

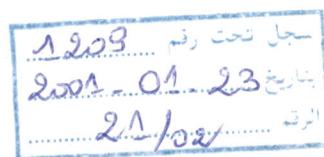
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID – TLEMCEM
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



Thèse de Magister en Electronique

Spécialité : Signaux et Systèmes



Thème :

Modélisation et optimisation de réseaux d'antennes
imprimées par les réseaux de neurones
et l'algorithme génétique

Présentée par :

Lotfi MERAD

Soutenue en janvier 2001 devant le jury :

Président :

N. GHOUALI

Prof. à l'université de Tlemcen

Examineurs :

*F. BEREKSI – REGUIG
N. BOUKLI – HACENE*

*Prof. à l'université de Tlemcen
C.C. à l'université de Tlemcen*

Directeur de thèse :

*F.T. BENDIMERAD
S.M. MERIAH*

*M.C. à l'université de Tlemcen
M.A. à l'université de Tlemcen*

Co-Directeur de thèse :

Année universitaire : 2000 - 2001

Dédicaces

C'est avec très grandes joie que je dédie ce travail à

La grâce de dieu qui ma guidé

☞ *Mes très chers parents, qui m'ont beaucoup aidé au cours de mes études et m'ont encouragé dans toute ma vie aussi pour leur gentillesse et leur patience.*

☞ *Mes très chers frères : Arslane, Zaki et Laarej.*

☞ *Toute ma famille.*

☞ *Comme je dédie ce travail à mes très chers amis (es) : Abdelkrim, Fouzi, Fouad, Zino, Belkacem, Sidi ahmed, kouider, Fethi, Mohammed, Abdelghani, Abdelhalim, Nawel, Amaria...*

A tous ceux qui me sont chers

*En témoignage de reconnaissance
Pour l'affection dont ils m'entourent.*

REMERCIEMENTS

Ce travail a été effectué dans le Laboratoire de Télécommunications du Département d'Electronique de la Faculté des Sciences de l'Ingénieur de l'Université Abou-Bekr Belkaïd – Tlemcen.

J'exprime toute ma gratitude à Monsieur F.T. BENDIMERAD, Maître de Conférences à l'Université Abou-Bekr Belkaïd, de m'avoir dirigé et guidé tout le long de ce travail. Ses critiques constructives, remarques et précieux conseils ont contribué à faire progresser mes recherches.

Je remercie très sincèrement Monsieur S.M. MERIAH, Maître Assistant à l'Université Abou-Bekr Belkaïd, pour son soutien permanent, ses conseils et ses remarques qui ont fait avancer mes travaux.

J'exprime toute ma reconnaissance et mes remerciements à Monsieur N. GHOUALI, Professeur à l'Université Abou-Bekr Belkaïd, qui a bien voulu me faire l'honneur de présider le jury de cette thèse.

Je remercie Monsieur F. BEREKSI REGUIG, Professeur à l'Université Abou-Bekr Belkaïd, pour l'intérêt qu'il a bien voulu porter à ce travail en acceptant de faire partie du jury.

Monsieur N. BOUKLI HACENE, Chargé de Cours à l'Université Abou-Bekr Belkaïd, me fait l'honneur d'examiner cette thèse, je le remercie vivement..

Je tiens à remercier sincèrement tous les membres du Laboratoire de Télécommunications pour leurs encouragements, sans oublier mes collègues des autres Laboratoires de recherche.

Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui de près ou de loin m'ont aidé et soutenu pendant cette période.

RESUME



Ce mémoire présente plusieurs méthodes d'analyse et de synthèse par modélisation et optimisation de réseaux d'antennes imprimées disposées sur des surfaces planes ou conformées.

A partir de formulations différentes du problème de synthèse : par action sur la loi d'alimentation (amplitude et/ou phase) et/ou la position spatiale des sources, deux techniques de résolution sont proposées à base de l'algorithme génétique et des réseaux de neurones.

Ces techniques d'optimisation permettent de conformer les caractéristiques de rayonnement du réseau d'antennes à certaines exigences des liaisons de télécommunications imposées par les utilisateurs.

Mots clés : Antenne imprimée, réseau d'antennes, analyse, synthèse, modélisation, optimisation, diagramme de rayonnement, algorithme génétique, réseaux de neurones.

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Analyse et synthèse de réseaux d'antennes imprimées.....	3
I.1 Introduction.....	5
I.2 Structure d'une antenne imprimée.....	5
I.3 Mécanisme de rayonnement.....	7
I.4 Techniques d'alimentation.....	8
I.4.1 Alimentation par ligne microruban.....	8
I.4.2 Alimentation par sonde coaxiale.....	9
I.4.3 Alimentation par fente.....	9
I.4.4 Alimentation par proximité.....	10
I.4.5 Alimentation par guide d'ondes coplanaires.....	11
I.4.6 Alimentation par fibres optiques.....	12
I.5 Analyse des Réseaux linéaires.....	12
I.5.1 Champ rayonné par un réseau linéaire.....	12
I.5.2 Paramètres physiques du réseau.....	14
I.6 Réseaux plans.....	17
I.7 Réseaux conformés.....	19
I.8 Synthèse de réseaux d'antennes imprimées.....	22
Chapitre II : Algorithme génétique.....	24
II.1 Introduction.....	25
II.2 Principe de fonctionnement des algorithmes génétiques.....	25
II.3 Codage des paramètres.....	27
II.4 Fonction d'évaluation (Fitness).....	27
II.5 Création de la population initiale.....	27
II.6 Mécanisme de fonctionnement d'un algorithme génétique simple.....	28
II.6.1 Sélection.....	28
II.6.2 Reproduction.....	30
II.6.2.1 Croisement.....	30
II.6.2.2 Mutation.....	31
II.7 Domaines d'application.....	32
II.8 Avantages et inconvénients.....	32
II.9 Conclusion.....	33

Chapitre III : Synthèse de réseaux d'antennes imprimées par l'Algorithme génétique.....



III.1 Introduction.....	35
III.2 Problème de synthèse.....	37
III.3 Algorithme génétique et réseaux d'antennes imprimées.....	38
III.4 Applications aux réseaux linéaires.....	38
III.4.1 Synthèse par loi d'amplitude.....	42
III.4.2 Synthèse par lois d'amplitude et de répartition spatiale.....	48
III.4.3 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	50
III.4.4 Synthèse par lois d'amplitude, de phase et de répartition spatiale.....	52
III.5 Applications aux réseaux plans.....	54
III.5.1 Synthèse par loi d'amplitude.....	57
III.5.2 Synthèse par lois d'amplitude et de répartition spatiale.....	59
III.5.3 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	61
III.5.4 Synthèse par lois d'amplitude, de phase et de répartition spatiale.....	63
III.6 Applications aux réseaux conformés.....	63
III.6.1 Réseau dièdre.....	66
III.6.2 Réseau conique.....	68
III.7 Conclusion.....	

Chapitre IV : Réseaux de neurones.....70

IV.1 Introduction.....	71
IV.2 Le cerveau.....	72
IV.3 Modélisation.....	72
IV.3.1 Neurone formel.....	74
IV.3.2 Phase d'apprentissage.....	75
IV.3.3 Phase d'utilisation.....	76
IV.4 Architecture des réseaux neuronaux.....	76
IV.4.1 Réseaux à couches.....	76
IV.4.1.1 Réseaux multicouches à rétro propagation du gradient.....	79
IV.4.1.2 Réseaux à couches RBF (Radial Basis Function).....	82
IV.4.2 Réseau de Hopfield.....	83
IV.4.3 Réseau de Kohonen.....	84
IV.5 Domaines d'applications.....	84
IV.5.1 Caractéristiques des réseaux de neurones.....	84
IV.5.2 Problèmes de résolution par les réseaux de neurones.....	85
IV.6 Conclusion.....	

Chapitre V : Synthèse de réseaux d'antennes imprimées par les réseaux de neurones.....	86
V.1 Introduction.....	87
V.2 Réseaux de neurones et réseaux d'antennes imprimées.....	87
V.2.1 Choix de la topologie du réseau de neurones.....	87
V.2.2 Etapes de construction et de validation des réseaux de neurones.....	88
V.3 Synthèse par loi d'amplitude.....	89
V.3.1 Synthèse à partir du niveau maximum de lobes secondaires.....	89
V.3.1.1 Réseaux de neurones par la méthode de Dolph – Tchebycheff.....	89
V.3.1.2 Réseaux de neurones par différentes distribution d'alimentation.....	93
V.3.1.3 Modélisation par les réseaux de neurones et optimisation par l'algorithme génétique.....	97
V.3.2 Synthèse à partir d'un gabarit.....	100
V.4 Synthèse par la loi de répartition spatiale.....	106
V.5 Synthèse par lois d'amplitude et de répartition spatiale.....	111
V.6 Synthèse par lois d'amplitude et de phase.....	114
V.7 Synthèse par lois d'amplitude, de phase et de répartition spatiale.....	121
V.8 Application au réseau conformé.....	124
V.9 Conclusion.....	126
Conclusion Générale.....	127
Références bibliographiques.....	130
Annexe A : Modélisation de la source élémentaire.....	134
Annexe B : Règles d'apprentissage.....	137
Annexe C : Logiciel de synthèse de réseaux d'antennes Imprimées.....	142

INTRODUCTION

GENERALE



Introduction générale

La recherche dans le domaine des antennes imprimées a pris une ampleur considérable durant les dernières décennies avec la miniaturisation des systèmes électroniques et l'avènement de l'informatique, à tel point qu'il est aujourd'hui illusoire d'espérer dominer entièrement le sujet. Les antennes imprimées ont été largement utilisées dans plusieurs applications telles que les télécommunications spatiales, les communications avec les mobiles, les radars, etc...

L'association en réseaux de plusieurs antennes imprimées permet outre une amélioration de leurs performances, la réalisation de fonctions très particulières, telles que : le pointage et le balayage électronique, la réjection de brouilleurs, la détection adaptative, l'autoadaptativité, la production de diagrammes de rayonnement variés ou désirés, le contrôle du diagramme de directivité, le contrôle de la polarisation, etc...

Dans le domaine des réseaux d'antennes imprimées, 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 à partir d'un gabarit. Le but de cette optimisation est donc de rechercher la combinaison optimale de ces différents paramètres afin que le réseau réponde aux besoins de l'utilisateur et selon un cahier des charges précis.

Dans ce domaine, de nombreux outils déterministes de synthèse ont été développés. Compte tenu de la diversité des buts recherchés par les utilisateurs, on ne trouvera pas une méthode générale de synthèse applicable à tous les cas, mais plutôt un nombre important de méthodes propres à chaque type de problème.

Récemment, des techniques générales stochastiques et d'optimisation globale sont apparues, capables d'obtenir un minimum global et sans rester piéger dans un minimum local comme dans le cas des méthodes déterministes.



do-antenne
Nous proposons des méthodes basées sur les réseaux de neurones et l'algorithme génétique capables de modéliser et d'optimiser le système de réseau d'antennes imprimées par action sur différents paramètres du réseau.

L'algorithme génétique est une méthode stochastique, inspirée des processus de l'évolution des espèces et de la génétique naturelle, elle permet d'optimiser des variables de natures différentes et de rechercher le minimum global d'une fonction.

L'introduction d'une nouvelle variante telle que les réseaux de neurones artificiels représente aussi une alternative intéressante pour la ^{la modélisation} synthèse de réseaux d'antennes imprimées. Le réseau de neurones permet non seulement d'établir des relations analytiques importantes pour la phase d'optimisation, mais aussi une grande flexibilité puisqu'il n'y a aucune restriction quant au nombre de paramètres du système en entrée et en sortie. La phase d'optimisation ^{pour cela} du réseau d'antennes devient alors possible grâce à la relation explicite donnée par le réseau de neurones.

Pour cela, il est possible de construire le réseau de neurones durant la phase d'apprentissage en se basant sur un ensemble de solutions obtenues analytiquement ou par simulation à partir d'autres méthodes de synthèse.

Le travail présenté dans ce manuscrit consiste en une contribution à la mise au point de réseaux d'antennes imprimées de performances accrues ou intelligents en leur associant des algorithmes puissants (algorithme génétique et réseau de neurones, ...), afin de générer des fonctions propres aux réseaux d'antennes sur des surfaces planes ou conformées.

Le premier chapitre est consacré à la présentation générale des antennes imprimées. Après un rappel succinct de quelques techniques d'alimentation utilisées de nos jours, nous décrivons le fonctionnement des antennes imprimées à partir de leurs caractéristiques de rayonnement. Des paramètres comme le gain et la directivité sont aussi définis. Nous mettons l'accent sur les diagrammes de rayonnement des réseaux linéaire, plan et conformé.

Dans le deuxième chapitre, une approche pratique des algorithmes génétiques est exposée. Après une présentation générale de ces algorithmes, les différents opérateurs génétiques sont décrits avec leurs variantes les plus couramment rencontrées.

Dans le troisième chapitre, nous abordons la synthèse de réseaux d'antennes imprimées par l'algorithme génétique, plusieurs cas concrets de réseaux d'antennes linéaires, plans et conformés sont traités et simulés.

Le logiciel réalisé à base de l'algorithme génétique permet de modifier les caractéristiques de rayonnement du réseau d'antennes par action sur les trois paramètres : amplitude et/ou phase d'alimentation et/ou répartition spatiale des sources rayonnantes. Une extension de cette étude au réseau conformé est élaborée.

En effet, les réseaux plans possèdent un rayonnement limité au demi-espace, ce qui représente un réel handicap pour des applications nécessitant une couverture omnidirectionnelle. C'est pourquoi, la réalisation de logiciels chargés de l'analyse et de la synthèse du rayonnement produit par des antennes imprimées disposées sur des structures conformées devient indispensable.

Le concept de neurones formels artificiels est introduit dans le quatrième chapitre. Les différentes architectures des réseaux de neurones basées sur ce type de modèle sont présentées afin de mettre en évidence à la fois leurs applications potentielles et possibilités de fonctions multiples.

Enfin, dans le cinquième et dernier chapitre, une synthèse à l'aide des réseaux de neurones artificiels est développée pour les réseaux d'antennes imprimées selon différents types d'approches : par lois d'amplitude et/ou phase d'alimentation, par loi de répartition spatiale, etc.... Cette synthèse sera aussi appliquée à un exemple de réseau conformé.

CHAPITRE

1

Analyse
et synthèse
de réseaux
d'antennes
imprimées

I.1. Introduction

L'antenne est un des organes clés du radar ou de télécommunications terrestres et spatiales. Pour les radars, elle a pour rôle d'illuminer les objets situés dans un angle solide déterminé de l'espace et de collecter les ondes renvoyées par ces objets afin de les détecter et de les traiter.

L'utilisation des éléments imprimés pour produire un rayonnement électromagnétique remonte aux années 50 [1], mais l'application de ce phénomène pour la première réalisation d'antennes ne date que du début des années soixante dix, lorsque le besoin de conformer des réseaux est apparu, notamment pour les missiles.

Dans ce chapitre, après avoir rappelé la définition d'une antenne imprimée et présenté un aperçu général sur quelques techniques d'alimentation utilisées à nos jours, nous décrivons plus en détail les antennes imprimées qui font l'objet d'étude de ce mémoire. Nous donnons des explications sur le calcul du champ rayonné par un réseau d'antennes ainsi que ses différentes grandeurs associées comme le gain et la directivité. On insistera sur l'extension du diagramme de rayonnement de l'élément simple au diagramme de rayonnement d'un réseau linéaire, puis d'un réseau plan, enfin d'un réseau conformé.

I.2. Structure d'une antenne imprimée

Une antenne imprimée est composée d'une plaque de diélectrique (appelée substrat) dont une face est entièrement métallisée [2], c'est le plan de masse. L'autre face portant une métallisation partielle forme l'élément rayonnant (Figure I.1).

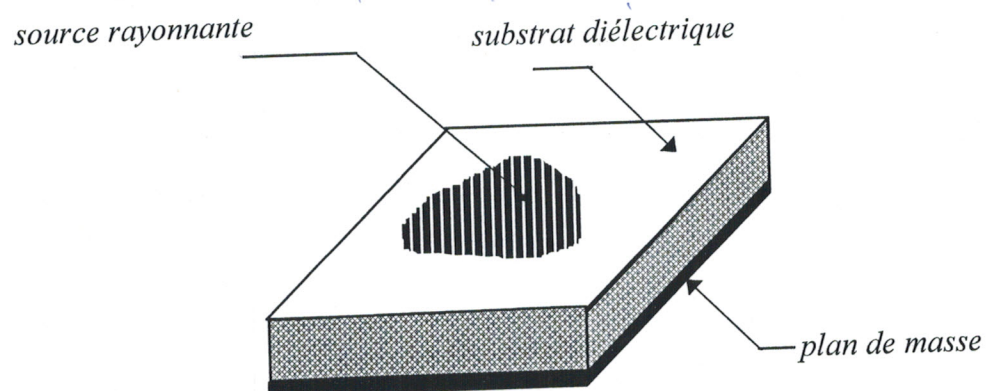


Figure I.1 : Structure d'une antenne imprimée.

La recherche sur ce type d'antennes s'est fortement développée depuis une vingtaine d'années. Un grand nombre de géométries de sources rayonnantes a été étudié entraînant des perspectives certaines sur les technologies d'intégration et de miniaturisation et sur la fabrication en série de ces composants.

La figure I.2 représente quelques formes simples, les plus utilisées généralement, mais d'autres formes plus complexes peuvent être rencontrées.

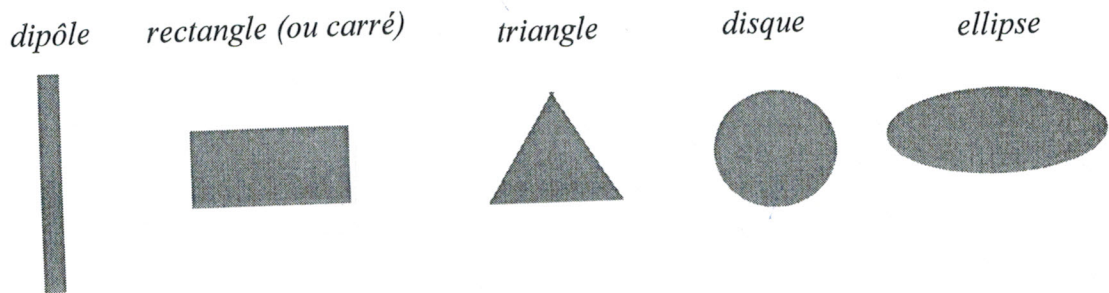


Figure I.2 : Principales formes rencontrées d'antennes imprimées.

Les principaux avantages apportés par ces antennes en plus de leur faible coût, sont les suivants :

- simplicité de réalisation et de reproduction,
- faible épaisseur et faible poids,
- faible encombrement et compatibilité aisée,
- polarisation variable simplement avec la position d'alimentation,
- intégration possible d'éléments actifs.

Toutefois comme rien n'est jamais parfait, nous pouvons citer ici, quelques inconvénients :

- bande passante très étroite,
- rayonnement parasite de l'alimentation,
- pureté de polarisation difficile à obtenir,
- puissance supportée limitée,
- couplage interéléments.

Malgré leur état d'évolution, en attendant à ce quelles remplacent définitivement les antennes conventionnelles, il existe déjà plusieurs applications où ces antennes ont eu un succès certain, citons comme exemples :

- la télémétrie des missiles,

- les contrôles et les commandes à distance,
- les radars,
- les communications entre mobiles,
- les communications spatiales,
- l'utilisation dans le domaine biomédical.

I.3. Mécanisme de rayonnement

Généralement, la littérature scientifique s'appuie sur la théorie de l'optique pour décrire le comportement du rayonnement électromagnétique d'une antenne imprimée[3] (figure I.3).

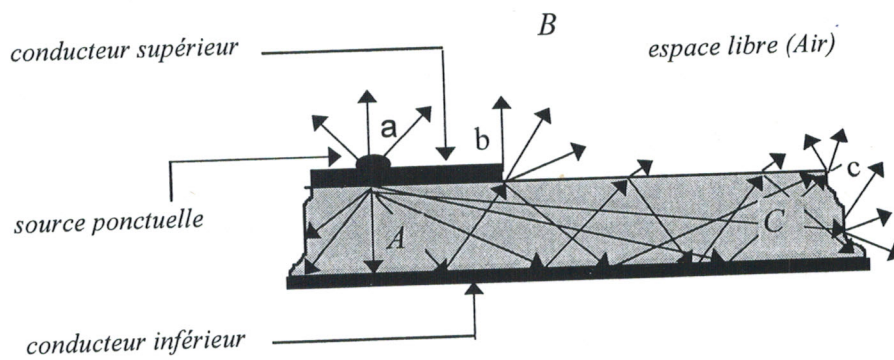


Figure I.3 : Analogie optique du rayonnement (vue en coupe).

La source ponctuelle placée en **a** émet un rayonnement dans toutes les directions (isotropie) et une partie de celui-ci est réfléchi par le plan de masse, puis par le conducteur supérieur et ainsi de suite à l'intérieur du substrat. Certains de ces rayons aboutissent sur l'arête **b** du conducteur supérieur qui les diffracte.

La région A : est la plus dense en rayons, le champ électromagnétique s'accumule plus fortement dans cette zone de l'espace. Cette propriété est d'ailleurs utilisée pour la propagation le long des lignes microrubans. En basse fréquence, les champs restent concentrés dans cette zone, il y a donc propagation sans rayonnement, ce qui engendre des lignes de transmission.

