*" IEEE Trans. Signal Process, vol. 43, No. 6, pp. 1485-1497, June 1995.

[44] A. Graps, "*An Introduction to wavelets,"* IEEE Computational Science and Engineering, vol. 2. no. 2, Summer 1995.

[45] Y. Meyer, "*Wavelets: Algorithms and applications*" translated by R. D. Ryan Philadelphia, PA : SIAM Press, 1993.

[46] Simon Haykin,"*Neural network: A comprehensive foundation"*, New York: Macmillan College Publishing Company, 1994.

[47] M. Riedmiller., *"Advanced supervised learning in multi-layer perceptrons from back propagation to adaptive learning algorithms"*, In Int. journal of Computer Standards and Interfaces, Special Issue on Neural Networks (5), 1994.

[48] M. Minoux,. *"Programmation mathématique, théorie et algorithmes, tome 1"*, collection Technique et Scientifique des Télécoms., Dunod, Paris, 1983.

[49] C. Charalambous. *"Conjugate gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks"*, IEE Proceedings-g,vol. 139, no. 3, pp. 301-310, June 1992.

[50] M. Minoux, *"Programmation mathématique, théorie et algorithmes, tome 1"*, collection Technique et Scientifique des Télécoms., Dunod, Paris, 1983.

[51] D.Eclercy, "*Contribution à l'étude de synthèse d'antennes et de réseaux. Elaboration d'outils de calcul originaux basés sur des approches déterministes et stochastiques*", thèse de doctorat 22 septembre 1998.

[52] T.O'Donnel, J. Simmers, and D. H.L. Southall, and Lt. Tom Klemas, "*Neural Beamforming for signal Detection and Location*" IEEE, June 8, 1994.

ANNEXES

ANNEXE A

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.

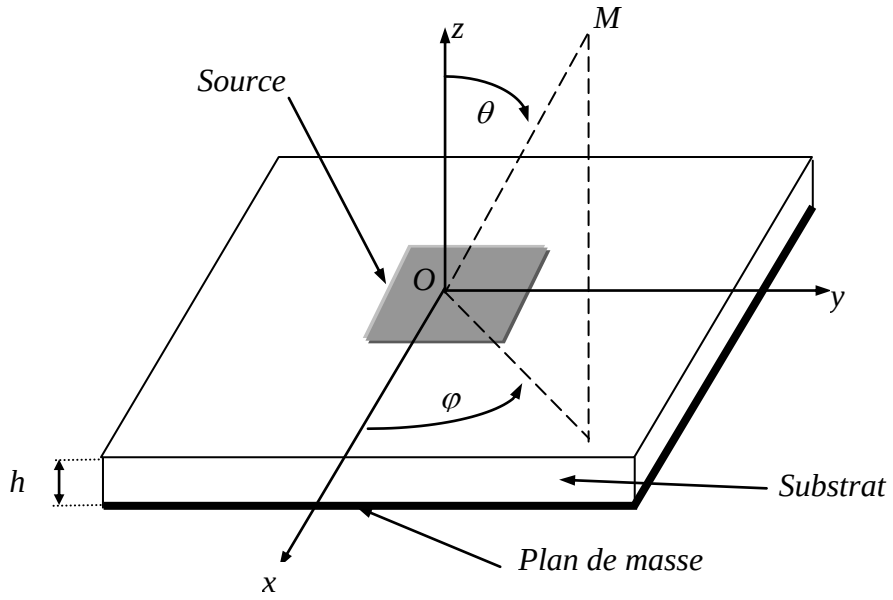


Figure A.1. : *Antenne élémentaire carrée.*

A grande distance, au point M de l'espace, le champ induit par la source est situé dans le plan (U_θ, U_ϕ), il s'exprime par :

$$\vec{E}(M)=E_\theta(\theta,\phi)\vec{U}_\theta+E_\phi(\theta,\phi)\vec{U}\phi \tag{A.1}$$

$$E_\theta(\theta,\varphi)=F(\theta).[\cos\varphi.J_x(\theta,\varphi)+\sin\varphi.J_y(\theta,\varphi)] \tag{A.2}$$

$$E_\varphi(\theta,\varphi)=G(\theta).[-\sin\varphi.J_x(\theta,\varphi)+\cos\varphi.J_y(\theta,\varphi)] \tag{A.3}$$

avec :

$$F(\theta) \quad = \quad \frac{-jw\mu_0 T.\cos\theta}{T-j\varepsilon_r\cos\theta.\cot g(k_0 Th)} \tag{A.4}$$

$$G(\theta) \quad = \quad \frac{-jw\mu_0 T.\cos\theta}{\cos\theta - jT\cot g(k_0 Th)} \tag{A.5}$$

Les courants de surface se décomposent suivant :

$$J_x \quad = \quad L_x L_y I_1 . \frac{\sin[(k_0 L_y(\sin\theta\sin\varphi)/2].2\pi\cos[(k_0 L_x(\sin\theta\cos\varphi)/2]}{[k_0 L_y(\sin\theta\sin\varphi)/2].[\pi^2 - (k_0 L_x\sin\theta\cos\varphi)^2]} \tag{A.6}$$

$$J_y \quad = \quad L_x L_y I_2 . \frac{\sin[(k_0 L_x(\sin\theta\cos\varphi)/2)].2\pi\cos[(k_0 L_y(\sin\theta\sin\varphi)/2)]}{[k_0 L_x(\sin\theta\cos\varphi)/2].[\pi^2 - (k_0 L_y\sin\theta\sin\varphi)^2]} \tag{A.7}$$

avec :

$$T = \sqrt{\varepsilon_r.(1 - j\tan\delta) - \sin^2\theta} \tag{A.8}$$

J_x et J_y : courants de surface de l'antenne imprimée,

μ_0 : perméabilité du vide,

k_0 : nombre d'onde,

L_x : longueur de l'antenne,

L_x : largeur de l'antenne,

$tan\delta$: tangente des pertes dans le substrat,

h : épaisseur du substrat diélectrique,

ε_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 *xOz* alors que le plan *H* sera le plan *yOz*. Ceux-ci seront inversés si I_2 = 1 et I_1 = 0.

ANNEXE B

RESEAU A COUCHE RBF

L'algorithme comprend deux étapes :

a. Algorithme de sélection des centres (algorithme des *K*-moyennes)
b. Algorithme de détermination des poids (méthode LMS)

a. Algorithme des k-moyennes

Soit m_1 le nombre de fonctions RBF, et $C_k(n)_{k=1}^{m_1}$ centres des RBF à l'itération *n*

1. Initialisation des centres $C_k(0)$ aléatoirement
2. Calculer les distances euclidiennes et trouver la distance minimale :

$$k(x) = \arg\min_k \|x(n) - C_k(n)\| \quad , k = 1, m_1 \tag{B.1}$$

où $C_k(n)$ est le centre de le K^{ieme} RBF à l'itération *n*.

3. Ajuster les centres des RBF, en utilisant la règle suivante :

$$C_k(n+1) = \begin{cases} C_k(n) + \eta(x(n) - C_k(n)), & k = k(x) \\ C_k(n) & autres \end{cases} \tag{B.2}$$

Avec η est le paramètre d'apprentissage compris entre 0 et 1.

4. Incrémenter *n*, aller vers 2 et continuer la procédure tant qu'il n'y pas de changement observé dans les centres C_k.

b. Algorithme LMS(least mean square)

Soit l'ensemble d'apprentissage: $x(n)$ = vecteur du signal d'entrée

$d(n)$ = réponses désirées

1. Choix du paramètre η.
2. Initialisation des poids $\hat{w}(0)=0$.
3. Ajuster les poids avec la formule suivante

$$\hat{w}(n+1) = \hat{w}(n) + \eta x(n) e(n) \tag{B.3}$$

avec $e(n) = d(n) - \hat{w}^T(n) x(n)$

Revues:

1. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH and Fethi Tarik BENDIMERAD, *"Optimization of Micro Strip Array Antennas Using Hybrid Particle Swarm Optimizer with Breeding and Subpopulation for Maximum Side-Lobe Reduction"*. RADIOENGINEERING, Volume 17, Number 4, DECEMBER 2008, page (39-44).

2. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH and Fethi Tarik BENDIMERAD, "*Synthesis of Multibeam Antennas Arrays with a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm"***.** The International Arab Journal of Information Technology, Volume 7, Number 3, July 2010, page (250-255).

3. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH and Fethi Tarik BENDIMERAD, "One and Two Dimensions Unequally Array Pattern Synthesis with the use of a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm". Accepted for publication in WSEAS Transactions on Communications journal ISSN 1109-2742.

4. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH and Fethi Tarik BENDIMERAD, "Multi beam Antennas array Pattern Synthesis Using Hybrid Particle Swarm Optimizer with Breeding and Subpopulations Algorithm". Accepted for publication in international journal on communications antenna and propagation (IRECAP).

Rapport-Gratuit.com

Communications :

1. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH, Fethi Tarik BENDIMERAD, *"Application of Hybrid Particle Swarm Optimiser with Breeding and Subpopulations for one and two Dimensions Antenna Arrays*", International Symposium on Operational Research ISOR'08, from 2 to 6 November 2008.

2. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH, Fethi Tarik BENDIMERAD, *"Dual beam micro strip antennas array with low side lobe using hybrid particle swarm optimization"*, Colloque International Télécom'2009 & 6èmes JFMMA, from 11 to 13 march 2009.

3. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH, Fethi Tarik BENDIMERAD, *"Multiple beam Array Pattern Synthesis by Amplitude and Phase with the Use of a Modified Particle Swarm Optimisation Algorithm",* 5th International conference: sciences of electronic, technologies of information and telecommunications, March 22-26,2009 TUNISIA.

4. Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH, Fethi Tarik BENDIMERAD, *"Unequally array pattern synthesis with the use of a modified particle swarm optimization algorithm",* CNTA '09 Université A.MIRA BEJAIA.

5. Sidi Mohamed MERIAH, Hichem CHAKER, Fethi Tarik BENDIMERAD, *"Optimization of Micro Strip Antennas Arrays Using Adaptive Particle Swarm Optimization for Maximum Side-Lobe Reduction*", 5th International conference: sciences of electronic, technologies of information and telecommunications, March 22-26,2009 TUNISIA.

Optimization of Micro Strip Array Antennas Using Hybrid Particle Swarm Optimizer with Breeding and Subpopulation for Maximum Side-Lobe Reduction

Hichem CHAKER, Sidi Mohamed MERIAH, Fethi Tarik BENDIMERAD

Telecom Laboratory, Dept. of Electronic, Faculty of Engineering, Abou-Bekr Belkaid University- Tlemcen, P.O.Box230, Chetouane, 13000 Tlemcen, Algeria

mh_chaker2005@yahoo.fr, sm_meriah@mail.univ-tlemcem.dz , ft_bendimerad@mail.univ-tlemcem.dz

Abstract. *In this paper, a technique based on hybrid particle swarm optimiser with breeding and subpopulation is presented for optimal design of reconfigurable dual-beam linear array antennas and planar arrays. In the amplitude-phase synthesis, the design of a reconfigurable dual-pattern antenna array is based on finding a common amplitude distribution that can generate either a pencil or sector beam power pattern, when the phase distribution of the array is modified appropriately. The goal of this study is to introduce the hybrid model to the electromagnetic community and demonstrate its great potential in electromagnetic optimizations.*

Keywords

Hybrid particle swarm, breeding and subpopulation, global optimization, phased array, reconfigurable array, planar array.

1. Introduction

Optimizations of linear antenna arrays have received great attention in the electromagnetic community for many civilian and military applications. Multiple-beam antenna arrays have important applications in communications and radar. Reconfigurable antenna array that are capable of radiating with multiple patterns using a single power divider network are desirable for many applications. Recently, evolutionary algorithms have been successfully applied to antenna array synthesis problems like null steering in phased arrays by positional perturbations [1], reconfigurable phase differentiated array design [2], [3], and the corrugated horn antenna design [4]. To solve the antenna array pattern synthesis problems, among a number of optimization procedures, the artificial intelligence techniques such as genetic, simulated annealing and tabu search algorithms owing to their simplicity, flexibility and accuracy have received much attention in recent years. Genetic algorithm (GA) is a search technique based on an abstract model of Darwinian evolution. Simulated annealing (SA) technique is essentially a local search, in which a move to an inferior solution is allowed with a probability, according to some Boltzmann-type distribution, that decreases as the process progresses. Tabu search (TS) algorithm has been developed to be an effective and efficient scheme for combinatorial optimization that combines a hill-climbing search strategy based on a set of elementary moves and a heuristics to avoid to stops at sub-optimal points and the occurrence of cycles. Recently, particle swarm optimization algorithm (PSO) is proposed for solving global numerical optimization problem. The search techniques mentioned above are the probabilistic search techniques that are simple and easily be implemented without any gradient calculation. This study uses a new electromagnetic optimization technique, hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulation [5], to design a linear reconfigurable dual-beam antennas array and planar array antennas. The result shows that the hybrid model can find a high quality solution even for a very high dimensional problem.

2. Problem Formulation

The design of a reconfigurable dual-pattern antenna array is based on finding a common amplitude distribution that can generate either a pencil beam or sector beam, when the phase distribution of the array is changed appropriately. All the excitation phases are kept constant at 0° to generate a pencil beam, and are varied in the range -180°≤θ≤ 180° to form a sector beam [2].

If the array element excitations are conjugate symmetrical about the center of the linear array, the far field factor of this array with even number of uniformly spaced isotropic elements (2*N*) can be given by (1)[6].

$$F(\theta) = 2\sum_{k=1}^{N} a_k \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} d_k \sin(\theta) + \delta_k\right) \tag{1}$$

where N is the element number; λ is the wavelength; δ_k are phases of the elements (-180°≤θ≤ 180°); a_k the amplitude of the elements; d_k the distance between position of ith element and the array center; θ the scanning angle.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Evolutionary algorithms use the concept of fitness to represent how well an arbitrary solution satisfies the design parameters. Each of the parameters used to calculate the fitness is referred to as a fitness factor. The fitness factors must together quantify the solution.

For the reconfigurable dual-beam optimization, the fitness function must quantify the entire array radiation pattern. One possible method of doing so would be to compare the calculated pattern point-by-point with the desired pattern as follows:

$$Fitness = Max - \int_0^{\frac{\pi}{2}} \left| F_d(\theta) - F(\theta) \right| d\theta \,. \tag{2}$$

The fitness can be seen as the difference area between the desired pattern and obtained pattern. The greater value of the fitness function, the better match between the obtained pattern and the desired one. Equation (2) is used for evaluating the fitness value during the optimization process.

3. Hybrid Particle Swarm Optimizer with Breeding and Subpopulations

Both Eberhart and Angeline conclude that hybrid models of the standard GA and the PSO could lead to further advances. We present such a hybrid model. The model incorporates one major aspect of the standard GA into the PSO, the reproduction. In the following work we will refer to the used reproduction and recombination of genes only as "breeding". Breeding is one of the core elements that make the standard GA a powerful algorithm. Hence our hypothesis was that a PSO hybrid with breeding has the potential to reach better results than the standard PSO. In addition to breeding we introduce a hybrid with both breeding and subpopulations. Subpopulations have previously been introduced to standard GA models mainly to prevent premature convergence to suboptimal points [7]. Our motivation for this extension was that the PSO models, including the hybrid PSO with breeding, also reach suboptimal solutions. Breeding between particles in different subpopulations was also added as an interaction mechanism between subpopulations. The traditional PSO model, described by [8], consists of a number of particles moving around in the search space, each representing a possible solution to a numerical problem. Each particle has a position vector $X_i=(x_{i1},\ldots,x_{id},\ldots, x_{iD})$, a velocity vector $V_i=(v_{i1},\ldots,v_{id},\ldots, v_{iD})$, the position $P_i=(p_{i1},\ldots,p_{id},\ldots, p_{iD})$, and fitness of the best point encountered by the particle, and the index $^{(g)}$ of the best particle in the swarm. In each iteration the velocity of each particle is updated according to their best encountered position and the best position encountered by any particle, in the following way:

$$v_{id} = w \times v_{id} + c_1 \times rand() \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times rand() \times (p_{gd} - x_{id}) \tag{3}$$

w is the inertia weight described in [9], [10] and p_{gd} is the best position known for all particles. c_1 and c_2 are random values different for each particle and for each dimension. If the velocity is higher than a certain limit, called $V_{\max}$, this limit will be used as the new velocity for this particle in this dimension, thus keeping the particles within the search space. The position of each particle is updated in each iteration. This is done by adding the velocity vector to the position vector;

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \,. \tag{4}$$

The particles have no neighborhood restrictions, meaning that each particle can affect all other particles. This neighborhood is of type star (fully connected network), which has been shown to be a good neighborhood type in [11]. Fig. 1 shows the structure illustration of the hybrid model.

```
Begin
    Initialise
    While (not terminate-condition) do
      Begin
        Evaluate
        Calculate new velocity vectors
         Move
         Breed
      End
End
```

Fig. 1. The structure of the hybrid model.