La région B (espace libre) : représente une zone où le champ se disperse librement dans l'air et vient s'ajouter au rayonnement de celui de la source. Si on augmente la fréquence,

le rayonnement électromagnétique dans l'espace libre, malgré un rendement restreint, devient significatif d'où un fonctionnement en antenne.

La région C : caractérise une zone où les rayons intérieurs, les plus rasants par rapport à la limite supérieure du diélectrique, restent piégés dans le substrat. Ce rayonnement ne contribue pas à celui de la source. Toutefois, à l'arrivée sur le bord (point c), il est diffracté et présente donc un rayonnement parasite.

Remarque

La région C représente le phénomène d'ondes de surface guidées par les bords du diélectrique. Dans le cas d'un réseau d'antennes, cette onde guidée engendre un couplage entre les éléments. Ce dernier, détériore la qualité du diagramme de rayonnement, particulièrement au niveau des lobes secondaires.

I.4. Techniques d'alimentation

Pour alimenter l'élément rayonnant, il existe de nombreuses techniques, nous allons présenter quelques unes, parmi les plus couramment utilisées [4].

I.4.1. Alimentation par ligne microruban

L'alimentation par ligne microruban est une technique peu coûteuse qui de plus est facilement réalisable. On imprime sur la même face du substrat, l'élément rayonnant et sa ligne d'alimentation. Cette structure engendre une modélisation relativement simple.

Ce type d'alimentation présente les caractéristiques suivantes :

- Une bande passante étroite.
- Un faible rayonnement parasite.

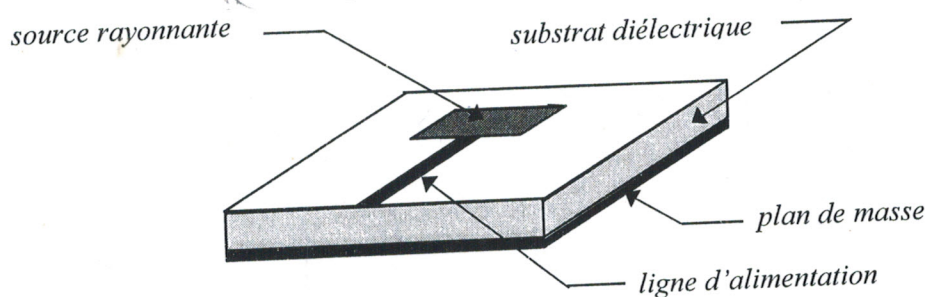


Figure I.4 : Alimentation par ligne microruban

I.4.2. Alimentation par sonde coaxiale

Le câble traverse le plan de masse et le substrat (Figure I.5), le conducteur central est soudé sur l'élément rayonnant. Le conducteur extérieur quant à lui est soudé au plan de masse. Cette technique est simple à réaliser et présente les caractéristiques suivantes [5] :

- Un faible rayonnement parasite
- Une bande passante étroite
- Problèmes technologiques surtout dans les grands réseaux (perçage, soudure, etc...)
- Une forte sensibilité de l'impédance d'entrée due à la contribution d'une réactance inductive propre à la sonde.

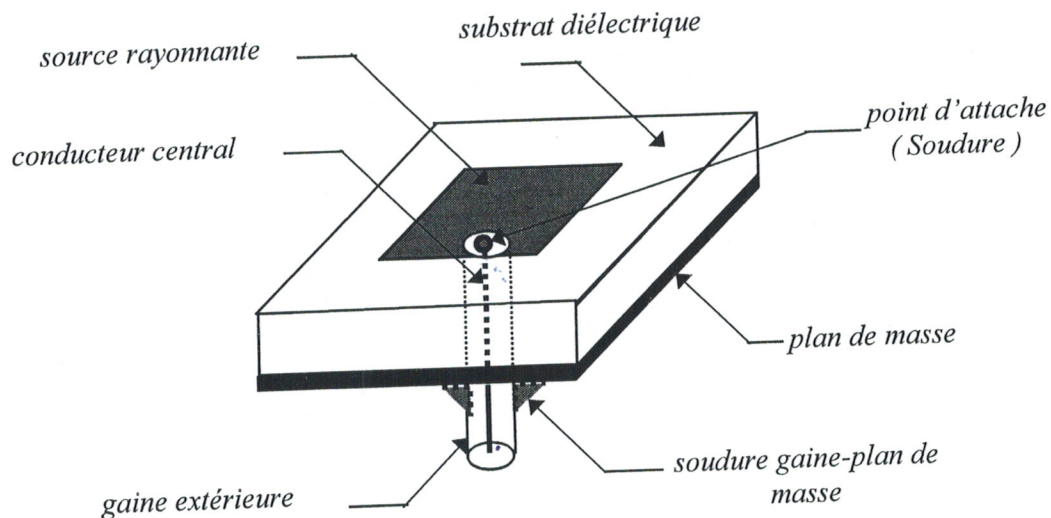


Figure I.5 : Excitation par sonde coaxiale.

I.4.3. Alimentation par fente

On place de part et d'autre du plan de masse l'élément rayonnant et la ligne d'alimentation (figure I.6). Le couplage électromagnétique entre le pavé rayonnant et la ligne d'alimentation s'effectue grâce à une fente ou à une ouverture [6].

Cette méthode offre les propriétés suivantes :

- Isolation entre l'élément rayonnant et la ligne d'alimentation.
- Faible bande passante.
- Amélioration de la bande passante en agissant sur l'épaisseur du diélectrique et en superposant plusieurs sources.
- Adaptation aisée en fonction de la taille de la fente et de son positionnement vis à vis du pavé rayonnant.

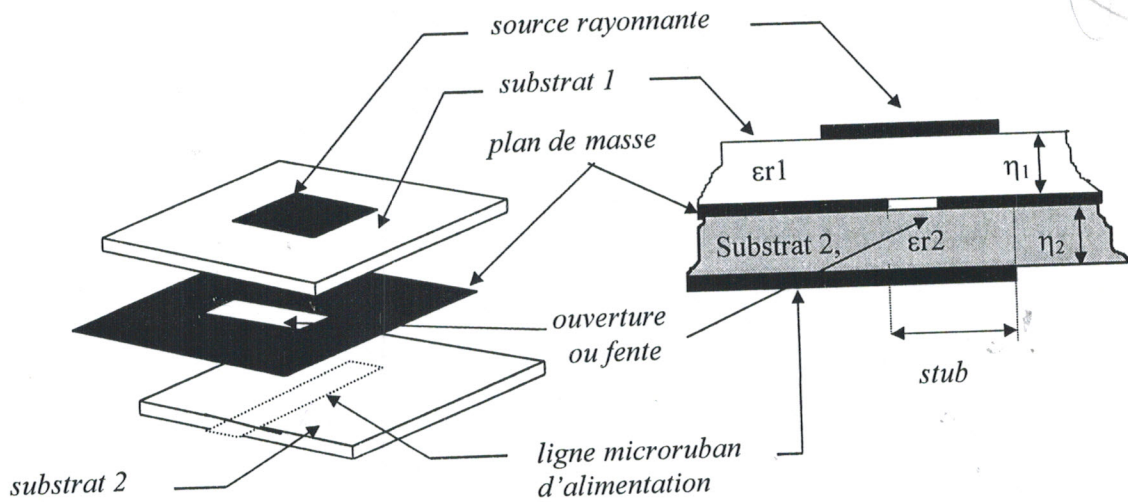


Figure I.6 : Alimentation par ouverture (ou fente)

I.4.4. Alimentation par proximité

Une autre solution pour exciter la source par couplage est de disposer celle-ci ainsi que la ligne d'alimentation telle que le montre la figure I.7 : ces deux éléments sont situés au-dessus du plan de masse et la ligne d'alimentation est prise en sandwich entre deux diélectriques [7]. La source rayonnante est excitée par couplage électromagnétique. Parmi les avantages de ce type d'alimentation, on cite :

- Elargissement de la bande passante.
- Une simplicité d'adaptation en fonction de la hauteur du substrat et de longueur du stub.

Néanmoins elle présente les inconvénients suivants:

- Difficile à réaliser.
- Possède une grande sensibilité aux couplage.
- Difficultés de plaquage des couches diélectriques.

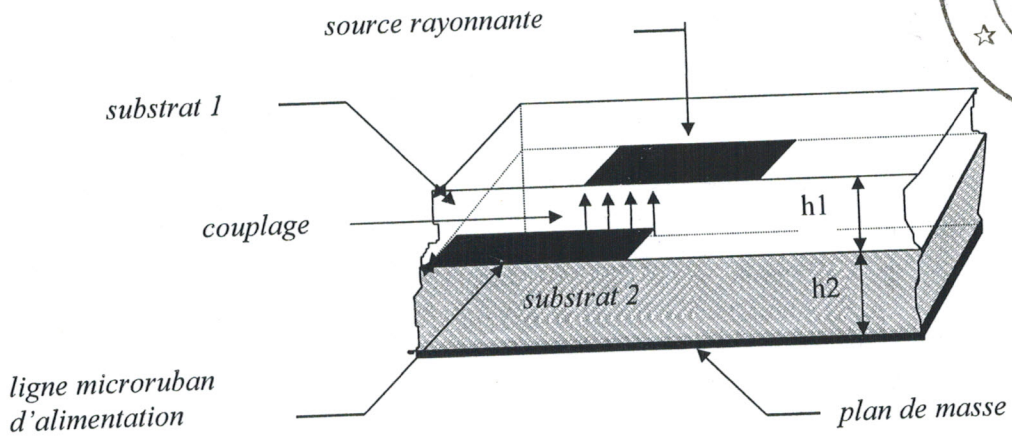
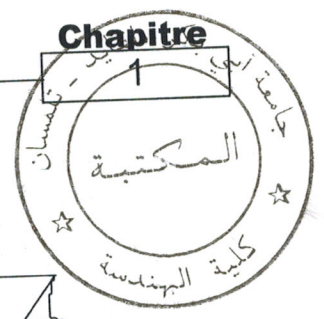


Figure. I.7 : Alimentation par proximité.

I.4.5. Alimentation par guide d'ondes coplanaires

Dans ce type de structure, le plan de masse et la ligne d'alimentation se trouvent sur la même face du substrat. A cette partie est rajoutée un élément rayonnant imprimé sur un second substrat déposé au dessus à hauteur des fentes rayonnantes [7]. Le pavé rayonnant est alors excité par couplage électromagnétique.

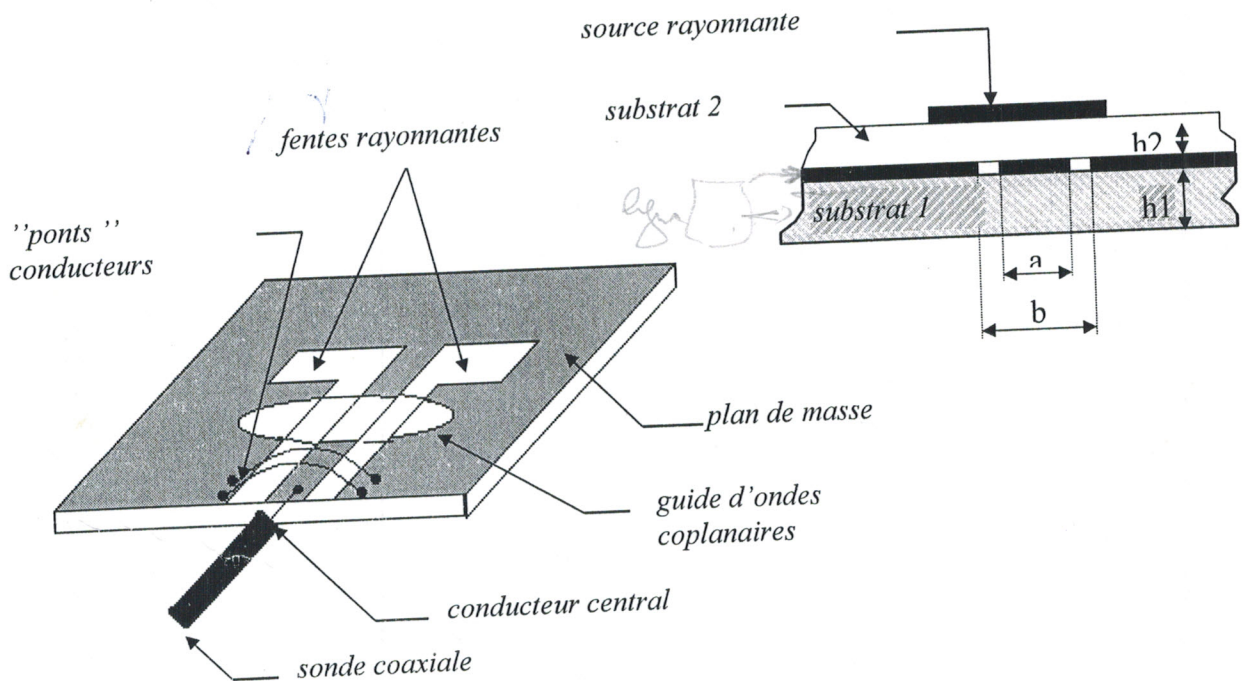


Figure I.8 : Structure coplanaire conventionnelle.

I.4.6. Alimentation par fibres optiques

Un des moyens pour franchir les limites des liaisons micro-ondes métalliques est de les remplacer par des liaisons à fibres optiques. Ce type de liaison présente plusieurs avantages, comme une large bande passante, une forte liaison, une grande immunité au bruit électromagnétique, un faible poids et une taille réduite.

Le concept d'une telle alimentation est le suivant : une diode laser est modulée à l'aide d'une source micro-onde, le signal est ensuite couplé au substrat de l'antenne à l'aide d'une fibre optique. Sur le substrat de l'antenne, une photodiode démodule le signal lumineux et qui sera couplé à l'antenne imprimée par un circuit d'adaptation.

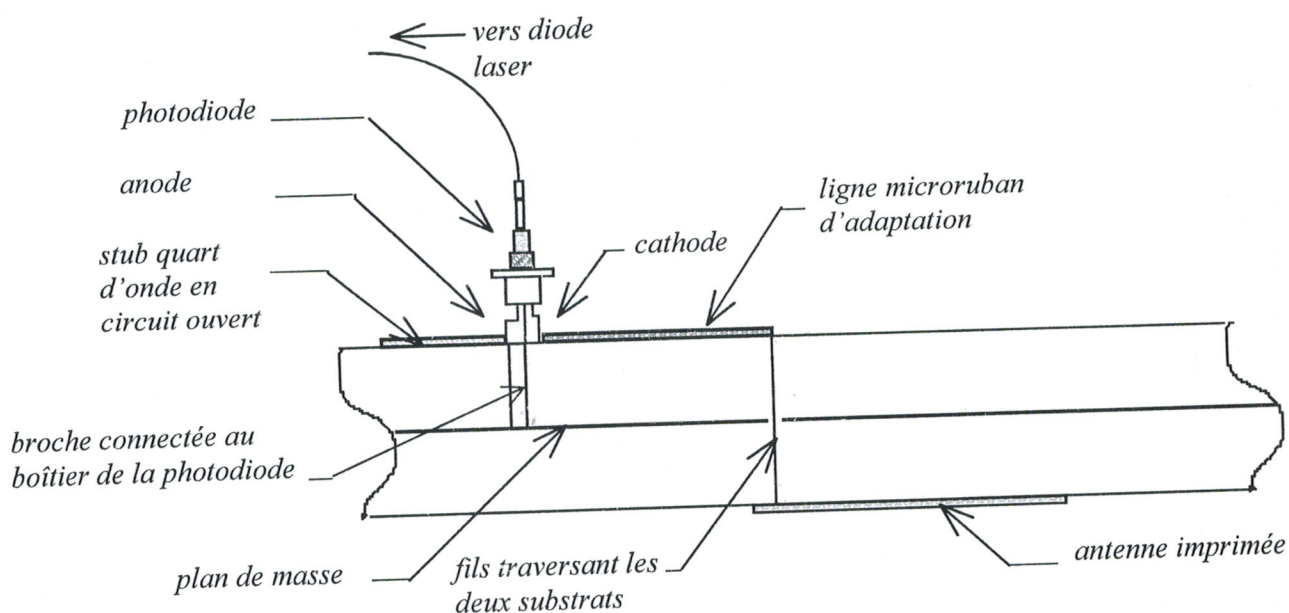


Figure I.9 : Alimentation par fibres optiques.

I.5. Analyse des Réseaux linéaires

I.5.1. Champ rayonné par un réseau linéaire

Soit un ensemble de N sources identiques alignées régulièrement sur un axe Ox et équidistantes d'une distance d appelée pas du réseau (figure I.10).

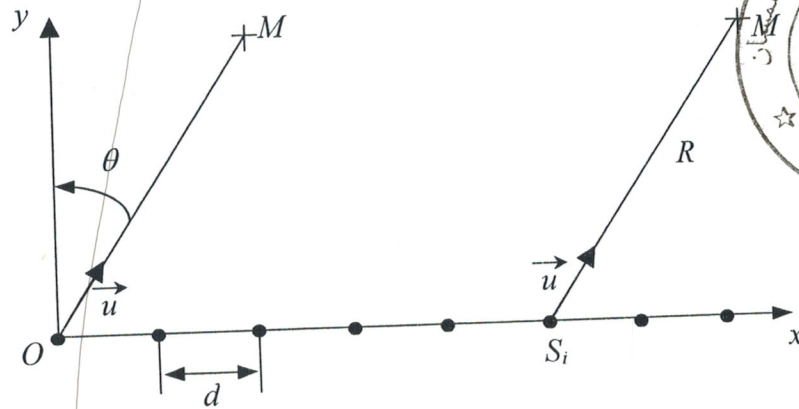
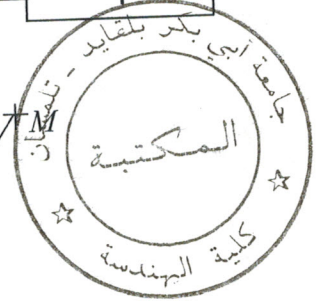


Figure I.10 : Réseau linéaire

Nous admettons qu'il n'existe pas de couplage entre les sources et que chaque source en présence des autres rayonne le même champ $f(\theta)$. Les expressions analytiques déterminant le diagramme de directivité de la source élémentaire sont données en Annexe A [6].

Le champ total rayonné en zone lointaine par le réseau linéaire sera la somme des différentes contributions des champs rayonnés par chaque source pondérées par les coefficients d'excitation w_i [6].

L'expression du diagramme de directivité est donnée par :

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

$$F(\theta) = f(\theta) F_R \tag{I.2}$$

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.

Posons :

$$\sin(\theta) = \tau : \text{paramètre angulaire,}$$

$$\Delta V = \frac{d}{\lambda} : \text{pas réduit.}$$

alors :

$$F_R(\tau) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i \exp(j 2 \pi i \Delta V \tau) \tag{I.3}$$

La figure I.11 représente l'allure du facteur du réseau d'un réseau à 10 éléments rayonnants.

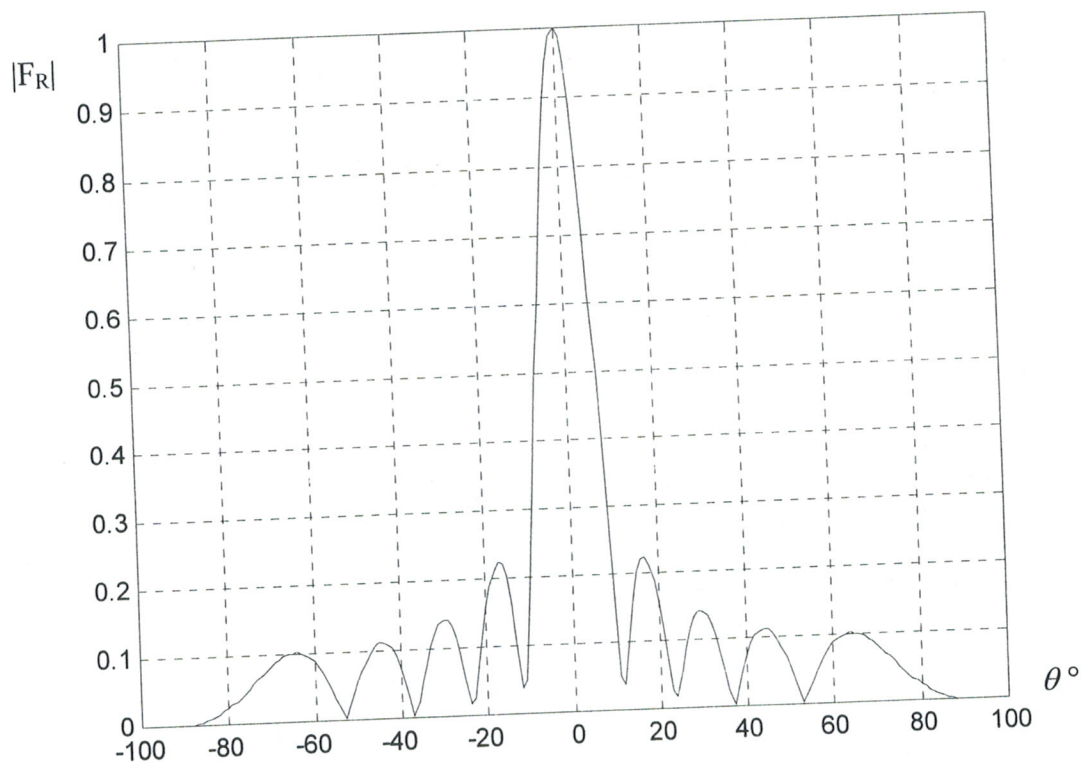


Figure I.11 : Facteur de réseau d'un réseau linéaire à 10 éléments

I.5.2. Paramètres physiques du réseau

a) Lobes du réseau

L'étude détaillée du facteur de réseau (qui est à l'origine de l'apparition des lobes), nous permet de tirer quelques conclusions. Il existe plusieurs lobes de réseaux 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 d'un objectif. Ils sont appelés encore lobes d'ambiguïté, un choix d'un pas suffisamment petit, permettra de les éviter. Cependant, le choix d'un pas de réseau très petit peut entraîner :

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

On est donc amené à chercher un compromis qui évite l'apparition des lobes d'ambiguïté et permet un non chevauchement des sources, cette condition est assurée par le choix de d , généralement donné par :

$$\frac{d}{\lambda} < \frac{1}{1 + \sin(\theta_{\max})} \quad (\text{I.4})$$

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

b) Largeur à mi-puissance

La largeur à mi-puissance du lobe principal est donnée par la formule approximative

$$\theta_{3dB} = \frac{\lambda}{N \cdot d \cdot \cos \theta_0} ; \theta_0 \text{ est la direction de pointage du lobe principal.}$$

θ_{3dB} est définie pour $F_R(\theta_0 + \theta_{3dB}) = 1/\sqrt{2}$, 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 le rapport $1/\cos \theta_0$.

c) Directivité et gain

La directivité est définie comme étant le taux de concentration d'énergie ou de rayonnement dans une direction donnée. D'une autre manière, elle permet d'évaluer la fraction de puissance dans une direction particulière.