The breeding is done by first determining which of the particles that should breed. This is done by iterating through all the particles and, with probability *pb* equal to 0.6 (breeding probability); mark a given particle for breeding. Note that the fitness is not used when selecting particles for breeding. From the pool of marked particles we now select two random particles for breeding. This is done until the pool of marked particles is empty. The parent particles are replaced by their offspring particles, thereby keeping the population size fixed. The position of the offspring is found for each dimension by arithmetic crossover on the position of the parents:

$$child_1(x_i) = p_i \times parent_1(x_i) + (1.0 - p_i) \times parent_2(x_i) \,, \tag{5}$$

$$child_2(x_i) = p_i \times parent_2(x_i) + (1.0 - p_i) \times parent_1(x_i) \tag{6}$$

where p_i is a uniformly distributed random value between 0 and 1. The velocity vectors of the offspring are calculated as the sum of the velocity vectors of the parents normalized to the original length of each parent velocity vector.

$$child_1(\vec{v}) = \frac{parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v})}{\left| parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v}) \right|} \times \left| parent_1(\vec{v}) \right| , \tag{7}$$

$$child_2(\vec{v}) = \frac{parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v})}{\left| parent_1(\vec{v}) + parent_2(\vec{v}) \right|} \times \left| parent_2(\vec{v}) \right| . \tag{8}$$

The arithmetic crossover of positions in the search space is one of the most commonly used crossover methods with standard real valued GAs, placing the off-

spring within the hypercube spanned by the parent particles. The main motivation behind the crossover is that offspring particles benefit from both parents. In theory this allows good examination of the search space between particles. Having two particles on different suboptimal peaks breed could result in an escape from a local optimum, and thus aid in achieving a better one. We used the same idea for the crossover of the velocity vector. Adding the velocity vectors of the parents results in the velocity vector of the offspring. Thus each parent affects the direction of each offspring velocity vector equally. In order to control that the offspring velocity was not getting too fast or too slow, the offspring velocity vector is normalized to the length of the velocity vector of one of the parent particles. The starting position of a new offspring particle is used as the initial value for this particle's best found optimum ($\vec{p}_i$). The motivation for introducing subpopulations is to restrict the gene flow (keeping the diversity) and thereby attempt to evade suboptimal convergence. The subpopulation hybrid PSO model is an extension of the just described breeding hybrid PSO model. In this new model the particles are divided into a number of subpopulations. The purpose of the subpopulations is that each subpopulation has its own unique best known optimum. The velocity vector of a particle is updated as before except that the best known position ($\vec{p}_g$ in the formula) now refers to the best known position within the subpopulation that the particle belongs to. In terms of the neighborhood topology suggested by Kennedy in [11], each subpopulation has its own star neighborhood. The only interaction between subpopulations is, if parents from different subpopulations breed. Breeding is now possible both within a subpopulation but also between different subpopulations. An extra parameter called probability of same subpopulation breeding p_{sb} determines whether a given particle selected for breeding is to breed within the same subpopulation (probability p_{sb} equal to 0.6), or with a particle from another subpopulation (probability 1- p_{sb}). Replacing each parent with an offspring particle ensures a constant subpopulation size. The number of subpopulations used in our simulation is three with an initial population of 40 particles.

4. Results

We consider an array of 20 isotropic elements spaced 0.5 λ apart in order to generate a pencil beam and a sector beam with a common amplitude distribution and varying phase distribution. Because of symmetry, here only ten phases and ten amplitudes are to be optimized. Acceptable side lobe level (SLL) should be equal to or less than the desired value, and there are no side lobes exceeding the specified values, -40 dB for pencil beam and -30 dB for sector beam. Fig. 2 shows normalized absolute power pattern in dB for pencil beam and Fig. 3 for sector beam. After 250 iterations, the fitness value reached to its maximum, and the optimization process ended due to meeting the design goal as shown in Fig. 4. This again demonstrates the efficiency of the hybrid model. Amplitude and phase distributions in degree are shown in Tab. 1.

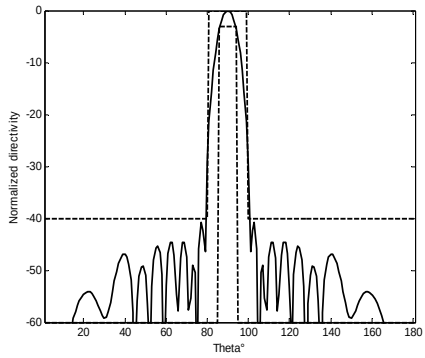


Fig. 2. Optimized pencil-shaped radiation pattern of a 20-element linear array.

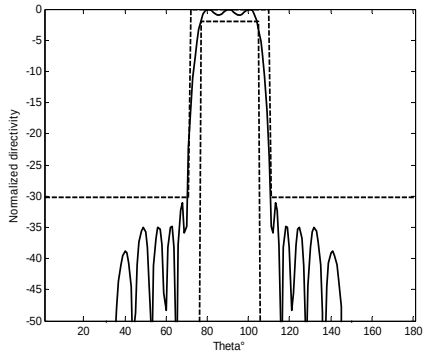


Fig. 3. Optimized sector-shaped radiation pattern of a 20-element linear array.

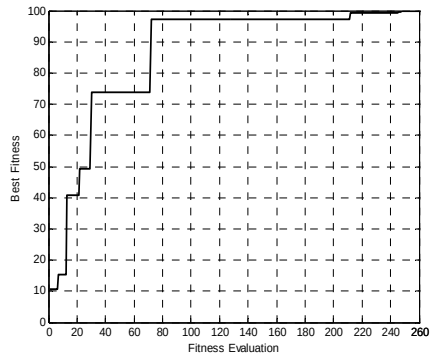
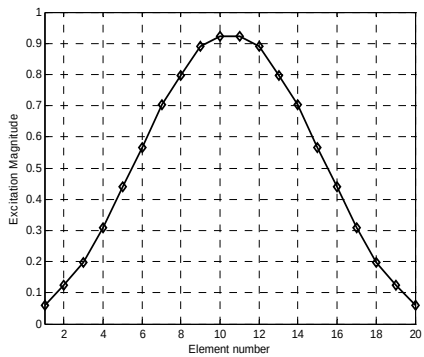


Fig. 4. Convergence curve.



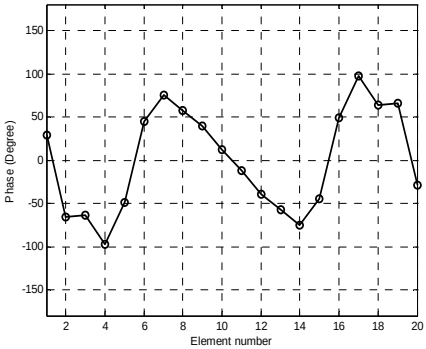


Fig. 5. The element excitation required to achieve the desired pattern.

Element N°	Pencil Beam		Sector Beam	
	Amplitude (Volt)	Phase (Degree)	Amplitude (Volt)	Phase (Degree)
1	0.0607	0.0000	0.0607	29.0547
2	0.1241	0.0000	0.1241	-65.3286
3	0.1983	0.0000	0.1983	-64.0510
4	0.3075	0.0000	0.3075	-97.5690
5	0.4390	0.0000	0.4390	-48.9306
6	0.5647	0.0000	0.5647	44.7308
7	0.7036	0.0000	0.7036	75.3726
8	0.7965	0.0000	0.7965	57.1296
9	0.89	0.0000	0.89	39.1330
10	0.9214	0.0000	0.9214	11.7284
11	0.9214	0.0000	0.9214	-11.7284
12	0.89	0.0000	0.89	-39.1330
13	0.7965	0.0000	0.7965	-57.1296
14	0.7036	0.0000	0.7036	-75.3726
15	0.5647	0.0000	0.5647	-44.7308
16	0.4390	0.0000	0.4390	48.9306
17	0.3075	0.0000	0.3075	97.5690
18	0.1983	0.0000	0.1983	64.0510
19	0.1241	0.0000	0.1241	65.3286
20	0.0607	0.0000	0.0607	-29.0547

Tab. 1. Amplitude and phase distributions.

In order to evaluate the performance of the proposed algorithm, we compare the numerical results calculated by the hybrid model, and the genetic algorithm using floating-point [12]. For comparison, a reconfigurable dual-beam linear array antenna is considered. We show the comparison of the far-field patterns among the hybrid model simulation results, and the genetic algorithm simulated results in [12]. The hybrid algorithm side lobe level is -40.43 dB and -31.01 dB for pencil and sector beams respectively, this results remain comparable to the genetic algorithm: -25.05 dB and -25.56 dB for pencil and sector beams respectively, An improvement of about 15.38 dB and 5.45 dB in the side lobe level of pencil beam and sector pattern is obtained. For the simulation convergence comparison between hybrid model and genetic algorithm, the hybrid model is run for 250 generations and the genetic algorithm is run for 1200 generations. Obviously, the hybrid algorithm is much faster than the genetic algorithm for array pattern synthesis.

This section presents a design method for planar arrays that permits control of the SLL and the beam width in the two principal planes corresponding to E plane (φ=0°) and H plane (φ=90°) respectively. As an illustrative example, we first consider the example problem that applied the hybrid model is the optimization of a 100 element planar array. Excited by a flat phase, the objects that should be optimized are the relative excitation amplitude on each element, along with the distance between elements, $\lambda/2$. In the plane φ=0°, the SLL is set to -35 dB, and in the plane φ=90° the SLL is set to -35dB too, as indicated in Fig. 6. The best fitness value returned versus the number of calls to the fitness evaluator was achieved after 200 as plotted in Fig. 7. The optimized excitations magnitudes elements according to the two axis are show in Fig. 8. Tab. 2 shows the element excitation value required to achieve this pattern. This figure shows the main beam accompanied by a decrease in the number of side lobes. In fact, the desired beam width is achieved and the specified SLL is respected.

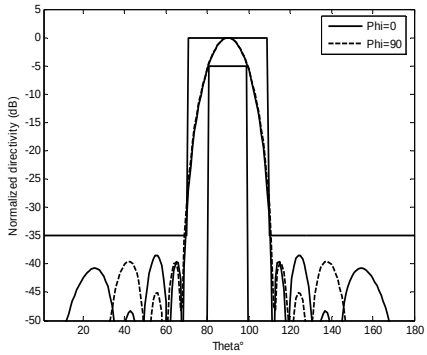


Fig. 6. Radiation pattern (both E and H plane) of a 100-element planar array.

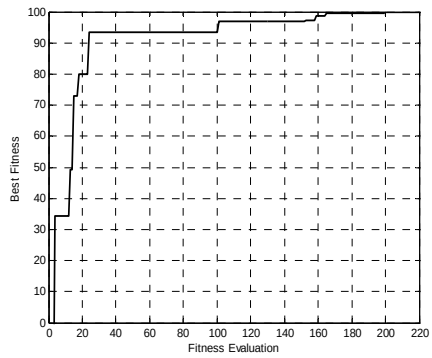
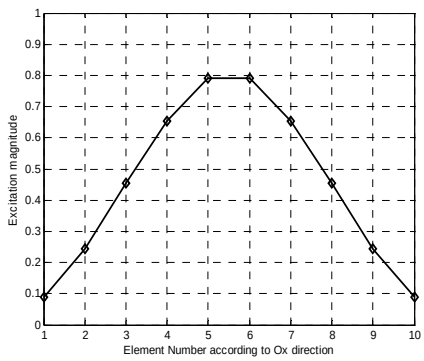


Fig. 7. Convergence curve.



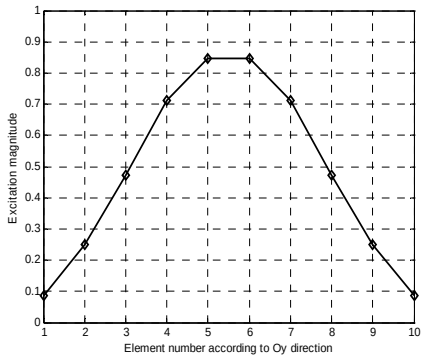


Fig. 8. The element excitation required to achieve the desired pattern.

Element N°	Amplitude (Volt)	
	Ox direction	Oy direction
1&10	0.0894	0.0855
2&9	0.2436	0.2506
3&8	0.4556	0.4733
4&7	0.6535	0.7116
5&6	0.7906	0.8468

Tab. 2. Amplitude distribution.

For the next example, we take an array with 64 elements, in amplitude-phase synthesis, the design of this array is based on finding the amplitude and phase distribution of each element, in the plane φ=0°, the SLL is set to -30dB, and in the plane φ=90° the SLL is set to -30 dB. Fig. 9 shows normalized absolute power pattern in dB, there is a very good agreement between desired and obtained results. The hybrid model is run for 200 iterations with an initial population of 40 as indicated in Fig. 10. The optimized excitation magnitudes and phases (degree) elements according to the two axis are shown in Fig. 11, and values are presented in Tab. 3. It is clear from Fig. 9 that in the shaped region, the patterns in the two planes have good performance, and there is no side lobe that exceeds the specified values. This property of the proposed design enables to choose the size (area) of the region to be covered by the main beam while keeping radiation in the other directions below a desired level.

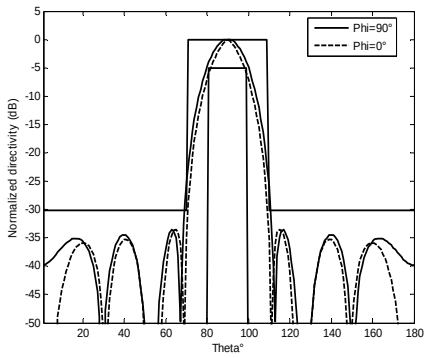


Fig. 9. Normalized absolute power pattern generated by 64 element planar array.

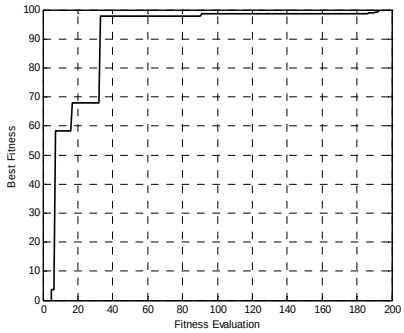


Fig. 10. Convergence curve.

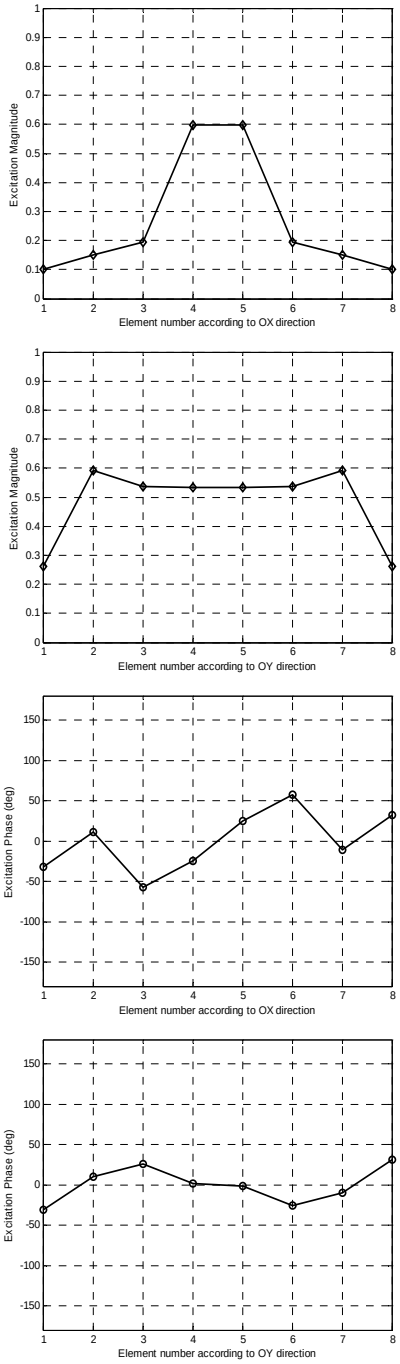


Fig. 11. The element excitation required to achieve the desired pattern.

Number N°	Amplitude (Volt)		Phase (Degree)	
	Ox direction	Oy direction	Ox direction	Oy direction
1	0.1012	0.2624	-32.332	-31.0658
2	0.1501	0.5930	11.4305	10.1471
3	0.1944	0.5363	-57.0952	25.6227
4	0.5982	0.5325	-24.5971	1.1459
5	0.5982	0.5325	24.5971	-1.1459
6	0.1944	0.5363	57.0952	-25.6227
7	0.1501	0.5930	-11.4305	-10.1471
8	0.1012	0.2624	32.332	31.0658

Tab. 3. Amplitude and phase distributions.