Pour un réseau sans pertes, le rendement s'identifie à l'unité et le gain à la directivité. Le maximum de la directivité d'un réseau linéaire est égal au nombre d'éléments constituant le réseau pour une distribution uniforme de même amplitude.

- **Rôle de la directivité des sources élémentaires**

L'effet remarquable de la directivité des sources est de pondérer le niveau des lobes secondaires éventuels (figure I.12), 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 $f(\theta)$ varie peu dans la zone de balayage utile (ou d'exploration) et soit minimum à l'extérieur de cette zone pour minimiser le niveau des lobes du réseau.

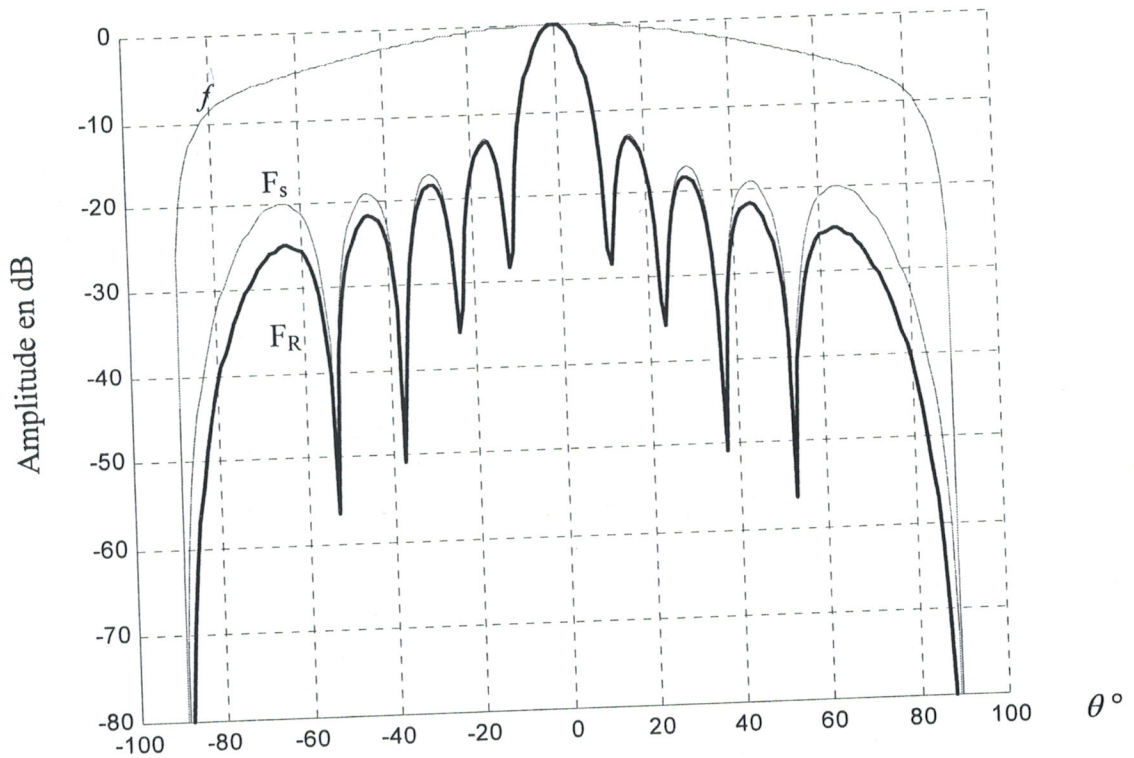


Figure I.12 : Diagramme d'un réseau d'antennes imprimées à 10 éléments (plan E)

F_R : facteur de réseau .

F_s : diagramme de rayonnement.

f : diagramme de rayonnement de la source élémentaire.

d) Pondération complexe d'alimentation

A l'aide du réseau d'alimentation (répartiteurs et déphaseurs), on peut commander la pondération complexe d'alimentation des sources, ceci en agissant sur les amplitudes et les phases de l'alimentation.

L'expression de la pondération complexe d'alimentation est donnée par :

$$w_i = a_i \cdot e^{j\psi_i} \quad (I.5)$$

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 variables suivant les exigences de l'utilisateur.

En agissant sur le gradient de phase, on pourra faire varier la direction de dépointage du faisceau principal, les réseaux à balayage électronique sont basés sur ce principe.

I.6. Réseaux plans

Le balayage électronique obtenu par un réseau linéaire 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 plans est utile et présente un intérêt certain.

Considérons un réseau à $M \times N$ éléments régulièrement répartis dans chaque direction (Ox, Oy) comme l'indique la figure I.13.

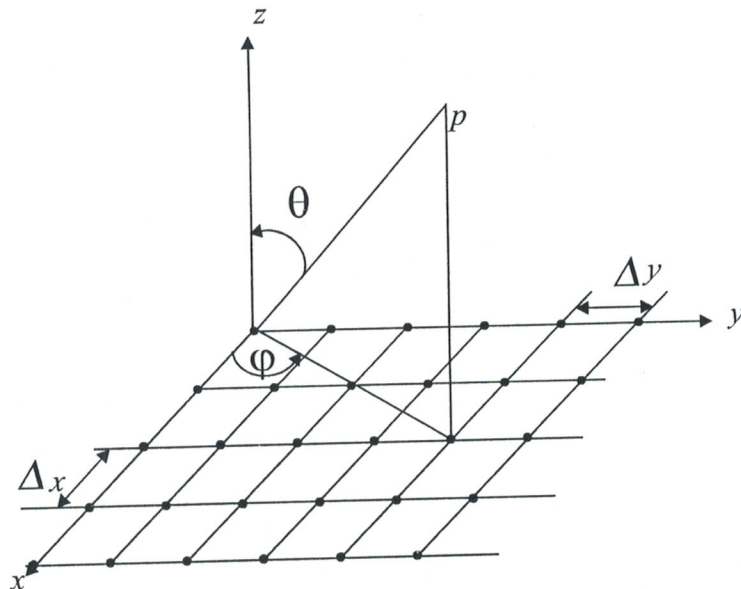


Figure I.13 : Réseau plan d'antennes imprimées

Le réseau possède M rangées d'éléments parallèles à l'axe Oy dont les centres de phase sont espacés d'un pas Δy et N rangées d'éléments parallèles à l'axe Ox dont les centres de phase sont espacés d'un pas Δx . On suppose que chaque élément en présence

des autres possède le même diagramme de rayonnement $f(\theta, \phi)$, chaque élément rayonnant est alimenté par une excitation complexe :

$$w_{mn} = a_{mn} \cdot e^{(j\psi_{mn})} \quad (I.6)$$

Le diagramme de rayonnement total d'un tel réseau est :

$$E_{Tot}(\theta, \phi) = f(\theta, \phi) \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N w_{mn} \exp(jk_0 \sin \theta (m \Delta x \cos \phi + n \Delta y \sin \phi)) \quad (I.7)$$

$$E_{Tot}(\theta, \phi) = f(\theta, \phi) F_R(\theta, \phi) \quad (I.8)$$

Où $F_R(\theta, \phi)$ 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 $F_R(\theta, \phi)$ est valable pour un champ total rayonné en zone lointaine.

On peut mettre le facteur de réseau sous la forme d'un produit de deux facteurs de réseau, soit :

$$F_R(\theta, \phi) = F_{Rx}(\theta, \phi) F_{Ry}(\theta, \phi) \quad (I.9)$$

$$F_{Rx}(\theta, \phi) = \sum_{m=1}^M w_m \exp(jk_0 m \Delta x \sin \theta \cos \phi) \quad (I.10)$$

$$F_{Ry}(\theta, \phi) = \sum_{n=1}^N w_n \exp(jk_0 n \Delta y \sin \theta \sin \phi) \quad (I.11)$$

Le diagramme de rayonnement d'un réseau plan s'écrit alors :

$$F(\theta, \phi) = f(\theta, \phi) F_{Rx}(\theta, \phi) F_{Ry}(\theta, \phi) \quad (I.12)$$

Posons :

$$H_s(\theta, \phi) = f(\theta, \phi) F_{Rx}(\theta, \phi) \quad (I.13)$$

D'où :

$$E_{tot}(\theta, \phi) = H_s(\theta, \phi) F_{Ry}(\theta, \phi) \quad (I.14)$$

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

$E_{tot}(\theta, \phi)$ représente donc le diagramme de rayonnement d'une association en réseau linéaire de sous réseaux linéaires. On peut alors considérer le réseau plan périodique et

régulier comme un ensemble de sous réseaux linéaires. Le facteur de réseau étant le produit de deux facteurs de réseaux linéaires, l'un dirigé selon Ox et l'autre selon Oy .

Toutes les propriétés établies pour un réseau linéaire peuvent être facilement extrapolées à ce type de réseau plan.

La figure I.14 représente le diagramme de rayonnements (plan E) d'un réseau plan d'antennes imprimées à 36 éléments ($M=6, N=6$).

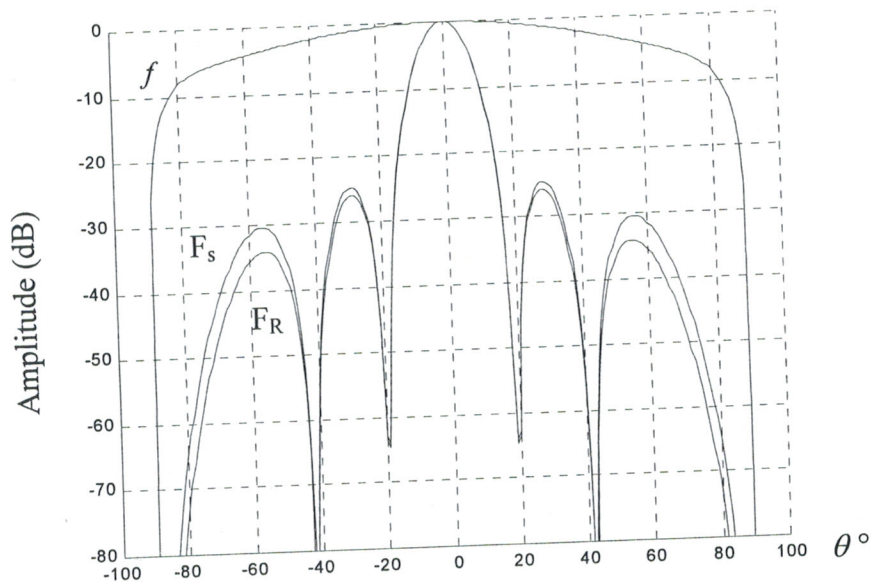


Figure I.14: Diagramme d'un réseau d'antennes plan à 36 éléments ($M=6, N=6$), (plan E)

F_R : facteur de réseau.

F_S : diagramme de rayonnement du réseau.

f : diagramme de rayonnement de la source élémentaire.

I.7. Réseaux conformés

Les antennes imprimées étant petites et flexibles, beaucoup de chercheurs se sont intéressés à elles pour les plier sur des surfaces courbes telles que les cylindres, les cônes et les sphères [7, 8].

De plus, ces structures permettent d'avoir une couverture angulaire plus grande (jusqu'à 360° pour un cylindre recouvert d'antennes imprimées sur sa circonférence) mais aussi de supprimer certaines contraintes liées aux radômes.

Les antennes imprimées disposées sur des surfaces planes sont inadaptées pour des applications qui nécessitent une illumination supérieure au demi-plan de l'espace, sous-entendu une couverture omnidirectionnelle.

Les deux principales différences, entre un réseau d'antennes de géométrie plane et un réseau d'antennes de géométrie conformée, se situent au niveau de la répartition des sources et des diagrammes élémentaires.

Dans le cas plan, la répartition équidistante des sources permet une écriture simplifiée des expressions en factorisant la distance entre sources. Ceci donne des expressions en fonction des indices (numéros) des sources et non plus de leur position réelle. La forme de ces expressions permet ensuite, pour les calculs numériques, l'utilisation d'algorithmes de transformée de Fourier rapide.

De même, en ce qui concerne les diagrammes élémentaires des réseaux linéaires ou plans, s'ils sont identiques pour chaque source, la contribution de ces sources est la même pour une direction donnée, c'est à dire $E_n(\theta, \varphi) = E(\theta, \varphi)$ pour tout n variant de 1 à N , comme le montre la figure I.15.

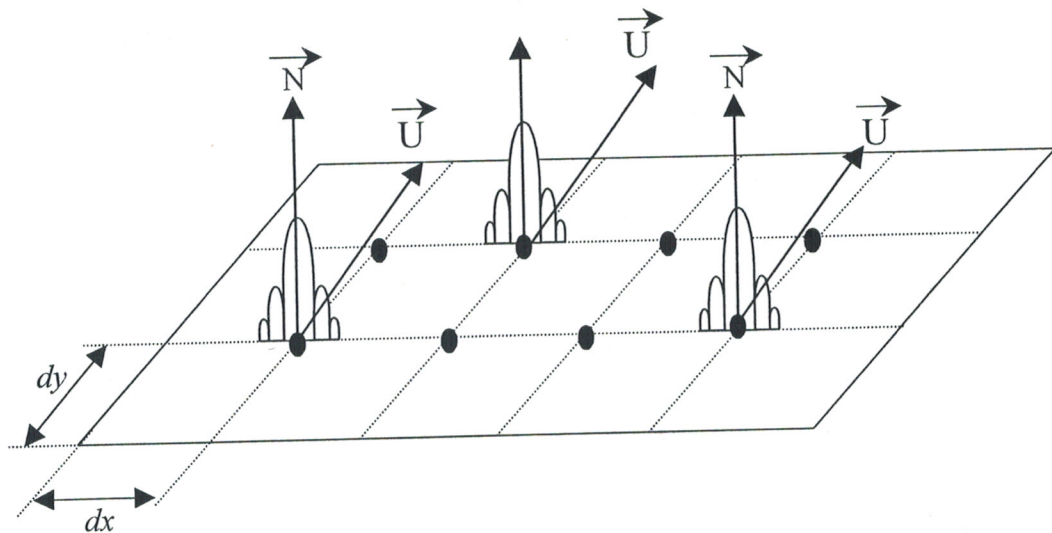


Figure I.15 : Diagrammes élémentaires, cas du réseau plan.

Pour un réseau conformé, la normale de chacune des sources pointant dans des directions différentes, la contribution de leurs diagrammes élémentaires est différente (figure I.16), d'où l'utilité d'indiquer les diagrammes de rayonnement élémentaires par rapport à chacune des sources. Il est donc nécessaire de connaître, par mesure ou par calcul, les diagrammes pour chaque source dans toutes les directions. Ceci, nous empêche de définir un terme de facteur de réseau. Les surfaces ont de plus un aspect convexe (figure I.16), ce qui entraîne que les sources déposées sur celles-ci doivent suivre cette courbure. La disposition des sources sur des surfaces conformées complique également le circuit d'alimentation.

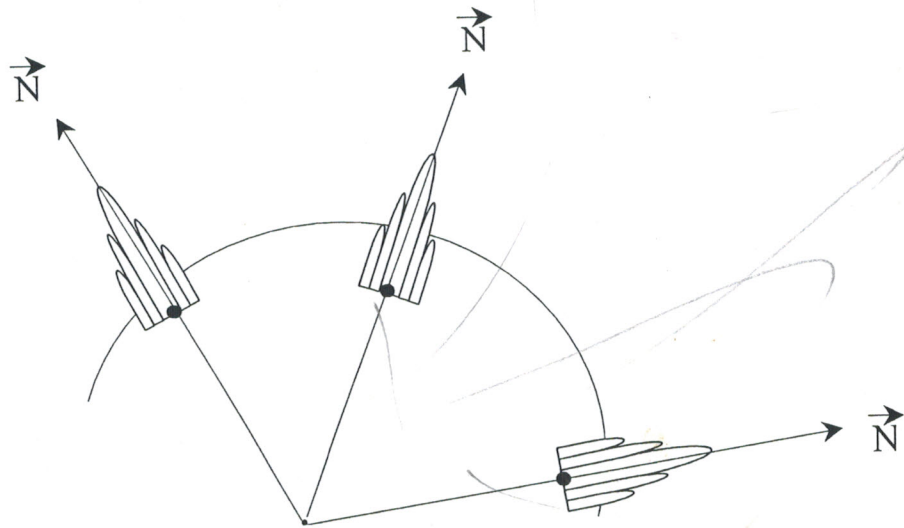


Figure I.16 : Diagrammes élémentaires, cas du réseau conformé.

Le champ rayonné par le réseau à N éléments est égal à la somme des champs rayonnés par chacun des éléments soit [9]:

$$F(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^{i=N} w_i e^{j \frac{2\pi}{\lambda} (\vec{o}\vec{m}_i \cdot \vec{u})} E_i(\theta, \varphi) \quad (\text{I.16})$$

avec :

w_i : alimentation complexe de la source i

λ : longueur d'onde

$\vec{o}\vec{m}_i$: vecteur position de la source i défini dans le repère cartésien (O, x, y, z)

\vec{u} : vecteur direction de propagation défini par les angles θ et φ

$E_i(\theta, \varphi)$: diagramme élémentaire de la source i dans la direction de propagation.

Rappelons que u en coordonnées cartésiennes a pour composantes :

$$\vec{u} \begin{cases} u = \sin \theta \cos \varphi \\ v = \sin \theta \sin \varphi \\ w = \cos \theta \end{cases} \quad (u, v, w) \text{ sont appelés cosinus directeurs}$$

Dans le cas des problèmes directs de rayonnement, la connaissance a priori de la loi d'alimentation est suffisante pour déterminer le diagramme de rayonnement $F(\theta, \varphi)$.

I.8. Synthèse de réseaux d'antennes imprimées

Dans le paragraphe I.5, nous avons analysé le fonctionnement des réseaux d'antennes imprimées. Il s'agissait de calculer le champ rayonné, en fonction d'une géométrie donnée du réseau, d'une loi d'alimentation connue et d'un type de source définie. Cette analyse nous a permis de voir l'influence des paramètres physiques et géométriques sur le diagramme de rayonnement du réseau.

En agissant sur l'un des trois paramètres : disposition géométrique des sources, lois d'amplitude et de phase de l'alimentation, il est possible de modifier les caractéristiques de rayonnement. Cette notion nous conduit à aborder un problème important, rencontré souvent dans des applications pratiques ; celui de la synthèse [10].

La synthèse consiste dans le plupart des cas à déterminer les paramètres géométriques, ou la loi d'alimentation du réseau afin de produire un diagramme désiré. Ce dernier peut être défini analytiquement ou à partir d'un gabarit.

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

Etant 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 :

$$F(\theta) = \frac{1}{(F(\theta))_{\max}} \sum_{i=1}^N a_i \exp[j(k_0 \cdot X_i \cdot \sin \theta + \psi_i)] \cdot f(\theta) \quad (\text{I.15})$$

avec :

k_0 : nombre d'onde,

θ : direction angulaire,

X_i : distance entre l'élément d'ordre i et l'axe de symétrie du réseau,

a_i, ψ_i : respectivement amplitude et phase de l'excitation complexe,

on déduit plusieurs types de synthèse dont l'objectif recherché peut être pratiquement identique, en gardant fixes les paramètres autres que l'alimentation et la position des sources :

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

Dans les trois premiers types de synthèse, le réseau d'antennes synthétisé 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.



CHAPITRE

2

Algorithmes génétiques

II.1. Introduction

Pour une synthèse de diagramme de rayonnement de réseaux d'antennes, différentes méthodes analytiques et numériques d'optimisation locale (Fourier, Dolph-Tchebycheff, Woodward-Lawson, relaxation, Newton, gradient conjugué, etc ...) ont été développées et appliquées [2, 3, 5].