5. Conclusion

In this paper, Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulation is successfully used to the design of a reconfigurable dual-beam array and planar arrays. Results show that there is an agreement between the desired specifications and the synthesized one. This demonstrates the effectiveness of the proposed procedure. Advantages of this technique are ease of implementation, flexibility, accuracy, and can be very useful to antenna engineers for the pattern synthesis of antenna arrays.

References

[1] ALPHONES, A., PASSOUPATHI, V. Null steering in phased arrays by positional perturbations: a genetic algorithm approach. *Proc. IEEE Phased Arrays*, 1996, pp. 203-207.

[2] GIES, D., RAHMAT-SAMII, Y. Particle swarm optimization for reconfigurable phase differentiated array design. *Microwave and Optical Technol. Lett.*, August 2003, vol. 38, no. 3, pp. 168-175.

[3] ROBINSON, J., RAHMAT-SAMII, Y. Particle swarm optimization in Electromagnetic. *IEEE Trans. Antennas & Propagation*, Feb.2004, vol. 52, no. 2, pp. 397-407.

[4] ROBINSON, J., SINTON, S., RAHMAT-SAMII, Y. Particle swarm, genetic algorithm, and their hybrids: Optimization of a profiled corrugated horn antenna. *IEEE AP-S*, 2002, pp. 314-317.

[5] LOVBJERG, M., RASMUSSEN, T. K., KRINK, T. Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulations. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO)*. San Francisco (USA), July 2001.

[6] MERIAH, S. M., BENDIMERAD, F.T. Low level side lobes in thinned antennas arrays by switched supply law. Optimization by genetic algorithm. *Annals of Telecommunications*. 55, N°11-12, 2000, pp. 615-621.

[7] SPEARS, W. M. Simple subpopulation schemes. In *Proceeding of the Evolutionary Programming Conference,* 1994, pp. 296-307.

[8] KENNEDY, J., EBERHART, R. C. Particle swarm optimization. In P*roceeding of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, p. 1942-1948.

[9] SHI, Y., EBERHART, R. C. A modified particle swarm optimizer. *IEEE International Conference on Evolutionary Computation.* Anchorage (Alaska), May 4-9, 1998.

[10] SHI, Y., EBERHART, R. C. Parameter selection in particle swarm optimization. *Evolutionary programming VII (1998), lecture notes in computer science 1447, 591-600. Springer*

[11] KENNEDY, J. Small words and mega-minds: Effects of neighbourhood topology on particle swarm performance. In P*roceedings of the 1999 Congress of Evolutionary Computation,* vol. 3, p. 1931-1938. IEEE Press.

[12] MAHANTI, G. K., DAS, S., CHAKRABORTY, A. Design of phase-differentiated reconfigurable array antennas with minimum dynamic range ratio. In *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters,* 2006, vol. 5, p. 262-264.

About Authors...

Hichem CHAKER was born in Ghazaouet (Algeria) in 1981. He received his degree in Electrical Engineering from the University of Tlemcen, where he is now in the Department of Electronics. He is currently working toward the Ph.D. His research interests include micro strip antenna arrays.

Sidi Mohammed MERIAH was born in Tlemcen (Algeria) in 1970. He received the diploma of state engineer in Electronics (1992) from National Polytechnic College, Magister degree in Electronics (1997) and doctorate degree from Tlemcen University (2005). He is a Senior Lecturer in Tlemcen University and Researcher within the Telecommunications Laboratory. His current research interest include numerical techniques in electromagnetic radiation, analysis and design smart antenna and array antennas pattern synthesis.

Fethi Tarik BENDIMERAD was born in Sidi Belabbes (Algeria) in 1959, he received the diploma of state engineer in Electronics (1983) from Oran University, Master degree in Electronics (1984) and doctorate degree from Nice Sophia-Antipolis University (1989). He worked as a Senior Lecturer in Tlemcen University and he is the Director of the Telecommunications Laboratory. His main area of research is the microwave techniques and radiation and he is responsible of the antenna section.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Synthesis of Multibeam Antennas Arrays with a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm

Hichem Chaker, Sidi Mohamed Meriah, and Fethi Tarik Bendimerad
Faculty of Engineering, Tlemcen University, Algeria

Abstract: *In this paper, we intend to study the synthesis of the multibeam arrays. The synthesis implementation's method for this type of arrays permits to approach the appropriated radiance's diagram. An adaptive particle swarm optimization algorithm (APSO) is proposed to synthesis multibeam antenna arrays. The problem is formulated and solved by means of the proposed algorithm. The examples are simulated to demonstrate the effectiveness and the design flexibility of adaptive PSO in the framework of electromagnetic synthesis of linear arrays.*

Keywords: *Multibeam, optimization, adaptive particle swarm optimization, synthesis, linear antenna arrays.*

Received June 24, 2008; accepted February 16, 2009

1. Introduction

In the domain of antenna arrays, several methods of synthesis exist such as stochastic and determinist method [4, 2]. Considering the diversity of aims searched for by users, we don't find a general method of synthesis which is applicable synthesis to all cases, but rather an important number of methods to every type of problem. This diversity of solutions can be exploited to constitute a useful tool for a general approach of synthesis of a multibeam array. Recently, evolutionary algorithms have been successfully applied to antenna array synthesis problems like null steering in phased arrays by positional perturbations [1], reconfigurable phase differentiated array design [5, 9], the corrugated horn antenna design [10]. Recently, adaptive particle swarm optimization algorithm is proposed for solving global numerical optimization problem. The result shows that the APSO can find a high quality solution even for a very high dimensional problem.

In this paper, we are interest to present the adaptive swarm optimization method that will be applied to the synthesis of multibeam arrays. A big flexibility between features of the antennas array: amplitude and phase of feeding, ondulation domain, and secondary lobe level∞ is introduced.

2. Problem Formulation

An array can form multiple narrow beams towards different directions. For example, suppose it is desired to form two or three beams towards the steering angles 1, 2, and 3. The design of a linear array antenna is based on finding both magnitudes and phases excitation that can generate the desired patterns.

We consider a linear array of 2N isotropic antenna elements, which are assumed, uncoupled, symmetrically and equally spaced with half wavelength. Its array pattern can be described as follows [10]:

$$F(\theta)=2\sum_{k=1}^{N} a_k \cos\left(\frac{2\pi}{\lambda} d_k \sin(\theta)+\delta_k\right) \quad (1)$$

where N =element number, λ =wavelength, δ_k =phases of the elements (-180°≤θ≤+180°), a_k =amplitude of the elements, d_k =distance between position of ith element and the array center, and θ =scanning angle. In order to generate a beam pattern fulfilling some constraints, SLL lower than a fixed threshold or reproducing a desired shape, an array configuration must be synthesized. First of all, it is necessary to define the objective function that measures the difference between desired and synthesized beam pattern. Let us define a function called fitness function as follows:

$$Fitness = Max - \int_0^{\pi} \left| f_d(\theta) - f(\theta) \right| d\theta \quad (2)$$

The fitness function defined in equation 2 represents the general form for antenna pattern synthesis, and the desired mask shape can be defined as follow and plotted in Figure 1:

- Of three principal lobes, we define all the angular zones T1 to T15.
- Of two principal lobes, we have T1 = T2 = T3 = T4 = T5 = T6.

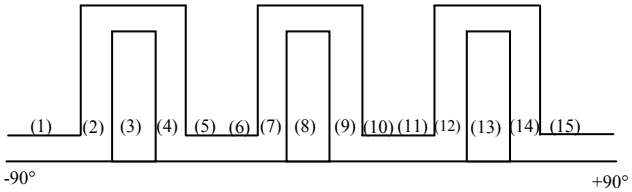


Figure 1. The shaped multi beam mask.