Récemment, des techniques d'optimisation globale sont apparues comme les algorithmes génétiques dans le but d'obtenir le minimum global et d'éviter de rester piéger dans un minimum local.

Les méthodes globales sont plus robustes face à des problèmes mal conditionnés en particulier par des contraintes sur les paramètres et par des minima locaux. Par contre, elles peuvent demander un temps de calcul plus important.

Dans ce chapitre, nous allons présenter et détailler la méthode de l'algorithme génétique qui sera appliquée à la synthèse des réseaux d'antennes imprimées.

II.2. Principe de fonctionnement des algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) sont des techniques qui sont inspirées des processus de l'évolution des espèces et de la génétique naturelle. Le but de ces techniques est de construire des systèmes artificiels dotés des mêmes propriétés.

Ces techniques sont basées sur la Théorie de l'évolution de Darwin [11]. À partir des données du problème, on crée aléatoirement une "population" de solutions. Les caractéristiques de chaque solution représentent des gènes. Ensuite, on évalue chacune des solutions. On élimine ainsi une partie infime de celles qui se sont montrées inutiles ou désastreuses et on recombine les gènes des autres afin d'obtenir de nouveaux individus-solutions. Selon la théorie évolutionniste, cette nouvelle génération sera globalement plus adaptée au problème que la précédente. On itère alors le procédé jusqu'à la naissance d'une solution que l'on jugera satisfaisante.

Les algorithmes génétiques (AG) ont été développés par John Holland et ses étudiants à l'Université de Michigan [11], leur recherche avait deux objectifs principaux : mettre en évidence et expliquer rigoureusement les processus d'adaptation des systèmes naturels et concevoir des systèmes artificiels (en l'occurrence des logiciels) qui possèdent les propriétés importantes des systèmes naturels.

L'algorithme génétique est un procédé itératif de recherche globale et dont le but est l'optimisation d'une fonction dite fonction d'évaluation [12 - 14].

L'algorithme génétique travaille sur une population de points, appelés chromosomes, distribués sur la totalité de l'espace de recherche. Un chromosome est constitué des paramètres à optimiser codés en binaire et mis bout à bout. Le but principal va être la recherche d'une combinaison optimale de ces paramètres donnant lieu à un maximum d'évaluation. A chaque génération, est créée une nouvelle population composée de chromosomes mieux adaptés à l'environnement tel qu'il est représenté par la fonction d'évaluation. Au fur à mesure des générations, les chromosomes vont tendre vers l'optimum de la fonction d'évaluation. La création d'une nouvelle population s'établit à partir de la précédente comme le montre la figure II.1.

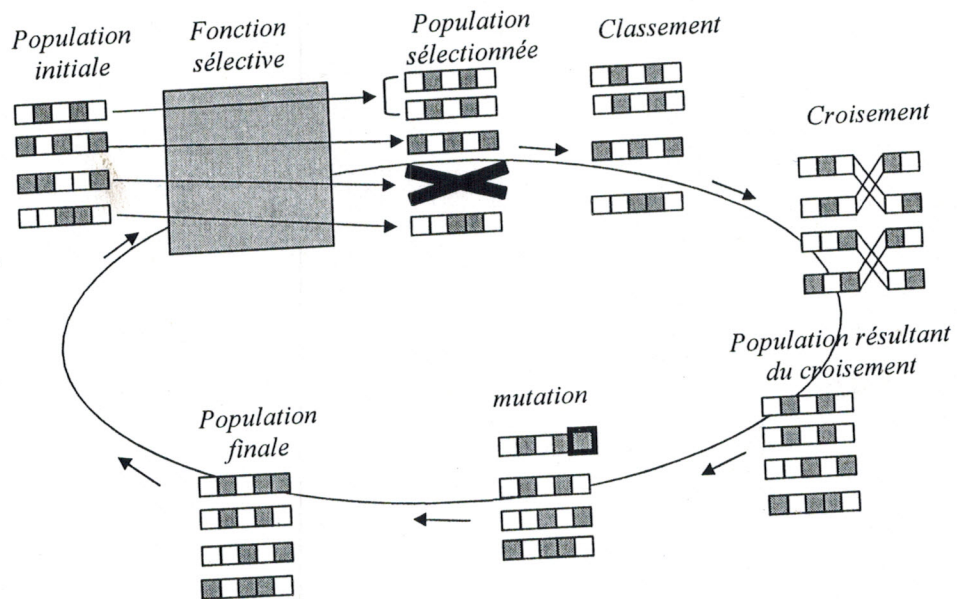


Figure II.1 : Cycle complet définissant un algorithme génétique

Les algorithmes génétiques diffèrent fondamentalement des autres méthodes d'optimisation :

1. Les AG possèdent une représentation codée et cherchent une représentation dans l'espace des solutions et non pas directement dans le domaine original.
2. Les AG travaillent sur une population de points, au lieu d'un point unique.
3. Les AG utilisent des règles de transitions probabilistes et non déterministes.
4. Les AG n'utilisent que les valeurs de la fonction à optimiser, pas sa dérivée ou une autre information auxiliaire.

II.3. Codage des paramètres

Le choix du codage est important et souvent délicat. L'objectif est bien sûr d'abord de pouvoir coder n'importe quelle solution. A chaque variable d'optimisation x_i (à chaque paramètre du dispositif) nous faisons correspondre un gène. Nous appelons chromosome un ensemble de gènes, les gènes sont concaténés et juxtaposés pour construire le chromosome. Chaque chromosome de la population peut représenter une solution possible du problème[15]. On utilise par commodité le codage binaire simple, car on peut facilement coder toutes sortes d'objets : des réels, des entiers, des valeurs booléennes, des chaînes de caractères, etc...

II.4. Fonction d'évaluation ou fonction fitness

La fonction fitness mesure les performances de chaque individu, elle correspond à l'utilité de la solution par rapport au problème, elle est utilisée pour déterminer la force de chaque individu dans une population, à se reproduire[16, 17]. La fonction fitness représente le seul lien entre le problème physique et l'algorithme génétique, cette fonction renvoie des valeurs proportionnelles à chaque individu et ces valeurs doivent être impérativement positives.

Les AG sont des maximiseurs par nature. Ils recherchent l'individu qui présente la valeur la plus élevée de la fonction d'évaluation. Pour trouver un minimum, une légère modification est nécessaire, il suffit d'appliquer l'équation suivante [16] :

$$\text{Fitness} = \text{Max} - f(x)$$

Où *Max* est un nombre positif plus grand que la plus grande valeur espérée par $f(x)$

II.5. Création de la population initiale

Si on n'a aucune idée de la solution du problème, la population est générée aléatoirement. Sinon, on crée des individus qui représentent les solutions que l'on dispose. Mais, le principal problème est de choisir la taille de la population. Un compromis est nécessaire entre le choix de la taille de la population, le temps de calcul et la qualité de la solution. Pour une meilleure diversité des solutions, nous augmentons le nombre d'individus dans une population, nous aurons donc des solutions de meilleure qualité. Mais, cela va considérablement augmenter le temps de calcul.

II.6. Mécanisme de fonctionnement d'un algorithme génétique simple

A partir d'une population initiale de chromosomes créés aléatoirement, l'AG génère de nouveaux chromosomes plus performants que leurs prédécesseurs en effectuant les opérations génétiques suivantes :

- sélection,
- reproduction.

II.6.1. Sélection

Elle permet aux individus d'une population de survivre, de se reproduire ou de mourir. Chaque individu est déterminé par sa valeur sélective [13]. La sélection est réalisée par un opérateur utilisant la fonction sélective (fitness) qui régit le nombre de copies (ou duplications) de chaque individu, en fonction de son aptitude à satisfaire un critère déterminé par la fonction fitness.

Plusieurs méthodes de sélection sont proposées et ceci pour améliorer les performances de l'AG.

II.6.1.1. Décimation de population

C'est une stratégie déterministe qui consiste à classer tous les individus d'une population du plus grand au plus faible par rapport à l'échelle des valeurs de la fonction fitness. Ensuite, à fixer un seuil minimum de la fonction fitness comme point de coupure et à supprimer tous les individus de la population qui se présentent avec une fonction fitness inférieure au seuil imposé [16].

Les individus qui restent vont former la nouvelle génération par accouplement aléatoire entre eux jusqu'à ce que la nouvelle génération soit complétée.

Cette stratégie est simple, le problème repose sur le choix des individus suffisamment forts pour rester dans la population, donc d'échapper au processus de décimation, cependant certains individus peuvent présenter des caractéristiques intéressantes et être éliminés.

II.6.1.2. Techniques de sélection proportionnelle

C'est la stratégie la plus utilisée, les individus y sont sélectionnés selon une probabilité de sélection donnée.

Cette stratégie exploite le principe de jeu d'une roulette de casino, qui comporterait autant de cases que d'individus dans la population et où la taille de ces cases serait

proportionnelle à l'adaptation de chaque individu [18]. Le jeu étant lancé, l'individu sélectionné est désigné par l'arrêt de la bille sur sa case.

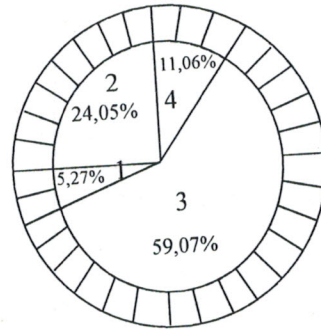


Figure II.2 : Représentation de la sélection proportionnelle de quatre individus.

La probabilité de sélection de l'individu i est donnée par :

$$\text{probabilité}_i = \frac{\text{fitness}_i}{\sum_i \text{fitness}_i}$$

La figure II.2 illustre le principe de la roulette de casino pour une population de 4 individus. Les tailles des sections de la roulette sont proportionnelles aux probabilités des 4 individus, l'individu 3 a plus de chance d'être sélectionné que l'individu 1. Il est aussi possible qu'un individu ayant une bonne valeur d'adaptation ne soit jamais sélectionné. Ce phénomène est responsable de la dérive génétique qui permet à certains individus de « survivre » au détriment d'individus meilleurs. Pour limiter ce risque, la taille de la population doit être suffisamment grande.

II.6.1.3. Sélection par tournois

La sélection par tournois est une alternative à la technique de sélection proportionnelle. Le tournoi le plus simple consiste à choisir aléatoirement un certain nombre d'individus dans la population et à sélectionner pour la reproduction celui qui a la plus grande adaptation [16]. Au cours d'une génération, il y a autant de tournois que d'individus à remplacer. Les individus qui participent à un tournoi restent dans la population et sont de nouveau disponibles pour les tournois ultérieurs. La variance de ce processus est élevée. La pression de sélection est ajustée par le nombre de participants à un tournoi. Choisir de nombreux participants conduit à une forte pression de sélection car un individu moyen ou faible aura moins de chance d'être sélectionné.

La sélection par tournoi converge mieux et plus vite que les autres.

II.6.2. Reproduction

C'est là où l'évolution prend place.

II.6.2.1. Croisement

Afin de donner naissance à un individu nouveau, il ne suffit pas de copier les gènes de l'un des parents, mais au contraire, de prendre aléatoirement quelques gènes de chacun des parents. Ce phénomène, présent dans la nature, est appelé croisement (en anglais crossover). Il s'agit d'un phénomène essentiel qui permet d'explorer l'ensemble des solutions possibles.

L'action du crossover est décomposée en deux phases : la première consiste à choisir aléatoirement les couples qui seront croisés, la seconde effectue le croisement après avoir sélectionné un site de façon aléatoire. Deux nouveaux chromosomes sont ainsi créés, possédant chacun une partie de leurs « parents » [13].

Il existe trois types de croisement :

➤ **Croisement en un point**

Ce type de croisement est appliqué selon une certaine probabilité p_{cross} (où p_{cross} est la probabilité du crossover comprise entre 0.6 et 0.8).

- En effet si $p > p_{cross}$ une région est aléatoirement sélectionnée, la portion du chromosome précédent le point de croisement est copiée des parents vers les enfants [16]. La portion du chromosome qui suit le point de croisement est placée dans la portion correspondante dans le chromosome de l'enfant comme le montre la figure II.3 .

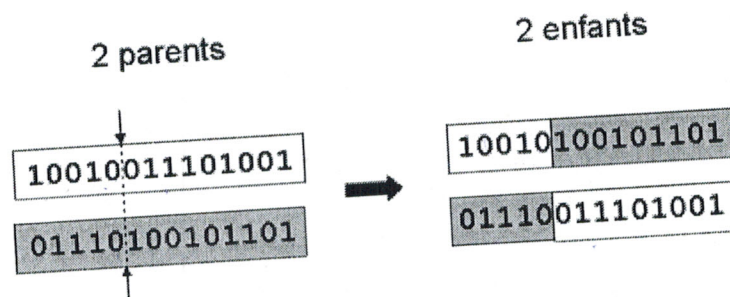


Figure II.3 : Croisement en un point

- Si $p < p_{cross}$ alors les deux parents sont copiés vers les enfants sans croisement.

➤ **Croisement en deux points**

Le principe reste le même mais le résultat obtenu diffère du fait que les deux extrémités des chromosomes ne changent pas chez l'enfant ; seul les gènes du milieu seront combinés à nouveau (figure II.4)

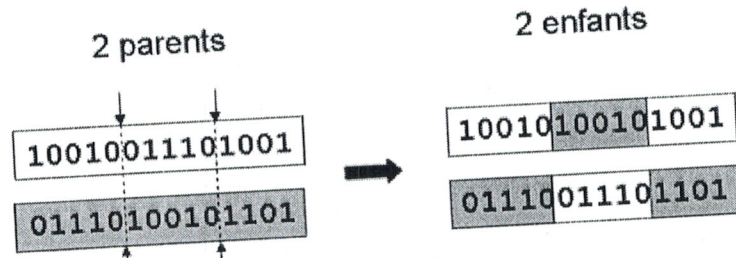


Figure II.4 : Croisement en deux points

Les croisements en un point et deux points sont couramment employés en pratique pour leur simplicité et leur efficacité.

➤ **Croisement uniforme**

Il peut être vu comme un croisement multipoints dont le nombre de coupures est indéterminé a priori. Pratiquement, on utilise un « masque de croisement », qui est un mot binaire de même longueur que les chromosomes. Un « 0 » à la $n^{ième}$ position du masque laisse inchangé les symboles à la $n^{ième}$ position des deux chromosomes, un « 1 » déclenche un échange des symboles correspondants (figure II.5). Le masque est engendré aléatoirement pour chaque couple d'individus.

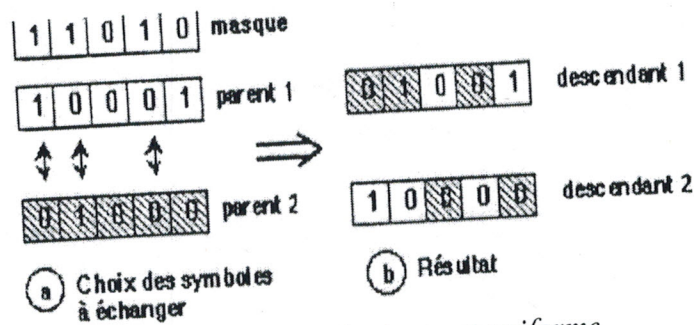


Figure II.5 : Croisement uniforme

II.6.2.2. Mutation

Les mutations sont des modifications aléatoires du chromosome. Bien sûr, il ne faut pas muter tous les gènes d'un individu, sinon il sera complètement déterminé aléatoirement. Il faut au contraire modifier une petite partie, afin d'apporter quelque chose de nouveau à l'individu. Mais, la mutation a un rôle secondaire par rapport au croisement et on lui attribue en général une faible probabilité (de l'ordre de 1/1000).

La mutation consiste à générer une erreur sur un bit de la chaîne (figure II.6), celle-ci est réalisée sur un bit tiré au hasard d'un individu tiré au hasard [12].

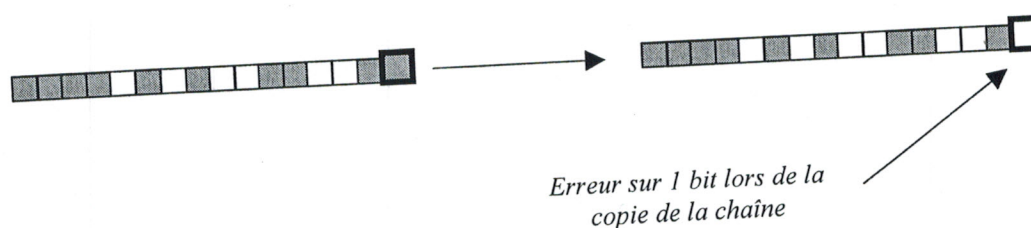


Figure II.6 : Opérateurs de Mutation

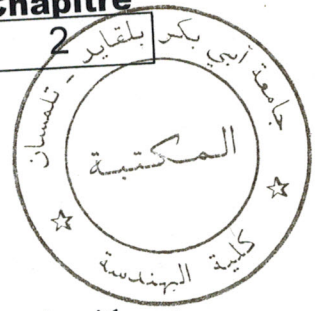
II.7. Domaines d'application

L'utilisation la plus fréquente des algorithmes génétiques reste l'optimisation des fonctions. Le mathématicien De Jong a établi plusieurs algorithmes, afin de chercher les optima de toutes sortes de fonctions. Ce genre d'algorithme peut aussi résoudre d'autres problèmes comme le problème du représentant de commerce ou le problème des huit reines à placer sur un échiquier sans qu'aucune ne soit prise. Les algorithmes génétiques sont utilisés aussi en mécanique, par exemple pour l'optimisation structurelle où il s'agit de déterminer la structure la plus légère compte tenu des contraintes de tension admissibles pour chaque élément ou encore en aérodynamique.

Enfin, la NASA a utilisé ce genre d'algorithme pour concevoir le robot de la mission PathFinder (exploration de la planète Mars).

II.8. Avantages et inconvénients

Le grand avantage des algorithmes génétiques est le fait que pour parvenir au résultat, on n'a pas besoin de connaître les caractéristiques de la solution du problème. Par contre ce genre d'algorithme peut être coûteux en temps de calcul, difficile à programmer (les paramètres comme la taille de la population et la fonction d'évaluation sont difficiles à établir) et il n'a qu'une faible chance de trouver la solution idéale. Il ne fait qu'en approcher.



II.9. Conclusion

Ce chapitre a fait l'objet d'un exposé détaillé sur le fonctionnement des algorithmes génétiques et leurs opérateurs. La technique d'optimisation basée sur cet algorithme est globale et stochastique présentant l'avantage d'échapper aux solutions locales des méthodes déterministes. L'application de l'AG à l'optimisation des réseaux d'antennes aura aussi pour avantage l'action simultanée de plusieurs paramètres réalisant différentes fonctions propres au réseau d'antennes. Cependant, cette approche peut présenter un inconvénient majeur représenté par le temps de calcul machine. En effet, celui-ci s'avère assez élevé par rapport aux méthodes déterministes d'optimisation. Ce temps dépend de la taille de la matrice de la population à explorer car il faut un nombre élevé d'individus dans la matrice pour une meilleure recherche de la solution.

Le choix de la fonction fitness reste un choix délicat car cette dernière représente le paramètre clé de la convergence vers une solution optimale.

CHAPITRE

3

Synthèse de réseaux d'antennes imprimées par l'algorithme génétique

III.1. Introduction

Dans ce chapitre nous essayons de mettre en exergue les particularités de l'algorithme génétique dans ses applications à la synthèse et l'optimisation des réseaux d'antennes imprimées, ainsi que ses avantages et ses limites.

De nombreux cas concrets de synthèse pour les réseaux linéaires, plans et conformés sont simulés par action sur différentes combinaisons de paramètres : amplitude et/ou phase d'alimentation et/ou répartition spatiale des sources. Cette nouvelle conception de réseaux d'antennes est rendue possible et réalisable grâce à l'algorithme génétique. *et avec un concept de réseaux de neurones*

III. 2. Problème de synthèse

Considérons un réseau linéaire à P sources rayonnantes identiques de diagramme de directivité $f(\theta, \phi)$. Chacune d'elles est alimentée par une excitation complexe w_i et localisée à la position X_i . Son diagramme de rayonnement s'écrit [3, 10] :

$$F(\theta, \phi) = \frac{f(\theta, \phi)}{F_{\max}} \sum_{i=1}^P a_i \exp[j(k_0 X_i \sin \theta \cos \phi + \psi_i)] \quad (\text{III.1})$$

avec k_0 : nombre d'onde ($k_0 = 2\pi/\lambda$)

θ : direction angulaire

a_i, ψ_i : amplitude et phase de l'excitation complexe d'alimentation.

Le diagramme de directivité $F(\theta, \phi)$ est une fonction des deux angles de direction θ et ϕ . Si ϕ est fixé le diagramme $F(\theta, \phi)$ pourra être conformé dans le plan E ou H . Pour des raisons de commodité, on s'intéresse à la synthèse de réseaux linéaires dans le plan $\phi=0$.

Dans le cas d'un nombre pair d'éléments ($P = 2N$) et une répartition spatiale symétrique, le réseau a pour diagramme de directivité normalisé :

$$F_s(\theta) = \frac{f(\theta)}{F_{s \max}} \sum_{i=1}^N a_i \cos(k_0 X_i \sin \theta + \psi_i) \quad (\text{III.2})$$

Le problème de synthèse consiste donc à approcher le diagramme de directivité du réseau à un certain diagramme désiré donné $F_d(\theta)$ en agissant sur la loi d'alimentation et/ou la répartition spatiale.

• **Spécification du diagramme désiré**

Le diagramme désiré peut être soit défini à partir d'une fonction soit spécifié à partir d'un gabarit [8]. Nous avons retenu cette dernière solution car il est plus pratique de faire contenir le diagramme de rayonnement dans les limites d'un gabarit que de l'approcher d'une fonction. Aussi le gabarit présente l'avantage d'obtenir une solution plus facilement réalisable en imposant des intervalles plutôt que des valeurs.

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 III.1, avec les différents paramètres qui permettent de le décrire.

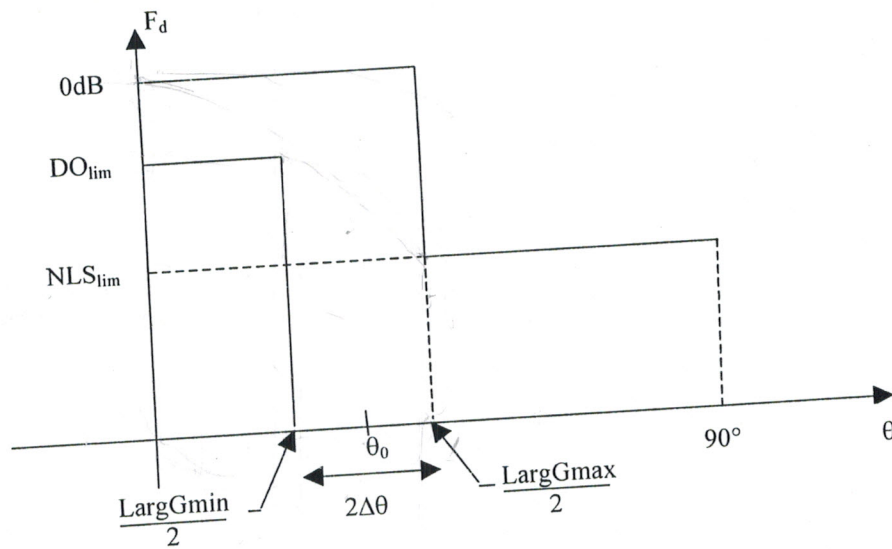


Figure III.1 : Demi-gabarit caractérisant le diagramme désiré

Caractérisant le diagramme désiré à partir du demi-gabrit (figure III.1)

- Pour $0 \leq \theta \leq \theta_0 - \Delta\theta$, on définit le domaine d'ondulation DO_{lim} ; $DO_{lim} = F_d(\theta)_{min}$
- Pour $\theta_0 + \Delta\theta \leq \theta \leq 90^\circ$, on définit le niveau maximum des lobes secondaires NLS_{lim} .
 $NLS_{lim} = F_d(\theta)_{max}$
- $LargGmax = 2(\theta_0 + \Delta\theta)$: Largeur maximum du gabarit
- $LargGmin = 2(\theta_0 - \Delta\theta)$: Largeur minimum du gabarit

Afin de réduire le nombre d'inconnues et comme le réseau et le gabarit sont symétriques, la synthèse est effectuée sur la première moitié des éléments.

III. 3. Algorithme génétique et réseaux d'antennes imprimées

Dans le contexte de l'algorithme génétique [16, 17, 19], on assimile le réseau d'antennes imprimées à un chromosome dont les gènes représentent les paramètres de ce réseau (A_i , ψ_i et X_i en l'occurrence).

La première phase de l'AG est de créer d'abord une population d'individus de façon aléatoire sous forme de matrice binaire qui contiendra donc un nombre $L \times C$ de chiffres 0 et 1 tels que :

- L : le nombre de lignes égal au nombre d'individus dans la population.
- C : le nombre de colonnes égal au nombre de paramètres du réseau multiplié par le nombre de bits du code binaire simple utilisé.

On évaluera ensuite l'aptitude des individus de la population en calculant la fonction d'adaptation de chaque individu. Pour cela, on utilise l'opération de décodage qui est l'inverse du codage pour décoder le chromosome correspondant à chaque individu dans la population. On utilise à cet effet la formule suivante de décodage de gènes à N bits [20]:

$$P = \frac{P_{max} - P_{min}}{2^N} \sum_{i=0}^{N-1} 2^i b_i + P_{min} \quad (III.3)$$

P_{max} et P_{min} sont les bornes supérieures et inférieures de l'intervalle des valeurs des paramètres et b_i est bit d'ordre i le long du gène correspondant au paramètre P (P peut être un ou plusieurs paramètres A_i , ψ_i ou X_i).

Le vecteur P obtenu sera introduit dans la fonction $F_s(\theta)$ afin d'évaluer la fonction fitness de cet individu :

$$Fitness = Max - F_s(\theta')$$

Où :

Max : est un nombre réel positif plus grand que la plus grande valeur que peut prendre $F_s(\theta)$.

θ' : angle qui correspond à la position du plus grand lobe secondaire de $F_s(\theta)$.

L'AG aura tendance à maximiser cette différence tout en diminuant la valeur de $F_s(\theta')$. A partir de cette étape, il effectue un classement des individus du plus fort au plus faible (de la plus grande valeur de fitness à la plus petite). Dans notre application nous avons utilisé la sélection par décimation tout en gardant le meilleur individu qui sera répété jusqu'à compléter une nouvelle matrice de même dimension que la précédente, c'est la phase de sélection des parents.

On a donc, « une domination du super individu », cela procure une convergence rapide aux dépens de la richesse du patrimoine génétique de la population. Cette stratégie de sélection est très peu utilisée.

Après codage, les opérateurs de l'AG vont intervenir pour la reproduction, c'est le rôle des opérations de croisement et de mutation. On décode de nouveau les chromosomes des enfants, ce qui donnera de nouveaux paramètres. Ces paramètres donnent lieu à un niveau maximum de lobes secondaires au moins inférieur à celui des anciennes générations. On sélectionnera des enfants qui seront, du fait même de leur survivance, parents à leur tour, en les croisant et en les mutant. Il faut répéter ces opérations tant qu'un nombre de générations déterminé n'est pas atteint ou tant que l'algorithme génétique ne converge pas vers un individu optimal.

- **Remarque**

Dans nos différentes applications et à titre de comparaison nous avons aussi utilisé la sélection proportionnelle (paragraphe II.6.1.2), mais le niveau maximum des lobes secondaires obtenu n'est pas satisfaisant par rapport à celui fourni par la sélection par décimation.

III. 4. Applications aux réseaux linéaires

III.4 .1 Synthèse par loi d'amplitude

Les premiers essais ont été réalisés sur des réseaux linéaires avec un seul paramètre d'optimisation : l'amplitude de l'alimentation des éléments. Cette première approche de synthèse est réalisée et fait partie intégrante du logiciel de synthèse présenté en annexe C.

On considère un réseau linéaire régulier et symétrique à $2N$ éléments rayonnants ayant le même diagramme de rayonnement $f(\theta)$, chaque élément localisé à X_i est pondéré par le coefficient d'alimentation a_i . Le diagramme de rayonnement normalisé s'écrit :

$$F_s(\theta) = \frac{f(\theta)}{F_{smax}} \sum_{i=1}^N a_i \cos(k_0 X_i \sin\theta) \quad (\text{III.4})$$

En considérant une répartition spatiale strictement périodique de pas Δx (figure III.6.a). La position X_i des sources devient :

$$X_i = (i-1/2)\Delta x \quad \text{avec } i = 1, N \quad (\text{III.5})$$

La synthèse se réduit à la recherche de la loi d'alimentation des éléments rayonnants définis par le vecteur $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]$ avec $0 \leq a_i \leq 1$: distribution d'amplitude normalisée.

Les résultats ont tous été obtenus à partir d'applications aux antennes imprimées de forme carrée et fonctionnant à la fréquence de 5 GHz. Les différentes applications ont été réalisées sur un micro ordinateur équipé d'un microprocesseur de type Cyrix fonctionnant à la fréquence de 300 MHz.

Notre application concerne donc la réduction du niveau des lobes secondaires d'un réseau linéaire d'éléments espacés de 0.5λ soit 3cm . Tout d'abord, nous précisons que le gabarit est défini dans le plan $\phi=0^\circ$ pour tous les exemples concernant les réseaux linéaires. Dans ce plan, le gabarit (figure III.2) est spécifié par un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5dB , par une largeur maximale du faisceau principal ($LargGmax$) de 40° et par une largeur minimale ($LargGmin$) de 16° , le niveau maximum des lobes secondaires NLS_{lim} est de -30dB .

L'AG nous a permis de fournir pour un nombre d'éléments égal à 12, après 60 générations et 200 Individus codés sur 16 Bits, un niveau maximum de lobes secondaires de -41.5dB (figure III.2). On constate ici que le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit.

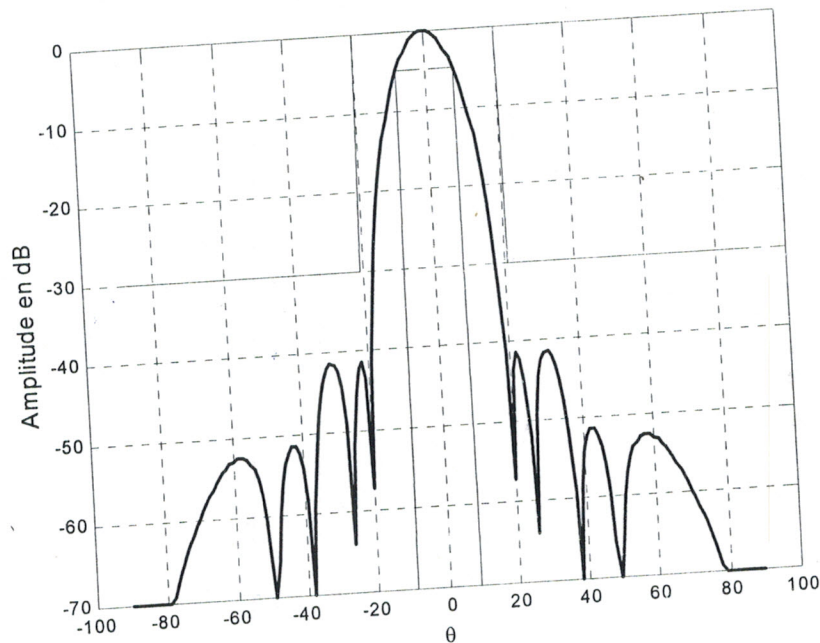


Figure III.2 : Diagramme d'un réseau symétrique à 12 éléments
($DO_{lim}=-5\text{dB}$; $NLS_{lim}=-30\text{dB}$)

La loi d'amplitude correspondante est donnée dans le tableau III.1 :

SOURCE	AMPLITUDE
1	0.92584
2	0.79545
3	0.59255
4	0.36686
5	0.17967
6	0.044877

Tableau III.1 : Valeur de l'amplitude pour chaque élément.

La figure III.3 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations. On constate que la synthèse par loi d'amplitude permet de réduire le niveau maximum de lobes secondaires.

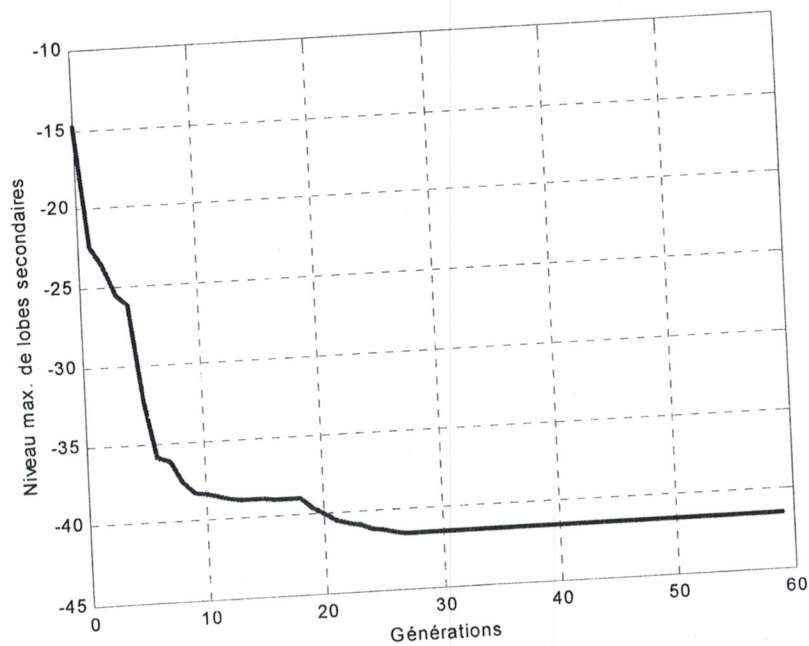
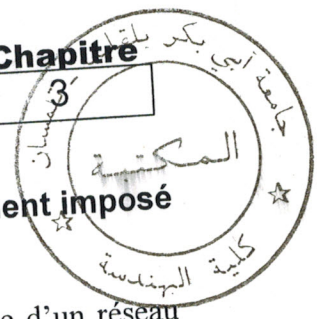


Figure III.3 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations



• Synthèse par un niveau maximum de lobes secondaires strictement imposé à -33dB

La figure III.4 représente le diagramme de rayonnement d'une synthèse d'un réseau linéaire avec $NLS_{lim} = -33dB$. On constate que le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit, le niveau maximum de lobes secondaires est respecté.

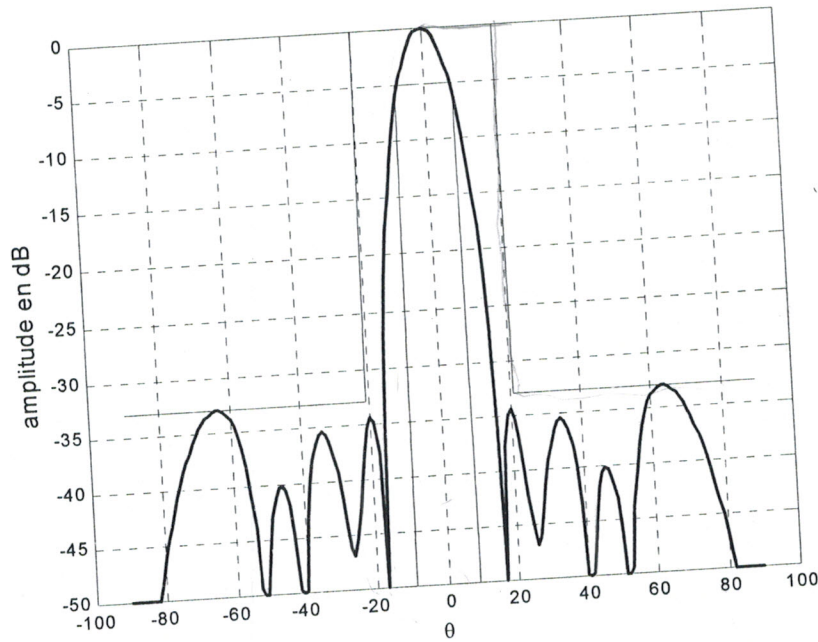


Figure III.4 : Diagramme d'un réseau symétrique à 12 éléments ($DO_{lim} = -5dB$; $NLS_{lim} = -33dB$)

La loi d'amplitude correspondante est donnée dans le tableau III.2 :

SOURCE	AMPLITUDE
1	0.94536
2	0.89213
3	0.68772
4	0.4938
5	0.23764
6	0.15715

Tableau III.2 : Valeur de l'amplitude pour chaque élément.

La figure III.5 représente l'évolution de l'erreur entre le niveau maximum de lobes secondaires imposé et le niveau maximum synthétisé au cours des générations. On constate que l'algorithme a eu besoin d'un peu moins de 10 générations pour trouver la solution du problème.

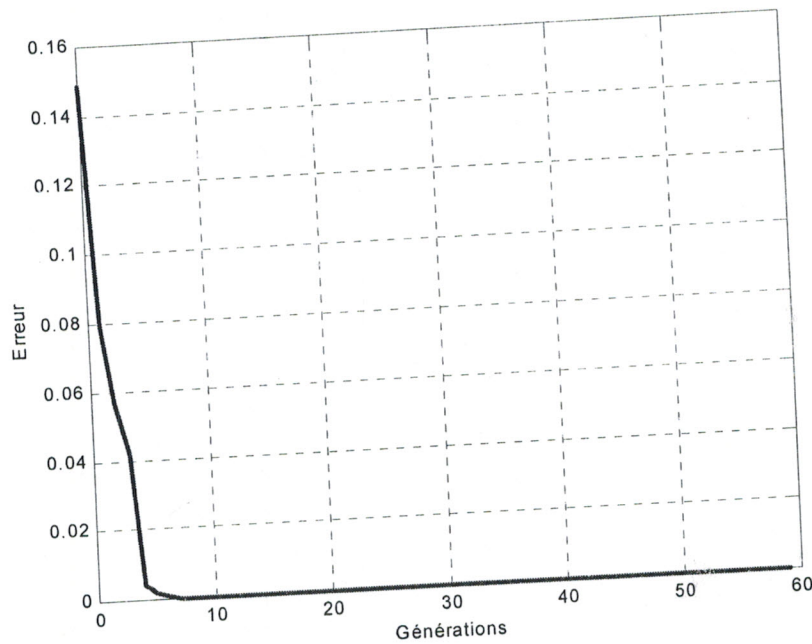


Figure III.5 : Evolution de l'erreur au cours des générations

III. 4.2. Synthèse par lois d'amplitude et de répartition spatiale

La synthèse uniquement par loi d'amplitude 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 diagramme de rayonnement synthétisé du réseau $F_s(\theta)$ est :

(III.6)

$$F_s(\theta) = \frac{f(\theta)}{F_{smax}} \sum_{i=1}^N a_i \cos(k_0 X_i \sin \theta)$$

La position X_i peut être déterminée à partir de l'espacement inter-éléments (figure III.6.b), d'après la relation [19] :

(III.7)

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

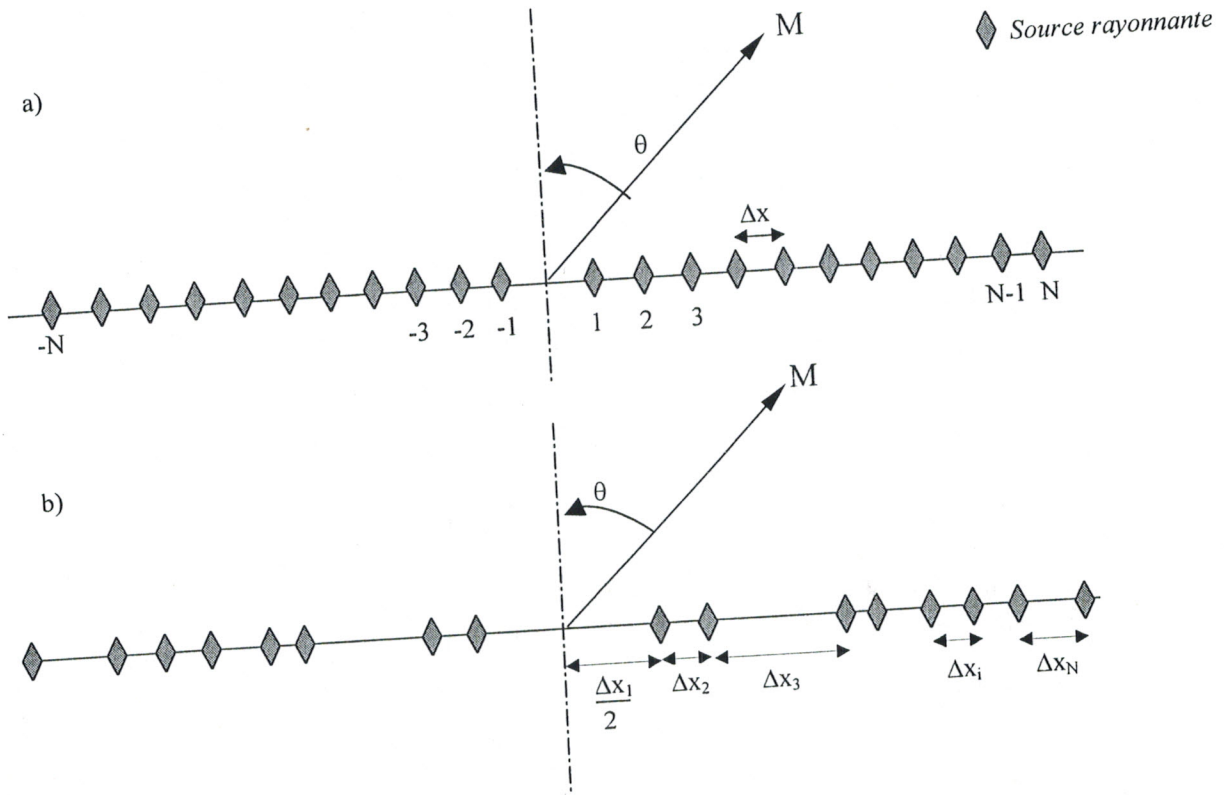


Figure III.6 : Réseau linéaire symétrique à éléments non équidistants

a) réseau périodique initial

b) réseau non périodique obtenu par synthèse

Le problème de synthèse consiste donc à rechercher les deux vecteurs $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]$ et $X = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_N]$. 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 1.125λ , soit : $0.25\lambda \leq \Delta x_i \leq 1.125\lambda$.