3. Adaptive Particle Swarm Optimisation

Modern heuristic algorithms are considered as practical tools for nonlinear optimization problems, which do not require that the objective function to be differentiable or be continuous. The Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm [11] is an evolutionary computation technique, which is inspired by social behaviour of swarms. PSO is similar to the other evolutionary algorithms in that the system is initialized with a population of random solutions. Each potential solution, call particles, flies in the D-dimensional problem space with a velocity which is dynamically adjusted according to the flying experiences of its own and its colleagues. The location of the ith particle is represented as $X_i=(x_{i1},...,x_{id},...x_{iD})$. The best previous position (which giving the best fitness value) of the ith particle is recorded and represented as $P_i=(p_{i1},...,p_{id},...,p_{iD})$, which is also called $pbest$. The index of the best $pbest$ among all the particles is represented by the symbol g. the location P_g is also called $gbest$. The velocity for the ith particle is represented as $V_i=(v_{i1},...,v_{id},...,v_{iD})$. The particle swarm optimization consists of, at each time step, changing the velocity and location of each particle toward its $pbest$ and $gbest$ locations according to the equations 3 and 4, respectively:

$$v_{id}=w*v_{id}+c_1*rand()*(p_{id}-x_{id})+c_2*rand()*(p_{gd}-x_{id}) \quad (3)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (4)$$

where w is inertia weight, c_1 and c_2 are acceleration constants [9], and $rand()$ is a random function in the range [0 1]. For equation 3, the first part represents the inertia of previous velocity; the second part is the ‘‘cognition ’’ part, which represents the private thinking by itself; the third part is the ‘‘social ’’ part, which represents the cooperation among the particle [5]. V_i is clamped to a maximum velocity $V\max=(v_{\max,1},...,v_{\max,d},...,v_{\max,D})$. $V\max$ determines the resolution with which regions between the present and the target position are searched [8]. The process for implementation PSO is as follows:

- Set current iteration generation $G_c=1$. Initialize a population which including m particles, for the ith particle, it has random location X_i in specified space and for the dth dimension of V_i, $v_{id}=rand_2()*v_{\max,d}$, where $rand_2()$ is a random value in the range of [-1 1].
- Evaluate the fitness for each particle.
- Compare the evaluated fitness value of each particle with its $pbest$.if the current value is better than $pbest$, and then set the current location as the $pbest$ location. Furthermore, if current value is better than $gbest$, then reset $gbest$ to the current index in particle array.
- Change the velocity and location of the particle according to the equations 1 and 2, respectively.
- $G_c=G_c+1$, loop to step b) until a stop criterion is met, usually a sufficiently good fitness value or G_c is achieve a predefined maximum generation $G\max$.

The parameters of PSO includes: number of particles *m*, inertia weight *w*, acceleration constants c_1 and c_2, maximum velocity $V_{\max}$. As evolution goes on, the swarm might undergo an undesired process of diversity loss. Some particles becomes inactively while lost both the global and local search capability in the next generations. For a particle, the loss of global search capability means that it will be only flying within a quite small space, which will be occurs when its location and $pbest$ is close to $gbest$ (if the $gbest$ has not significant change) and its velocity is close to zero for all dimensions; the loss of local search capability means that the possible flying cannot lead perceptible effect on its fitness. From the theory of self-organization [8], if the system is going to be in equilibrium, the evolution process will be stagnated. If $gbest$ is located in a local optimum, then the swarm becomes premature convergence as all the particles become inactively.

To stimulate the swarm with sustainable development, the inactive particle should be replaced by a fresh one adaptively so as to keeping the non-linear relations of feedback in equation 3 efficiently by maintaining the social diversity of swarm. However it is hard to identify the inactive particles, since the local search capability of a particle is highly depended on the specific location in the complex fitness landscape for different problems. Fortunately, the precision requirement for fitness value is more easily to de decided for specified problem. The adaptive PSO is executed by substituting the step d) of standard PSO process, as the pseudo code of adaptive PSO that is shown in Figure 2. F_i is the fitness of the ith particle, F_{gbest} is the fitness of $gbest$. $\Delta F_i=f(F_i,F_{gbest})$, where $f(x)$ is an error function. The ε is a predefined critical constant according to the precision requirement. T_c is the count constant. The *replace()* function is employed to replace the ith particle, where the X_i and V_i is reinitialized by following the process in step a) of standard PSO, and its $pbest$ is equal to X_i. The array similar $Count[i]$ is employed to store the counts which are satisfying the condition $|\Delta F_i|<\varepsilon$ in successively for the ith particle which is not $gbest$. The

inactive particle is natural to satisfy the replace condition; however, if the particle is not inactively, it has less chance to be replaced as T_c increases.

```
int[ ]similar Count = new int[m]; // at initialization stage
// Next code is employed to replace step d )
// in standard PSO process
For (i=0;i<m;i++) {              // for each particle
   IF (i≠g && |ΔFi|<ε)
     THEN similar Count[i]++;     // add1
   ELSE similar Count[i]=0;       // reset
   IF (similar Count[i]>Tc )      // predefined count
     THEN replace(the i^th particle);
   ELSE execute(step d )in standard PSO
 }
```

Figure 2. Inserted pseudo code of adaptive PSO.

For APSO, ΔF_i is set as a relative error function, which is $(F_i-F_{gbest})/Min(abs(F_i),abs(F_{gbest}))$, where $abs(X)$ gets the absolute value of X, $Min(X_1,X_2)$ gets the minimum value between X_1 and X_2.The critical constant ε is set as 1e-4, and the count constant Tc is set as 3.

4. Results and Discussion

In this section, we consider an array of 10 isotropic elements spaced 0.5 λ apart in order to generate two beams towards the steering angles -20°, 40° with amplitude-phase synthesis. Because of symmetry, here only five phases and five amplitudes are to be optimized. Acceptable Side Lobe Level (SLL) should be equal to or less than the desired value - 25dB. Figures 3 and 4 show the normalized absolute power pattern in dB, the maximum side lobes level reach -25.87 dB, there is a very good agreement between desired and obtained results. The optimized excitation magnitudes and phases (degree) elements is shown in the Figure 6, and values are presented in the Table 1. For design specifications of amplitude-phase synthesis, APSO is run for 500 generations as indicated in Figure 5.

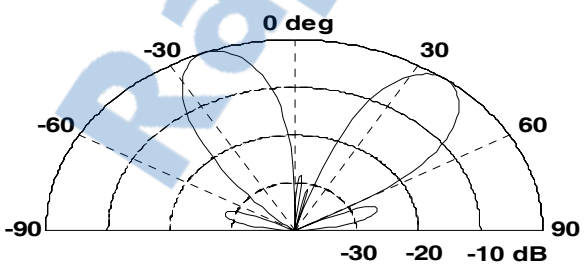


Figure 3. Multi-beam arrays with maximum sidelobes level equal to – 25.87 dB in polar coordinates.

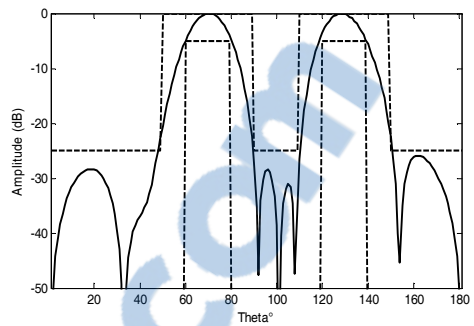


Figure 4. Multi-beam arrays with maximum sidelobes level equal to – 25.87 dB.

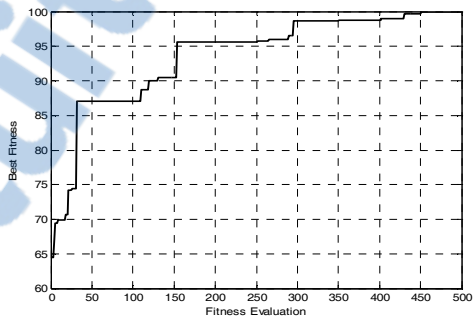


Figure 5. Convergence of the algorithm versus the number of iterations.

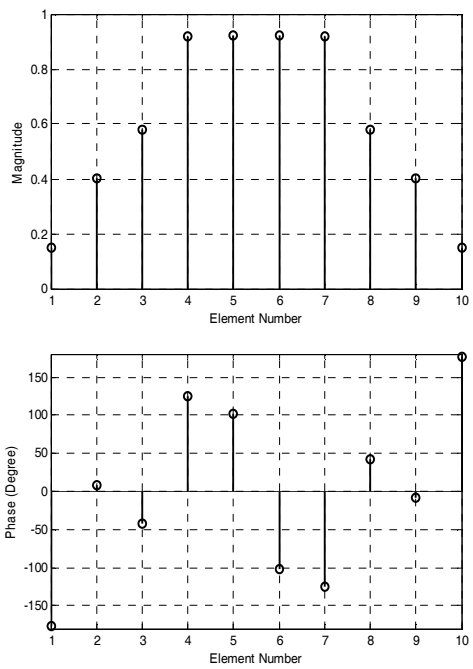


Figure 6. The element excitation required to achieve the desired pattern.