Le résultat obtenu est présenté sur la figure III.7 pour un gabarit sectoriel possédant une largeur du faisceau principal de 32° ($LargGmax$) et de 16° pour ($LargGmin$), un domaine d'ondulation $DO_{lim} = -5$ dB et un niveau maximum de lobes secondaires $NLS_{lim} = -30$ dB. Le réseau est à 12 éléments, les paramètres de l'algorithme génétique sont les suivants : nombre

de générations égal à 60, nombre d'individus égal à 200, codage sur 20 bits. On constate sur la figure III.7 que le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit.

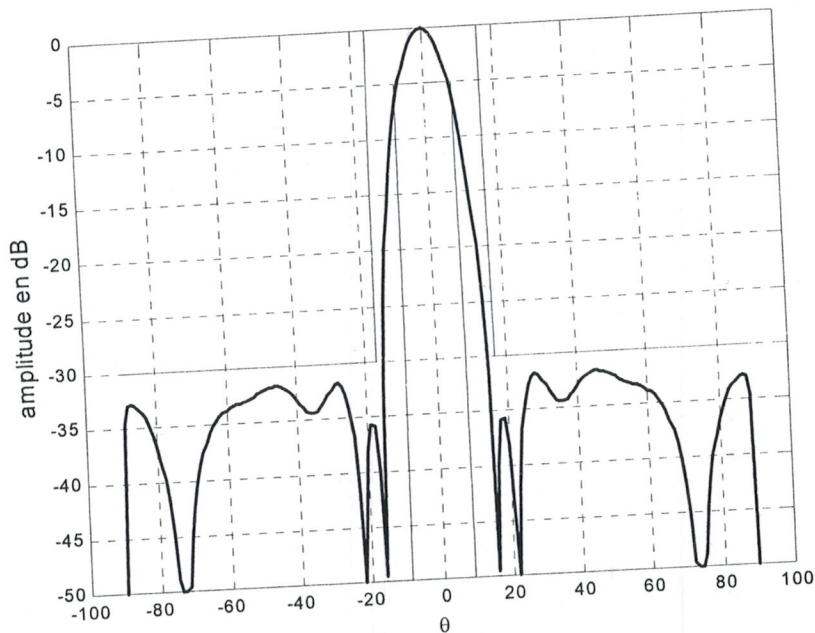


Figure III.7 : Diagramme d'un réseau à 12 éléments
($DO_{lim} = -5\text{dB}$; $NLS_{lim} = -30\text{dB}$)

Le tableau III.3 donne la loi d'amplitude et la répartition spatiale des sources correspondantes.

SOURCE	AMPLITUDE	$\Delta X(\text{m})$
1	0.6256	0.0285
2	0.7695	0.0166
3	0.9194	0.0400
4	0.4361	0.0359
5	0.3101	0.0283
6	0.1238	0.0379

Tableau III.3 : valeurs d'amplitude et de positions des sources.

La figure III.8 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations.

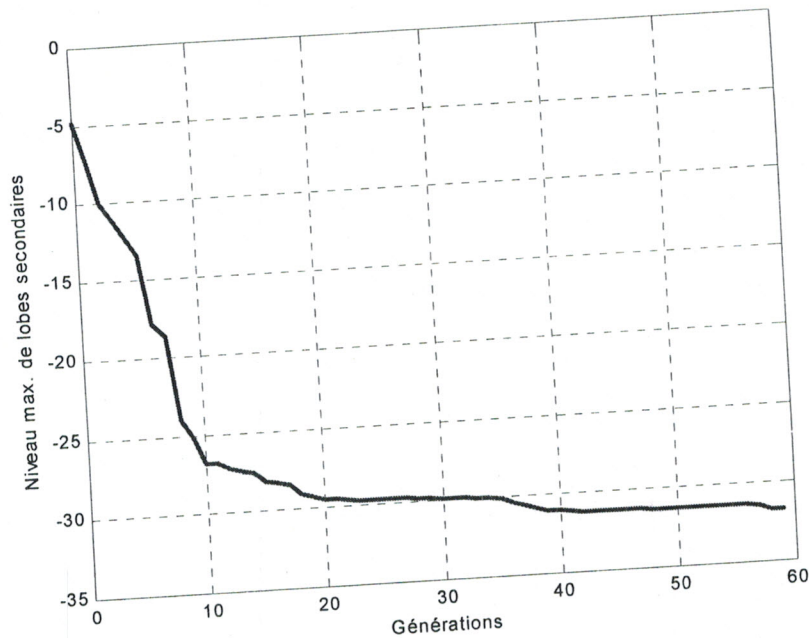


Figure III.8 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations

L'algorithme converge et le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -31.75 dB.

➤ Etude comparative

La figure (III.9) représente le diagramme de rayonnement d'un réseau symétrique et non périodique d'antennes imprimées à 24 éléments, le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -38.7 dB. Ce résultat reste meilleur à celui trouvé par YU CHUNYANG [19] pour un réseau classique non périodique à 24 éléments (figure III.10), le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -34.6 dB. L'algorithme de simplexe avec contraintes donne chez le même auteur [19] et dans le même cas un niveau de -29.3 dB.

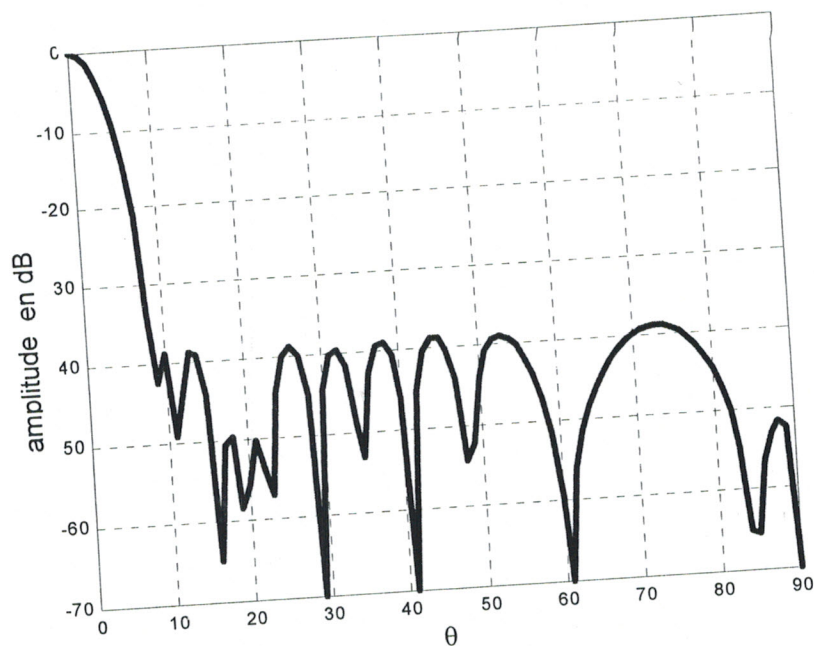


Figure III.9 : Diagramme d'un réseau à 24 éléments avec $NLS_{lim} = -38.7\text{dB}$

Le tableau III.4 donne la loi d'amplitude et la répartition spatiale des sources.

SOURCE	AMPLITUDE	ΔX (m)
1	0.87477	0.030481
2	0.86884	0.030077
3	0.74997	0.030057
4	0.74975	0.028142
5	0.50031	0.030559
6	0.37752	0.015821
7	0.37953	0.022491
8	0.5965	0.029707
9	0.00055504	0.0225
10	0.50001	0.023167
11	0.25348	0.049219
12	0.14115	0.04699

Tableau III.4 : valeurs d'amplitude et de positions des sources

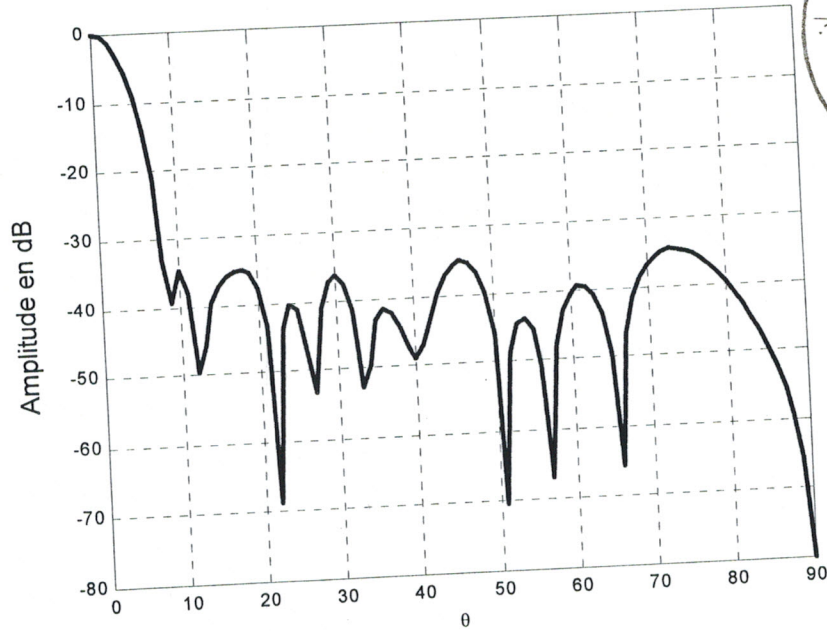


Figure III.10 : Diagramme d'un réseau à 24 éléments avec $NLS_{lim} = -34.6dB$ obtenu par YU CHUNYANG

Le tableau III.5 donne la loi d'amplitude et la répartition spatiale trouvées par YU CHUNYANG [19]

SOURCE	AMPLITUDE	POSITION ΔX (m)
1	0.875	0.0300
2	0.875	0.0300
3	0.75	0.0300
4	0.75	0.0300
5	0.5	0.0300
6	0.375	0.0150
7	0.375	0.0225
8	0.675	0.0300
9	0.0	0.0225
10	0.5	0.0225
11	0.25	0.0525
12	0.125	0.0600

Tableau III.5 : valeurs d'amplitude et de positions des sources obtenues par YU CHUNYANG

III. 4.3. Synthèse par lois d'amplitude et de phase

A l'aide du réseau d'alimentation (répartitions et déphaseurs), on peut commander la pondération complexe d'alimentation des sources, ceci en agissant sur les amplitudes et les phases de l'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 variables suivant les exigences de l'utilisateur. Aussi, en agissant sur le paramètre phase de l'alimentation, on pourra réaliser des fonctions très particulières telles que le pointage et le balayage électronique, la réjection de brouilleurs, la détection adaptative,....

A partir des deux paramètres amplitude et phase d'alimentation, l'approche de synthèse à base de l'algorithme génétique est réalisée ici. Le diagramme de rayonnement synthétisé du réseau est :

$$F_s(\theta) = \frac{f(\theta)}{F_{smax}} \sum_{i=1}^N a_i \cos(k_0 X_i \sin\theta + \psi_i) \quad (\text{III.8})$$

avec $X_i = (i-1/2)\Delta x$ et $\psi_i \in [0, 2\pi]$.

Pour un réseau linéaire, nous postulons la symétrie des amplitudes et l'antisymétrie des phases d'excitation :

$$\begin{cases} a_i = a_{-i} \\ \psi_i = -\psi_{-i} \end{cases}$$

Le résultat obtenu est présenté sur la figure III.11 pour un gabarit sectoriel possédant un lobe principal beaucoup plus large dans la direction θ , le domaine d'ondulation DO_{lim} est de -3dB , le faisceau principal est de 56° pour ($LargG_{max}$) et de 36° pour ($LargG_{min}$), les lobes secondaires doivent être inférieurs à $NLS_{lim} = -30\text{dB}$. Le réseau est à 12 éléments avec une distance de 0.5λ entre les éléments. Les paramètres de l'algorithme génétique sont les suivants : nombre de générations égal à 60, nombre d'individus égal à 250, codage sur 8 bits

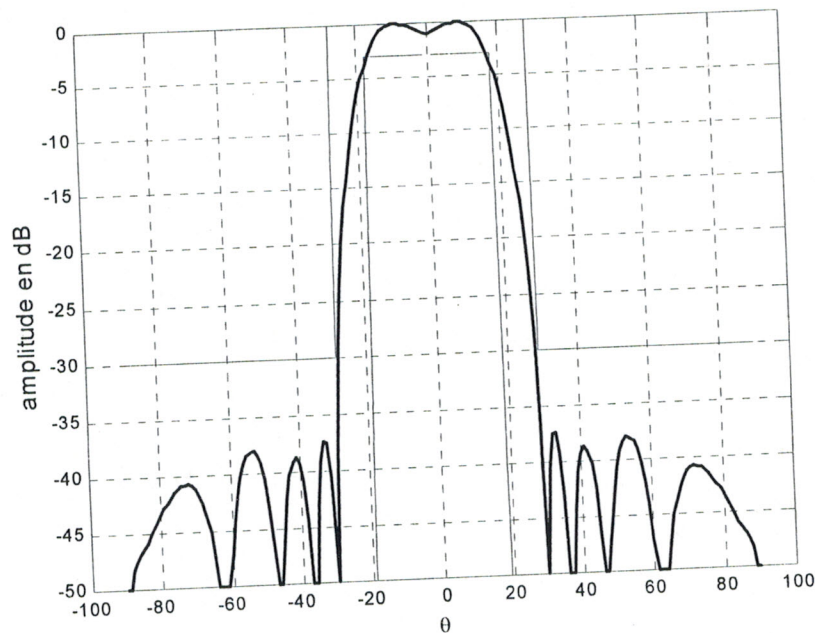


Figure III.11 : Diagramme d'un réseau à 12 éléments
 ($DO_{lim} = -3dB$; $NLS_{lim} = -30dB$)

On constate d'après la figure III.11 que l'introduction du paramètre phase permet, pour un domaine d'ondulation réduit, d'avoir un lobe principal plus large dans la direction de θ tandis que le paramètre amplitude sert toujours à réduire le niveau maximum des lobes secondaires.

Les amplitudes et les phases correspondantes à cette synthèse sont données dans le tableau III.6

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)
1	0.63137	2.7104
2	0.80392	2.4147
3	0.50588	2.6365
4	0.07451	3.9424
5	0.12157	5.4947
6	0.090196	5.3469

Tableau III.6 : Valeurs de la phase et de l'amplitude de chaque élément

La figure III.12 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations, le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -37 dB.

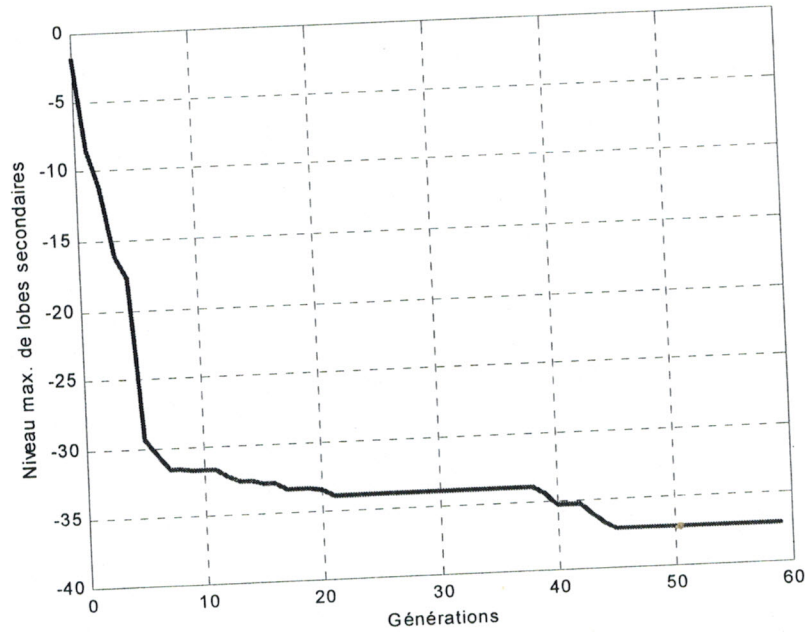


Figure III.12 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations

III.4.5. Synthèse par lois d'amplitude, de phase et de répartition spatiale

La synthèse par amplitude et phase d'alimentation à base de l'algorithme génétique donne de bons résultats avec des niveaux de lobes secondaires très faibles. Le problème de synthèse peut être généralisé en agissant simultanément sur les paramètres électrique et géométriques du réseau à savoir l'amplitude, la phase et la répartition spatiale des sources rayonnantes.

Le diagramme de rayonnement synthétisé est donné par :

$$F_s(\theta) = \frac{f(\theta)}{F_{smax}} \sum_{i=1}^N a_i \cos(k_0 X_i \sin\theta + \psi_i) \tag{III.9}$$

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

Le résultat obtenu par cette approche est présenté sur la figure III.13 pour un gabarit sectoriel possédant un lobe principal assez large dans la direction θ , le domaine d'ondulation

DO_{lim} est de -3dB , le faisceau principal est de 50° pour ($LargG_{max}$) et de 30° pour ($LargG_{min}$) et les lobes secondaires doivent être inférieurs à $NLS_{lim} = -30\text{dB}$. Le réseau est à 8 éléments, les paramètres de l'algorithme génétique sont les suivants : nombre de générations égal à 60, nombre d'individus égal à 200, codage sur 10 bits.

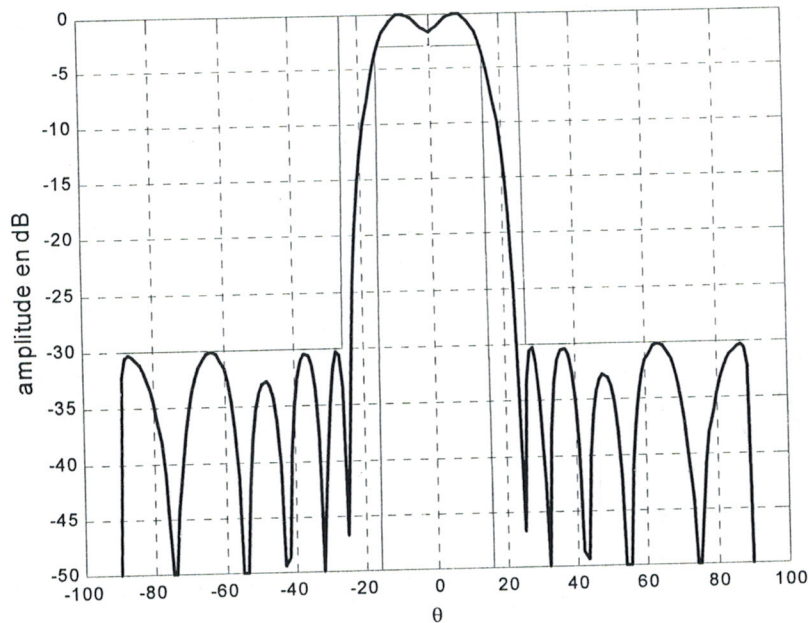


Figure III.13 : Diagramme d'un réseau à 8 éléments
($DO_{lim} = -3\text{dB}$; $NLS_{lim} = -30\text{dB}$)

On constate sur la figure III.13 que le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit.

Les lois d'alimentation et de répartition spatiale des sources sont données dans le tableau III.7

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)	$\Delta X(\text{m})$
1	0.71359	0.17812	0.024853
2	0.46334	0.17812	0.029062
3	0.25024	4.9258	0.052361
4	0.13001	2.9481	0.06673

Tableau III.7 : Valeurs de l'alimentation et de la répartition spatiale

La figure III.14 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations. Le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -30.2dB .

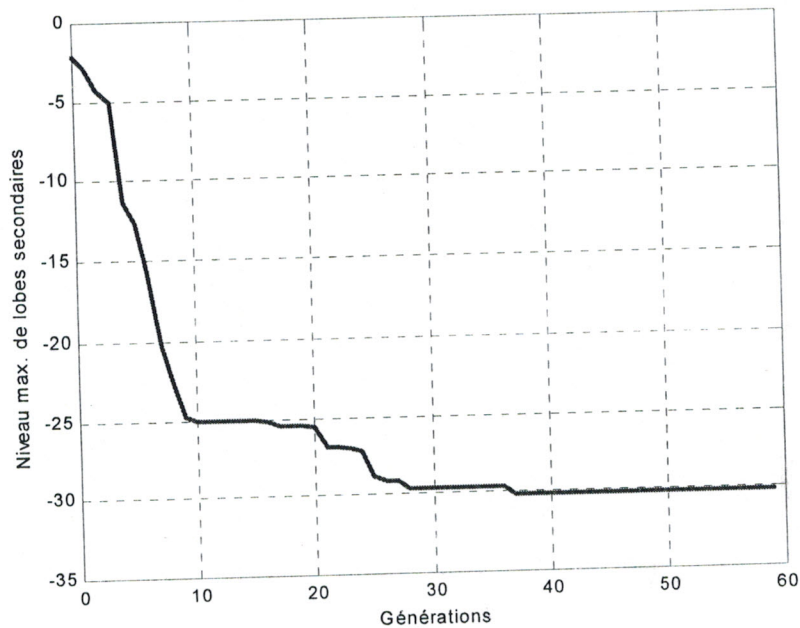


Figure III.14 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations

III. 5. Applications aux réseaux plans

L'approche de synthèse par l'algorithme génétique développée pour les réseaux linéaires peut être étendue pour les réseaux plans.