In order to illustrate the capabilities of APSO for solving the array configuration for desired pattern synthesis by varying the amplitude and phase of the elements feed, we introduce the case of an array with 20 equispaced isotropic elements with λ/2 interelement spacing, which is supposed to generate three beam steered towards the three angles θ_1=-30°, θ_2 = 0°and θ_3=20°, Figures 7 and 8 show the output pattern, the relative amplitudes of the three beams were equal to unity, after 409 iterations maximum side lobes level of

RapidGratuit.com

-22.29dB was achieved and the optimization process ended due to meeting the design goal as plotted in Figure 9. Amplitude and phase distributions in degree are shown in Figure 10, and presented in the Table 2.

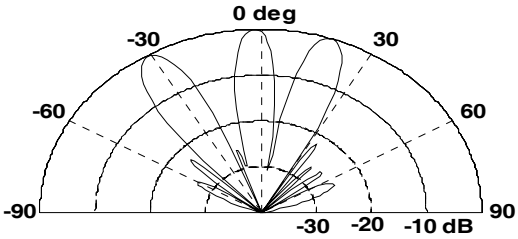


Figure 7. Multi-beam arrays with maximum sidelobes level equal to – 22.29 dB in polar coordinates.

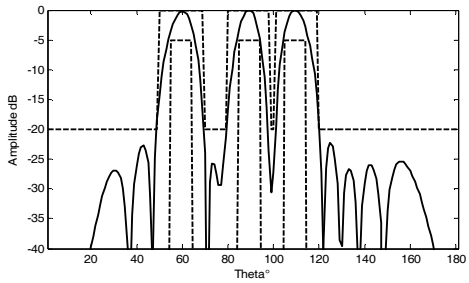


Figure 8. Multi-beam arrays with maximum sidelobes level equal to -22.29dB.

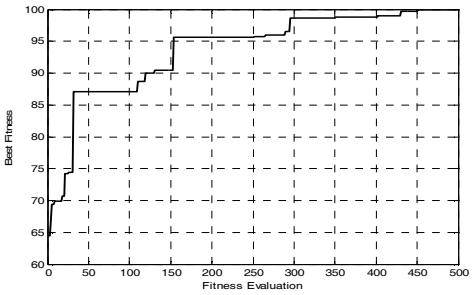


Figure 9. Convergence curve

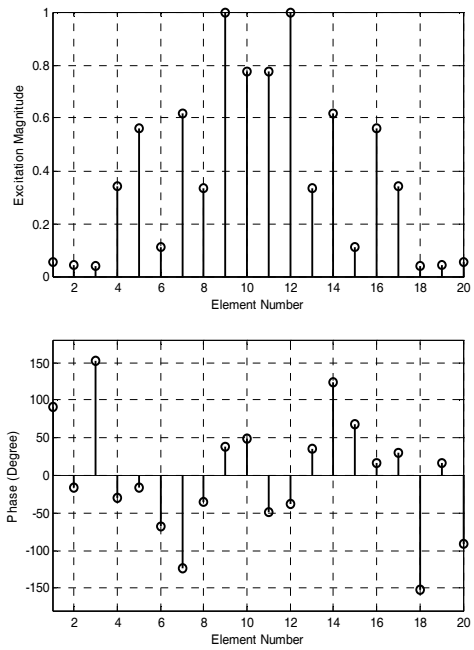


Figure 10. The element excitation required to achieve the desired pattern.

With the same array as the second case, and the same type of synthesis, we present synthesis results of multibeam array as indicated in the Figures 11, 12 and 14. Figures 11 and 12 show normalized absolute power pattern in dB for multibeam array by amplitude-phase synthesis. For design specifications of amplitude-phase synthesis, APSO is run for 1000 generations as shown in the Figure 13; the elements excitation required to achieve the desired pattern are shown in Figure 14. Side lobes level obtained for desired pattern is -20dB. Simulated results are shown in Table 2.

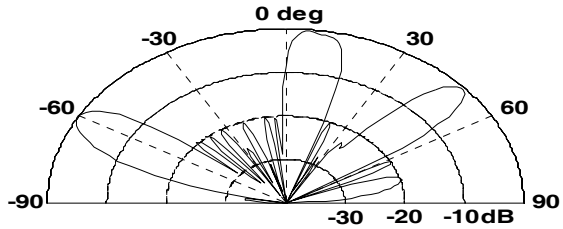


Figure 11. Multi-beam arrays with maximum sidelobes level equal to – 20 dB sidelobes in polar coordinates.

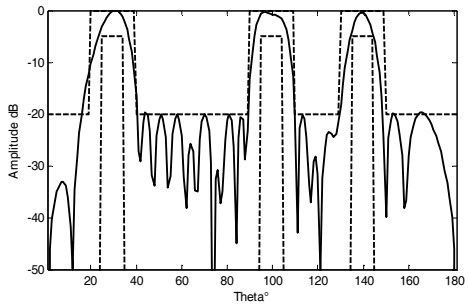


Figure 12. Multi-beam arrays with maximum sidelobes level equal to – 20 dB sidelobes.

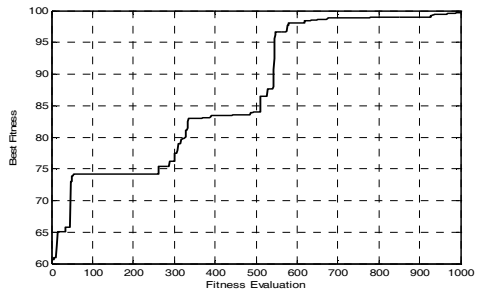


Figure 13. Convergence curve of the fitness value of 20 element array.

In order to evaluate the performance of the proposed algorithm, we compare the numerical results calculated by the adaptive particle swarm optimiser, and the Taylor-Kaiser [4]. We show the comparison of the gains of two 20-element three-beam arrays with half wavelength spacing, and steered towards the three angles of -30°, 0° and 150° among the APSO results as indicated in Figure 15, and the Taylor-Kaiser simulated results in [4]. The adaptive particle swarm optimizer side lobe level is -20, 68 dB and the relative amplitudes of the three beams were equal to unity, this result remain comparable to the Taylor-Kaiser, and an improvement in the side lobe level is obtained. For the simulation package we use the Matlab software.

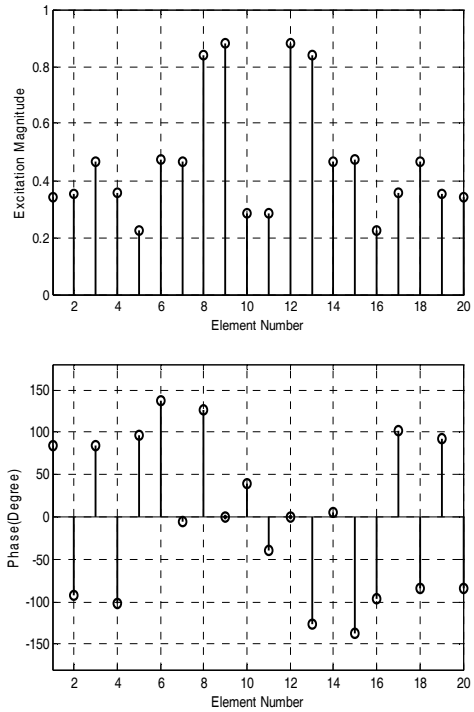


Figure 14. The element excitation required to achieve the desired pattern.

Table 1. Amplitude and phase distributions.

Element N°	Amplitude (Volt)	Phase (Degree)
1	0.1500	176.7861
2	0.4014	-8.3079
3	0.5782	42.5650
4	0.9181	-124.4579
5	0.9218	-101.5167
6	0.9218	101.5167
7	0.9181	124.4579
8	0.5782	-42.5650
9	0.4014	8.3079
10	0.1500	-176.7861

Table 2. Amplitude and phase distributions.