Pour un réseau linéaire, la synthèse se réduit à chercher la loi d'alimentation et /ou la répartition spatiale sur un axe, d'un certain nombre d'éléments fixé à l'avance, 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 (figure III.15) est envisagée en remplaçant la direction θ par le couple de directions (θ, ϕ) , [3, 10].

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 $N_x \times N_y$ éléments disposés régulièrement dans chaque direction (Ox, Oy) . Son diagramme de rayonnement s'écrit :

$$F(\theta, \phi) = f(\theta, \phi) \sum_{m=1}^{N_y} \sum_{n=1}^{N_x} w_{mn} \exp(jk_0 \sin\theta (X_m \cos\phi + Y_n \sin\phi)) \quad (III.10)$$

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 $(2N_x \times 2N_y)$ éléments, le diagramme de rayonnement d'un tel réseau est :

$$F_s(\theta, \phi) = \left[\frac{1}{\sqrt{F_{smax}}} \sum_{i=1}^{N_x} a_{xi} \cos(k_0 X_i \sin\theta \cos\phi + \psi_{xi}) \cdot \frac{1}{\sqrt{F_{smax}}} \sum_{j=1}^{N_y} a_{yj} \cos(k_0 Y_j \sin\theta \sin\phi + \psi_{yj}) \right] \cdot f(\theta, \phi) \quad (III.11)$$

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

$$F_s(\theta, \phi) = F_{Rs}(\theta, \phi) \cdot f(\theta, \phi) \quad (III.12)$$

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

$$F_{R_{sx}}(\theta, \phi) = \frac{1}{F_{R_{sx}max}} \sum_{i=1}^{N_x} a_{xi} \cos(k_0 X_i \sin\theta \cos\phi + \psi_{xi}) \quad (III.13)$$

$$F_{R_{sy}}(\theta, \phi) = \frac{1}{F_{R_{sy}max}} \sum_{j=1}^{N_y} a_{yj} \cos(k_0 Y_j \sin\theta \sin\phi + \psi_{yj}) \quad (III.14)$$

$$\text{Donc : } F_s(\theta, \phi) = F_{R_{sx}}(\theta, \phi) \cdot F_{R_{sy}}(\theta, \phi) \cdot f(\theta, \phi) \quad (III.15)$$

$$F_s(\theta, \phi) = F_{R_{sx}}(\theta, \phi) \cdot H_s(\theta, \phi) \quad (III.16)$$

$$H_s(\theta, \phi) = F_{R_{sy}}(\theta, \phi) \cdot f(\theta, \phi) \quad (III.17)$$

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 :

$$F_D(\theta, \phi) = F_D(\theta, \phi)^{1/2} \cdot F_D(\theta, \phi)^{1/2} \quad (\text{III.18})$$

$$f(\theta, \phi) = f(\theta, \phi)^{1/2} \cdot f(\theta, \phi)^{1/2} \quad (\text{III.19})$$

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

$$F_s(\theta, \phi) = F_{R_{sx}}(\theta, \phi) \cdot f(\theta, \phi)^{1/2} \cdot F_{R_{sy}}(\theta, \phi) \cdot f(\theta, \phi)^{1/2} \quad (\text{III.20})$$

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 (figure III.15).

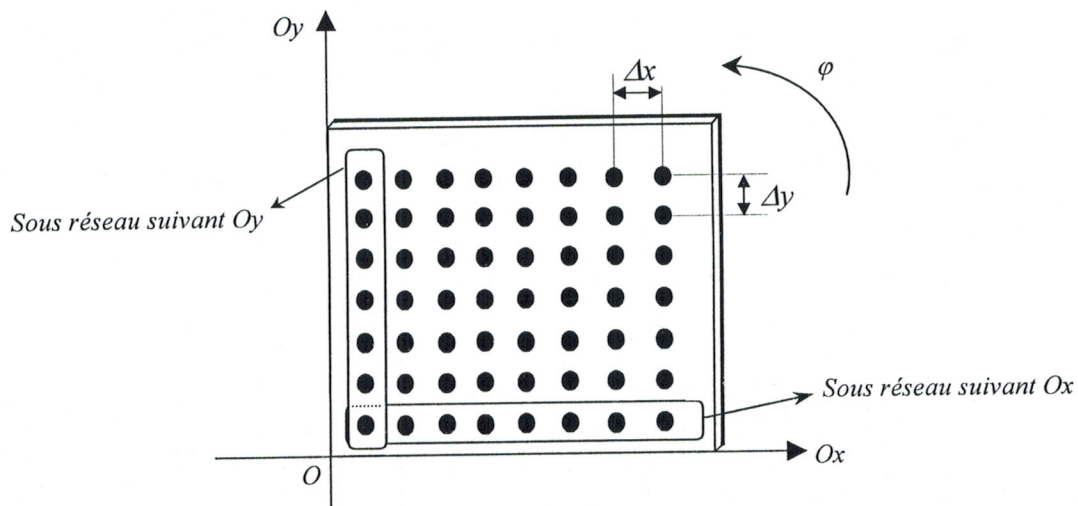


Figure III.15 : Réseau plan rectangulaire.

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.

III.5.1. 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 :

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

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

La figure III.16 représente le résultats de synthèse d'un réseau plan à 20×20 éléments rayonnants, pour un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5dB , $LargG_{max}$ de 20° et $LargG_{min}$ de 8° , les lobes secondaires inférieurs à $NLS_{lim} = -40\text{dB}$. Les paramètres de l'algorithme génétique sont les suivants : nombre de générations égal à 40, nombre d'individus égal à 400 et le codage sur 20 bits. Le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -58.4 dB .

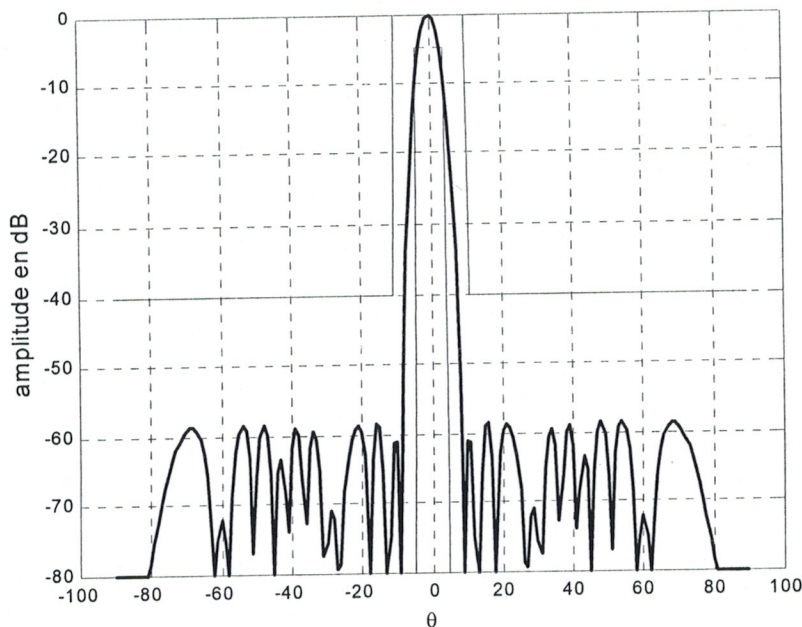


Figure III.16 : Diagramme d'un réseau à 20×20 éléments

($DO_{lim} = -5\text{dB}$; $NLS_{lim} = -40\text{dB}$)

Le tableau III.8 suivant donne la loi d'amplitude des sources du réseau correspondant :

SOURCE (OX)	AMPLITUDE	SOURCE(OY)	AMPLITUDE
1	0.98728	1	0.76922
2	0.97126	2	0.75047
3	0.93738	3	0.62483
4	0.87895	4	0.53094
5	0.68309	5	0.48898
6	0.54569	6	0.47448
7	0.49324	7	0.5001
8	0.50011	8	0.15566
9	0.11644	9	0.19632
10	0.25018	10	0.14791

Tableau III.8 : Amplitude pour le réseau plan

La figure III.17 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations. On constate que la synthèse de réseaux plans permet de réduire fortement le niveau maximum de lobes secondaires. Cette importante réduction de ces lobes revient au fait à une double réduction selon OX et selon OY.

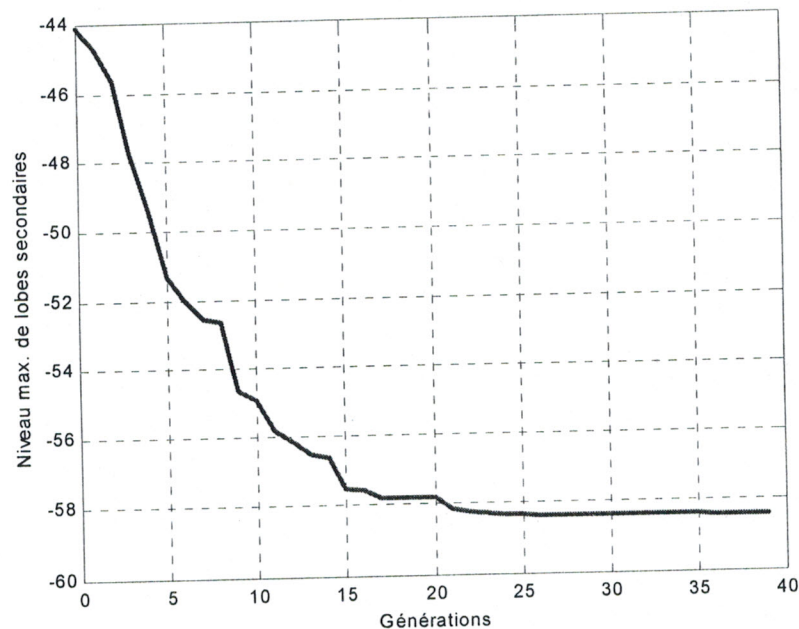


Figure III.17 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires

Le vecteur d'alimentation total du réseau est :

$$W = \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} W_{xi} W_{yj}$$

$$\text{donc : } w = w_x^t w_y$$

IV.5.2. 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 $X=[\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_{N_x}]$, $Y=[\Delta y_1, \Delta y_2, \dots, \Delta y_{N_y}]$, $A_{xi}=[a_{x1}, a_{x2}, \dots, a_{xN_x}]$, et $A_{yj}=[a_{y1}, a_{y2}, \dots, a_{yN_y}]$ qui permettent d'approcher au mieux le diagramme désiré F_D .

La figure III.18 représente le diagramme de rayonnement d'un réseau non périodique symétrique de 10×10 éléments rayonnants, pour un domaine d'ondulation DO_{lim} de -4 dB, $LargG_{max}$ de 30° et $LargG_{min}$ de 10° et un niveau de lobes secondaires $NLS_{lim} = -40$ dB. Les paramètres de l'algorithme génétique sont: nombre de générations égal à 40, nombre d'individus égal à 300 et le codage sur 16 bits. Le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -60 dB.

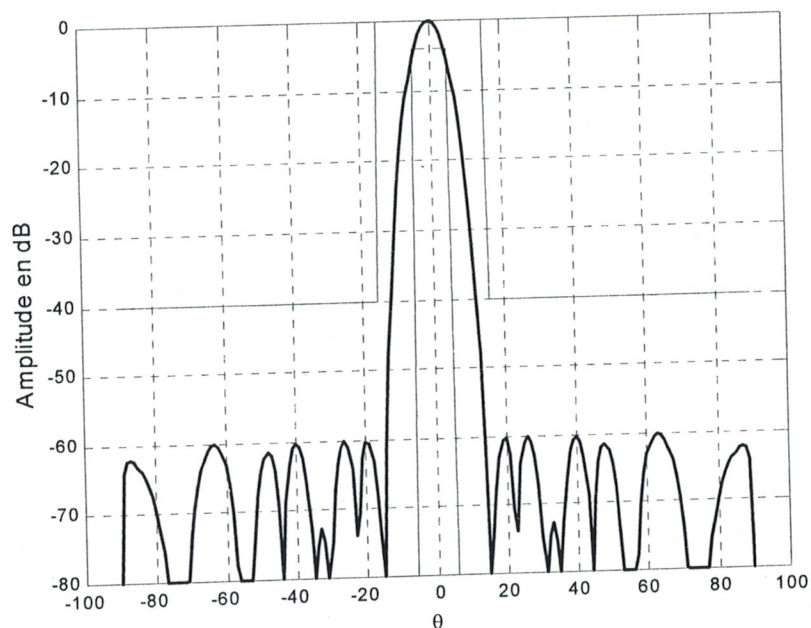


Figure III.18 : Diagramme d'un réseau à 10×10 éléments
($DO_{lim} = -4$ dB ; $NLS_{lim} = -40$ dB)

La loi d'amplitude et de répartition spatiale sont données par le tableau III.9

SOURCE(OX)	AMPLITUDE	ΔX	SOURCE(OY)	AMPLITUDE	ΔY
1	0.84946	0.035477	1	0.49071	0.017258
2	0.59238	0.031833	2	0.77224	0.038864
3	0.53763	0.024751	3	0.49951	0.048101
4	0.53177	0.036862	4	0.37537	0.04379
5	0.25904	0.043944	5	0.12121	0.054413

Tableau III.9 : Valeurs amplitude et répartition spatiale des sources pour le réseau plan

La figure III.19 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations. On constate que le niveau de lobes secondaires est très faible.

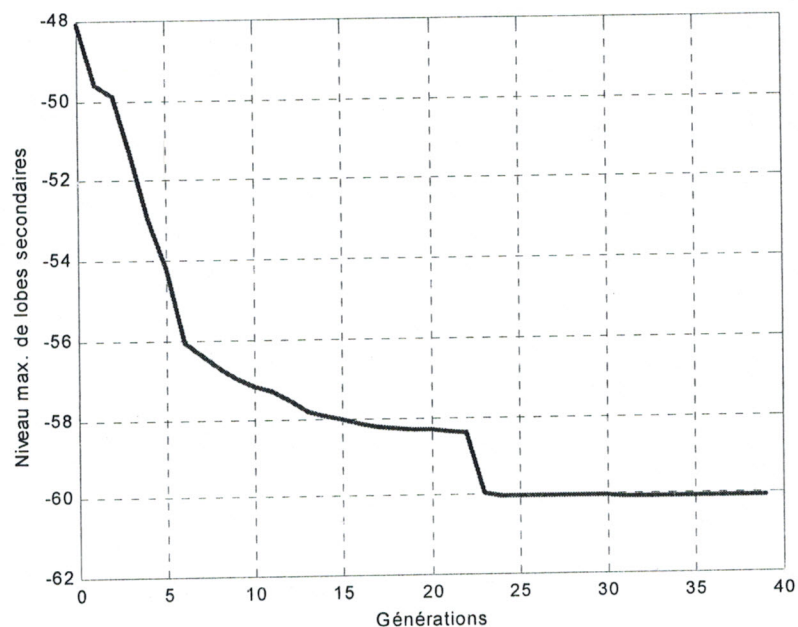


Figure III.19 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations

III. 5.3. Synthèse par lois d'amplitude et de phase

On considère un réseau bidimensionnel symétrique et régulier à $(2N_x \times 2N_y)$ éléments rayonnants. La synthèse consiste ici en la recherche de quatre vecteurs : $\psi_{xi} = [\psi_{x1}, \psi_{x2}, \dots, \psi_{xN_x}]$, $\psi_{yj} = [\psi_{y1}, \psi_{y2}, \dots, \psi_{yN_y}]$, $A_{xi} = [a_{x1}, a_{x2}, \dots, a_{xN_x}]$, et $A_{yj} = [a_{y1}, a_{y2}, \dots, a_{yN_y}]$ qui permettent d'approcher au mieux le diagramme désiré F_D .

La figure III.20 représente le diagramme de rayonnement d'un réseau régulier à 10×10 éléments rayonnants, pour un domaine d'ondulation DO_{lim} de -3 dB, $LargG_{max}$ de 60° et $LargG_{min}$ de 36° et des lobes secondaires inférieur à $NLS_{lim} = -40$ dB. Les paramètres de l'algorithme génétique sont les suivants : nombre de générations égal à 40, nombre d'individus égal à 200 et le codage sur 10 bits. Le niveau maximum de lobes secondaires obtenu est de -45 dB. On constate que le niveau de lobes secondaires est plus faible que dans la cas du réseau linéaire et l'introduction du paramètre phase permet d'obtenir une ouverture plus large dans la direction de θ .

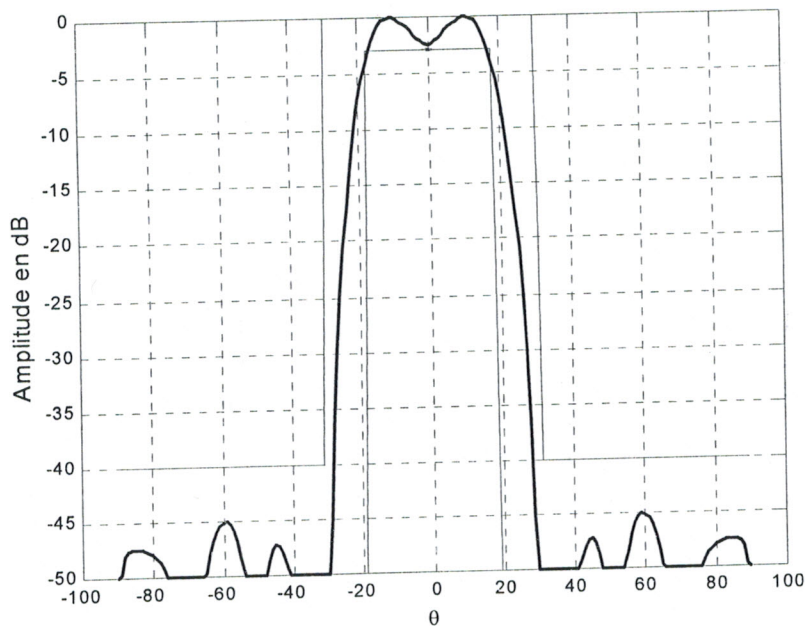


Figure III.20 : Diagramme d'un réseau à 10×10 éléments
($DO_{lim} = -3$ dB ; $NLS_{lim} = -40$ dB)

Le tableau III.10 donne la loi d'alimentation du réseau plan correspondant.

SOURCE (OX)	AMPLITUDE	PHASE	SOURCE (OY)	AMPLITUDE	PHASE
1	0.96579	3.4886	1	0.33529	4.8705
2	0.16422	4.4222	2	0.75073	5.4479
3	0.24242	1.4986	3	0.26491	0
4	0.0058651	0.19654	4	0.1564	1.5662
5	0.1261	6.1603	5	0.091887	2.3646

Tableau III.10: Amplitude et phase pour le réseau plan

La figure III.21 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations.

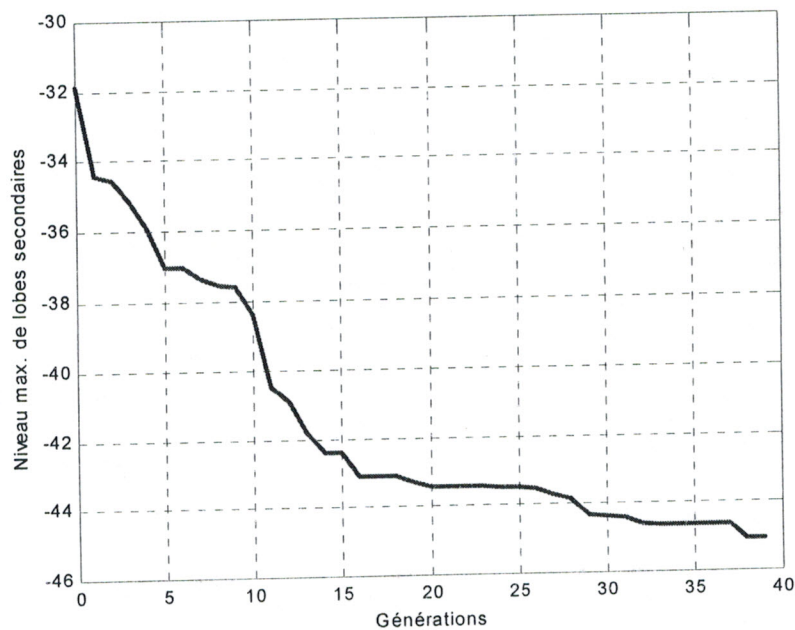


Figure III.21 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations

III.5.4. Synthèse par lois d'amplitude, de phase et de répartition spatiale

De même pour le réseau plan, la synthèse peut être généralisée au réseau non périodique en agissant simultanément sur les trois paramètres : l'amplitude, la phase et la répartition spatiale des sources rayonnantes.

Considérons un réseau bidimensionnel non périodique à $(2N_x \times 2N_y)$ éléments rayonnants. La synthèse consiste donc en une recherche simultanée de six vecteurs : $X=[\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_{N_x}]$, $Y=[\Delta y_1, \Delta y_2, \dots, \Delta y_{N_y}]$, $A_{xi}=[a_{x1}, a_{x2}, \dots, a_{xN_x}]$, $A_{yj}=[a_{y1}, a_{y2}, \dots, a_{yN_y}]$, $\psi_{xi}=[\psi_{x1}, \psi_{x2}, \dots, \psi_{xN_x}]$, et $\psi_{yj}=[\psi_{y1}, \psi_{y2}, \dots, \psi_{yN_y}]$, qui permettent d'approcher au mieux le diagramme désiré F_D .