Element N°	Figure 8		Figure 11		Figure 15	
	Amp (Volt)	Phase (Degree)	Amp (Volt)	Phase (Degree)	Amp (Volt)	Phase (Degree)
1	0.0532	-91.1633	0.1881	-51.6006	0.3406	-84.855
2	0.0448	16.3637	0.2491	125.3746	0.3520	92.6129
3	0.0394	-152.641	0.3566	-56.528	0.4656	-84.6717
4	0.3419	29.6334	0.2929	86.7229	0.3548	101.5339
5	0.5595	15.7105	0.2906	-142.563	0.2236	-96.1824
6	0.1119	68.3023	0.8176	41.9520	0.4751	-136.742
7	0.6166	124.1886	0.2069	-53.4742	0.4677	5.0306
8	0.3347	35.3515	0.6379	-33.2029	0.8388	-125.982
9	0.9973	-38.2793	0.6679	108.2260	0.8829	-0.4011
10	0.7740	-48.374	0.8517	-3.5294	0.2832	-39.6487
11	0.7740	48.3748	0.8517	3.5294	0.2832	39.6487
12	0.9973	38.2793	0.6679	-108.226	0.8829	0.4011
13	0.3347	-35.3515	0.6379	33.2029	0.8388	125.982
14	0.6166	-124.188	0.2069	53.4742	0.4677	-5.0306
15	0.1119	-68.3023	0.8176	-41.9520	0.4751	136.7421
16	0.5595	-15.7105	0.2906	142.5634	0.2236	96.1824
17	0.3419	-29.6334	0.2929	-86.7229	0.3548	-101.533
18	0.0394	152.6417	0.3566	56.528	0.4656	84.6717
19	0.0448	-16.3637	0.2491	-125.374	0.3520	-92.6129
20	0.0532	91.1633	0.1881	51.6006	0.3406	84.855

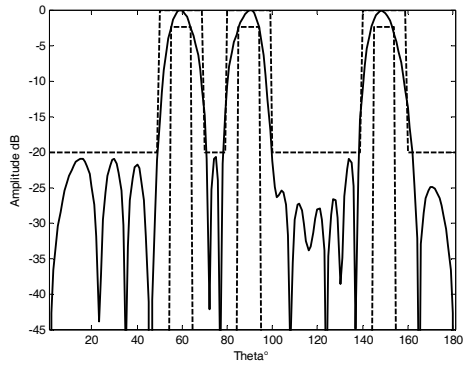


Figure 15. Multi-beam arrays with maximum sidelobes level equal to – 20, 68 dB.

5. Conclusions

In this paper, we only developed a technique of synthesis of multibeam arrays. We are interested to the multibeam arrays, particularly to their optimization by adaptive particle swarm algorithm. Results show that there is an agreement between the desired specifications and the synthesized one. This demonstrates the effectiveness of the proposed procedure.

References

[1] Alphones A. and Passoupathi V., "Null Steering in Phased Arrays by Positional Perturbations: A Genetic Algorithm Approach," *in Proceedings of IEEE Phased Arrays*, pp. 203-207, Boston, 1996.

[2] Bahl I. and Bhartia P., *Microstrip Antennas*, Artech House, 1980.

[3] Shi E., "Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources," *in Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 81-86, 2001.

[4] Ghayoula R., Traii M., and Gharsallah A., "Application of the Neural Network to the Synthesis of Multibeam Antennas Arrays," *Transaction on Engineering, Computing and Technology*, vol. 14, pp. 1305-5313, 2006.

[5] Gies D. and Rahmat-Samii Y., "Particle Swarm Optimization for Reconfigurable Phase Differentiated Array Design," *Microwave and Optical Technology Lett*er, vol. 38, no. 3, pp. 168-175, 2003.

[6] Kennedy J., "The Particle Swarm: Social Adaptation of Knowledge," *in Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 303-308, Indianapolis, 1997.

[7] Meriah S. and Bendimerad F., "Low Level Side Lobes in Thinned Antennas Arrays by Switched Supply Law., Optimization by Genetic Algorithm," *Annals of Telecommunications,* vol. 55, no. 11-12, pp. 615-621, 2000.

[8] Nicolis G. and Prigogine I., *Self-Organization in no Equilibrium Systems: From Dissipative*

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MEMOIRES

Systems to Order Through Fluctuations, John Wiley, NY, 1977.

[9] Robinson J. and Rahmat-Samii Y., "Particle Swarm Optimization in Electromagnetic," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 52, no. 2, pp.397-407, 2004.

[10] Robinson J., Sinton S., and Rahmat-Samii Y., "Particle Swarm, Genetic Algorithm, and Their Hybrids: Optimization of a Profiled Corrugated Horn Antenna," *in Proceedings of IEEE AP-S*, pp.314-317, 2002.

[11] Xie X., Zhang W., and Yang Z., "Adaptive Particle Swarm Optimization on Individual Level," *in Proceedings of International Conference on Signal Processing (ICSP)*, pp.1215-1218, China, 2002.

Hichem Chaker received his degree in electrical engineering from the University of Tlemcen, where he is now in the Department of Electronics. He is currently working toward the PhD degree. His research interests include micro strip antenna arrays.

Sidi Mohammed Meriah received the diploma of state engineer in electronics in 1992 from the National Polytechnic College, magister degree in electronics in 1997, and doctorate degree from the Tlemcen University in 2005. He is a senior lecturer at the Tlemcen University and researcher within the telecommunications laboratory. He worked on smart array antenna.

Fethi Tarik Bendimerad received the diploma of state engineer in electronics in 1983 from the Oran University, master degree in electronics in 1984, and doctorate degree from the Nice Sophia-Antipolis University in 1989. He worked as a senior lecturer at the Tlemcen University and the director of the telecommunications laboratory. His main area of research is microwave techniques and radiation.

RESUME

Cette thèse développe d'une part des techniques d'optimisation de réseaux d'antennes imprimées multifaisceaux, basées sur les méthodes méta-heuristiques, telles que l'essaim de particule adaptative et leur modèle hybride avec les algorithmes génétiques. D'autre part, elle exploite la notion d'intelligence artificielle en utilisant les réseaux de neurones pour la modélisation du problème de synthèse de réseaux d'antennes imprimées à faisceaux multiples.

Le problème de synthèse consiste à estimer les variations d'amplitude et de phase de l'alimentation et de la répartition spatiale des éléments rayonnants qui permettent de fournir un diagramme de directivité aussi proche que possible d'un diagramme désiré optimal spécifié par un gabarit.

Les résultats de synthèse sont appréciés par leur conformité aux diagrammes étalons imposés, ce qui confirme le bien fondé des techniques proposées. Aussi, le modèle intelligent introduit ouvre de nouvelles perspectives de conception de réseau d'antennes imprimées à faisceaux multiples.

Mots clés : antenne imprimée, réseau d'antennes, optimisation, essaim de particule adaptative, model hybride, diagramme de rayonnement multifaisceaux, réseau de neurones, modèle intelligent.

Summary

This thesis develops a share of the optimization techniques of printed multibeam antenna arrays, based on meta-heuristic methods such as adaptive particle swarm model and hybrid genetic algorithms. On the other hand, it exploits the notion of artificial intelligence using neural networks for modeling the problem of synthesis of antenna arrays printed multi-beam.

The synthesis problem is to estimate the variations in amplitude and phase and the spatial distribution of radiating elements that can provide a directional pattern as close as possible to a desired optimal pattern specified by a template.

The results of synthesis are appreciated by their compliance with standards imposed diagrams, which confirms the validity of the proposed techniques. Also, the model introduces Smart opens new perspectives for design of printed antenna array with multiple beams.

Keywords

Printed antenna, antenna array, optimization, particle swarm adaptive hybrid model, multi-beam radiation pattern, neural network, intelligent model.

موجز

هذه الأطروحة تطور حصة من تقنيات التحسين المطبوعة صفائف الهوائي المتعدد الحزم، على أساس ارشادي التلوي أساليب مثل نموذج سرب الجسيمات التكيف والخوارزميات الوراثية المختلطة .من ناحية أخرى، فإنه يستغل مفهوم الذكاء الاصطناعي باستخدام الشبكات العصبية لنمذجة مشكلة توليف صفائف هوائي المطبوعة متعددة الحزم.

المشكلة هي تجميع لتقدير التغيرات في السعة والتوزيع المكاني للإشعاع العناصر التي يمكن أن توفر نمطا الاتجاه في أقرب وقت ممكن الى النمط الأمثل المطلوب يحدده القالب.

وأعرب عن تقديره للنتائج التي التوليف امتثالها للمعايير المفروضة المخططات، مما يؤكد صلاحية التقنيات المقترحة .أيضا، فإن النموذج يفتح آفاقا جديدة لتصميم مجموعة الهوائي المطبوعة مع عوارض متعددة.

الكلمات الرئيسية:

طبع هوائي، مجموعة الهوائي، التحسين ، التكيف سرب الجسيمات النموذج الهجين ، المتعدد الحزم نمط الإشعاع ، والشبكة العصبية، نموذج ذكي.