La figure III.22 représente le résultats en rayonnement d'un réseau non périodique à 8×8 éléments, pour un domaine d'ondulation DO_{lim} de -4 dB, $LargG_{max}$ de 70° et $LargG_{min}$ de 50° , les lobes secondaires doivent être inférieurs à $NLS_{lim} = -40$ dB.

Les paramètres de l'algorithme génétique sont : nombre de générations égal à 40, nombre d'individus égal à 300 et codage sur 10 bits. Le niveau maximum de lobes secondaires fournit par cette optimisation est de -41.6 dB.

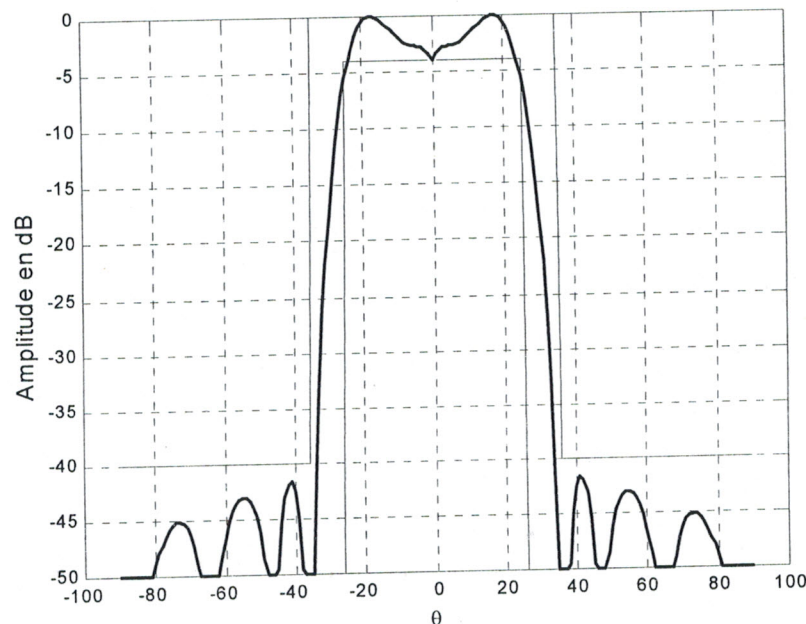


Figure III.22 : Diagramme d'un réseau à 8×8 éléments
($DO_{lim} = -4$ dB ; $NLS_{lim} = -40$ dB)

On constate sur la figure III.22 que le diagramme de rayonnement est contenu dans les limites imposées par le gabarit et que le niveau de lobes secondaires est très réduit.

Les lois d'alimentation et de répartition spatiale sont données dans la tableau

III.11

SOURCE(OX)	AMPLITUDE	PHASE	ΔX
1	0.51906	5.0794	0.01695
2	0.59824	5.4602	0.038556
3	0.19453	4.3178	0.064934
4	0.21896	0.44222	0.022185

SOURCE(OY)	AMPLITUDE	PHASE	ΔY
1	0.62561	2.7577	0.023981
2	0.79081	1.947	0.040711
3	0.12512	4.1397	0.054362
4	0.24927	4.5634	0.027727

Tableau III.11 : lois d'alimentation et de répartition spatiale selon OX et OY

La figure III.23 représente l'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations.

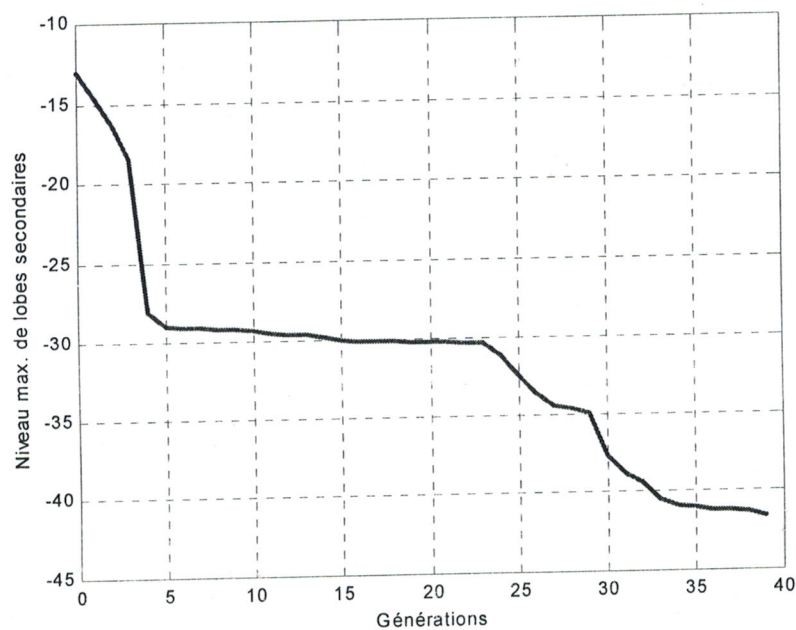


Figure III.23 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires

III.6. Applications aux réseaux conformés

Les réseaux plans possèdent un rayonnement limité au demi-espace[7], ce qui représente un réel handicap pour des applications nécessitant une couverture omnidirectionnelle. C'est pourquoi, la réalisation de logiciels chargés de la synthèse du rayonnement produit par des antennes imprimées disposées sur des structures conformées devient indispensable.

Les télécommunications terrestres ou spatiales et les services mobiles de télécommunications nécessitent une utilisation de réseaux d'antennes imprimées adaptées à la nature de la surface porteuse. Afin de répondre à de telles exigences, il est utile de trouver le type de réseau d'antennes adapté à l'application souhaitée et d'élaborer des outils facilitant la conception et la synthèse de structures conformées susceptibles d'être implantées sur des objets de formes diverses (dièdre, conique, pyramidale, cylindrique, sphérique, etc...). De telles structures présentent un intérêt certain pour leur souplesse d'implantation (conformabilité) sur des surfaces de formes quelconques et sont ainsi à l'origine d'applications très diverses (radar, satellite, missile, avion, etc...), particulièrement les communications mobiles qui nécessitent des couvertures de rayonnement souvent très larges. Elles ont aussi l'avantage d'assurer, de part leur aspect conformé, diverses fonctions d'échange d'informations émetteur-récepteur.

Les différentes applications précédentes de l'algorithme génétique pour l'optimisation de réseaux linéaires ou plans permettent d'ouvrir de part leur exploitation, des possibilités d'extension d'utilisation de cet algorithme ^{ana?} pour des réseaux conformés. L'extension de l'AG au réseau conformé est donc élaborée à partir de cas concrets de simulation tels que le réseau dièdre et le réseau conique [9].

III.6.1. Réseau dièdre

Le premier exemple testé correspond au cas le plus simple de réseaux conformés, lorsque l'on passe d'un réseau linéaire ou plan à un réseau conformé. En effet, le réseau dièdre peut être considéré comme deux réseaux linéaires ne possédant pas le même axe de rayonnement (figure III.24). Les faces du dièdre ont une pente de $\rho=30^\circ$ par rapport à l'horizontale. Les huit éléments du réseau sont disposés sur les deux faces du dièdre (4 éléments sur chaque face). Les sources sont espacées de 0.5λ et la polarisation de chaque élément est orientée du sommet du dièdre vers la base.

Si l'on considère un dièdre de pente nulle, le réseau plan résultant est alors composé de deux demi-réseaux de polarisations opposées, qui, pour une alimentation uniforme, présente un minimum dans la direction normale Z . On peut considérer que les éléments sont disposés, quatre à quatre, selon deux génératrices diamétralement opposées d'un cône ou suivant quatre couronnes de rayons $R_1=9.09\text{cm}$, $R_2=6.49\text{cm}$, $R_3=3.89\text{cm}$, $R_4=1.29\text{cm}$. [8, 9]

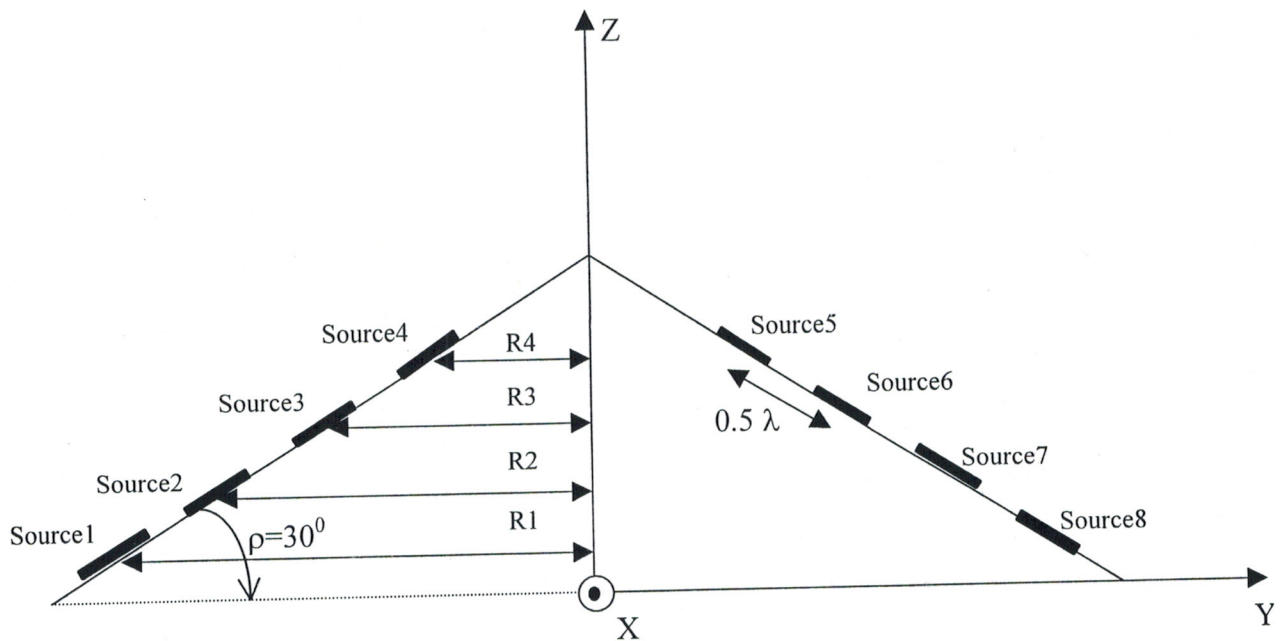


Figure III.24 : Vue en coupe du réseau dièdre à 8 éléments

On veut un diagramme de rayonnement qui présente un maximum dans la direction OZ ($\theta=0^\circ$), selon le gabarit présenté sur la figure III.25. La largeur du faisceau principal est de 36° pour ($LargGmin$) et de 70° pour ($LargGmax$).

Le résultat obtenu pour une synthèse en amplitude et en phase est donné sur la figure III.25.

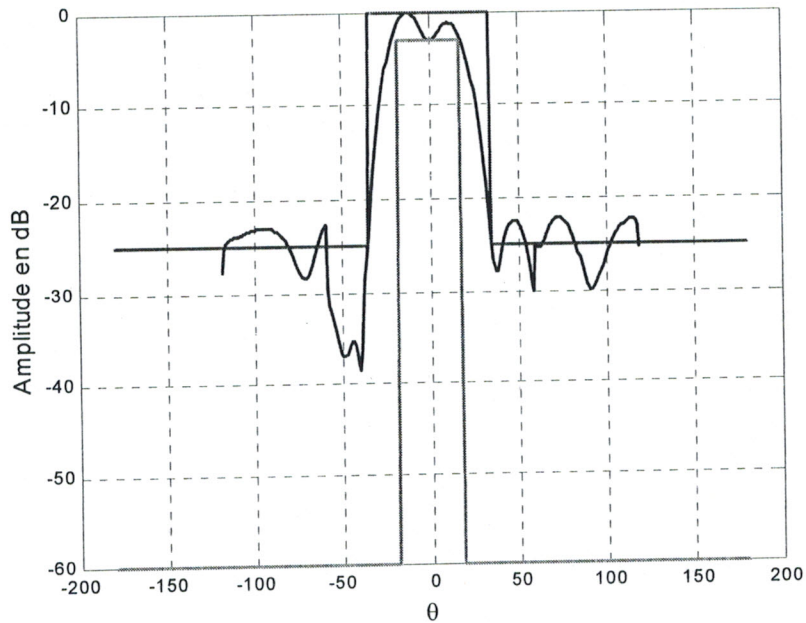


Figure III.25 : Diagramme du réseau dièdre à 8 éléments et gabarit centré
(plan $\phi=90^\circ$ avec : $DO_{lim}=-4dB$; $NLS_{lim}=-25dB$)

L'évolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations est présentée sur la figure III.26, on constate que l'on a eu besoin de 60 Générations pour avoir un niveau maximum de lobes secondaires de -22.3 dB. Ce résultat est relativement meilleur à celui obtenu par la méthode des projections et présentée par DJENNAS [9]. Par contre et toujours à titre de comparaison, le niveau maximum de lobes secondaires obtenu par Girard [8] à l'aide de la méthode du recuit simulé est de -25 dB.

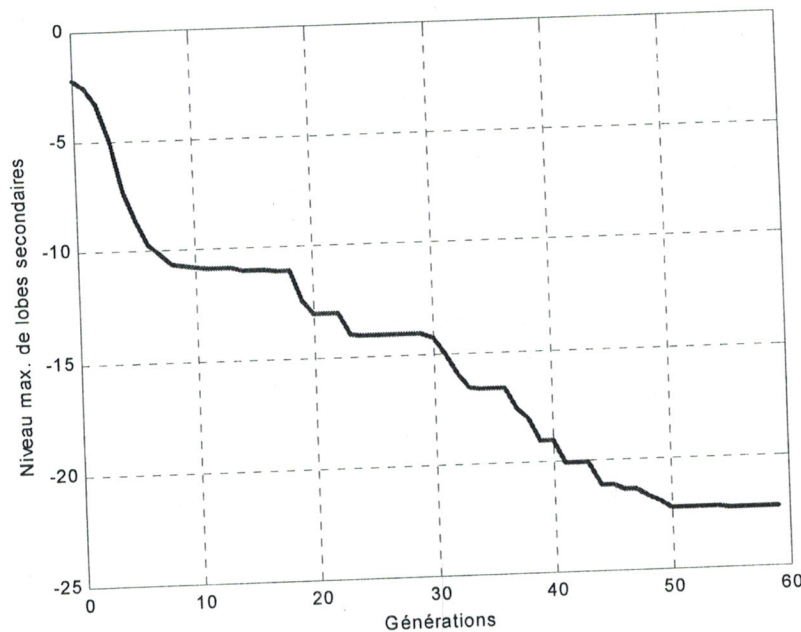


Figure III.26 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations

III.6.2. Réseau conique

On présente maintenant la synthèse d'un réseau à 36 éléments disposé sur un cône (figure III.27). Le réseau est composé de 6 couronnes possédant chacune 6 éléments. Les rayons des couronnes sont égaux en partant du sommet du cône vers la base du cône à $R=9.54\text{cm}$, 12.14cm , 14.74cm , 17.34cm , 19.94cm , 22.53cm . La distance angulaire entre deux éléments consécutifs d'une couronne est égale à 18° , ce qui permet ainsi de couvrir le quart du cône avec les 6 éléments. Les éléments 1,7,13,19,25 et 31 sont contenus dans le plan $\phi=0^\circ$. La pente du cône est de 30° . La distance entre deux éléments d'une même couronne est de 0.5λ pour la couronne la plus proche du sommet du cône et de 1.18λ pour la couronne la plus proche de la base du cône [8, 9].

Dans le plan $\phi = 45^\circ$, nous avons défini un gabarit (Figure III.28) avec un domaine d'ondulation DO_{lim} de -5dB , possédant une largeur du faisceau principal de 54° pour ($LargG_{max}$) et de 18° pour ($LargG_{min}$) et des lobes secondaires inférieur à $NLS_{lim} = -20\text{dB}$. Le résultat obtenu par optimisation est présenté sur la figure III.28.

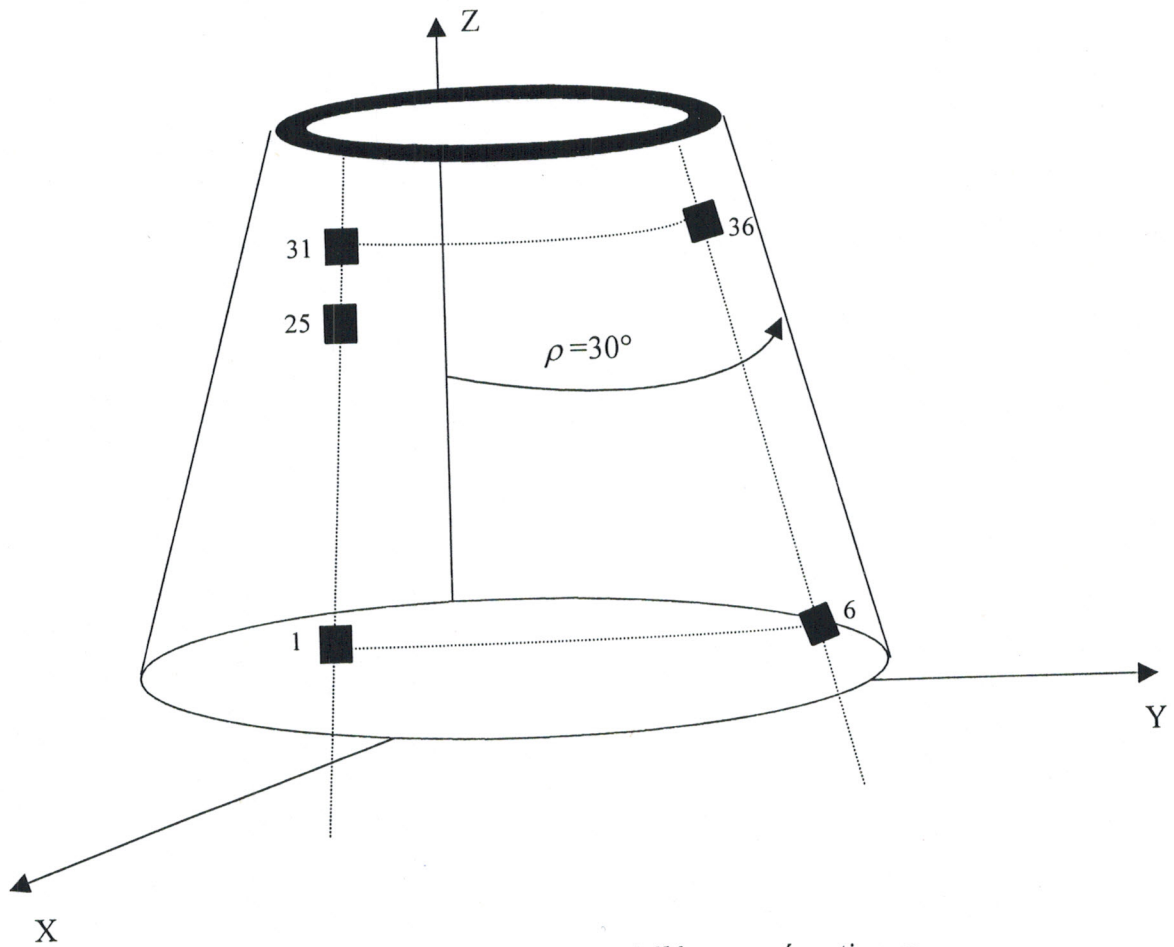


Figure III.27 : réseau conique à 36 éléments répartis sur le quart de sa circonférence

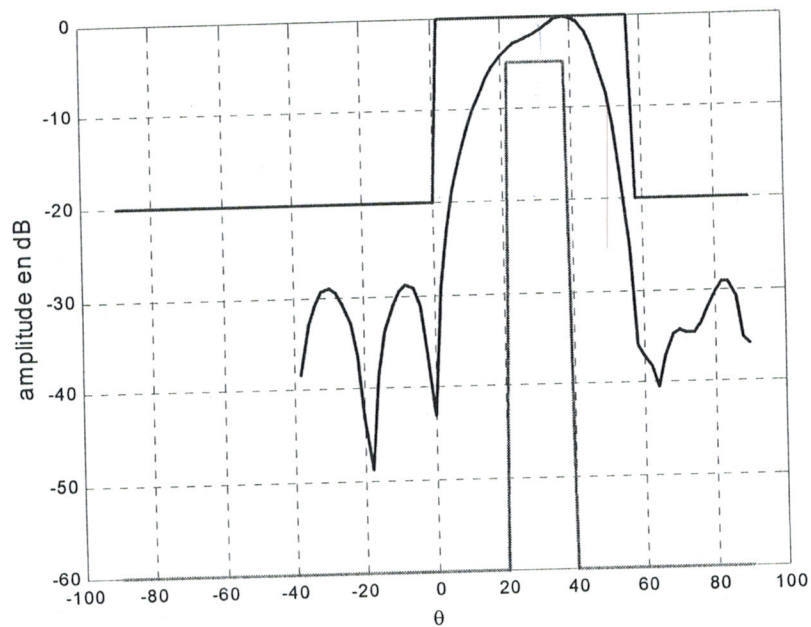


Figure III.28 : Diagramme du réseau conique et gabarit dépointé de 30°
(plan $\phi = 45^\circ$ avec : $DO_{lim} = -5\text{dB}$; $NLS_{lim} = -20\text{dB}$)

On constate que le niveau maximum de lobes secondaires est de -28.2 dB (figure III.29), sachant que le niveau obtenu par Girard [8] est de -22 dB par la méthode du recuit simulé.

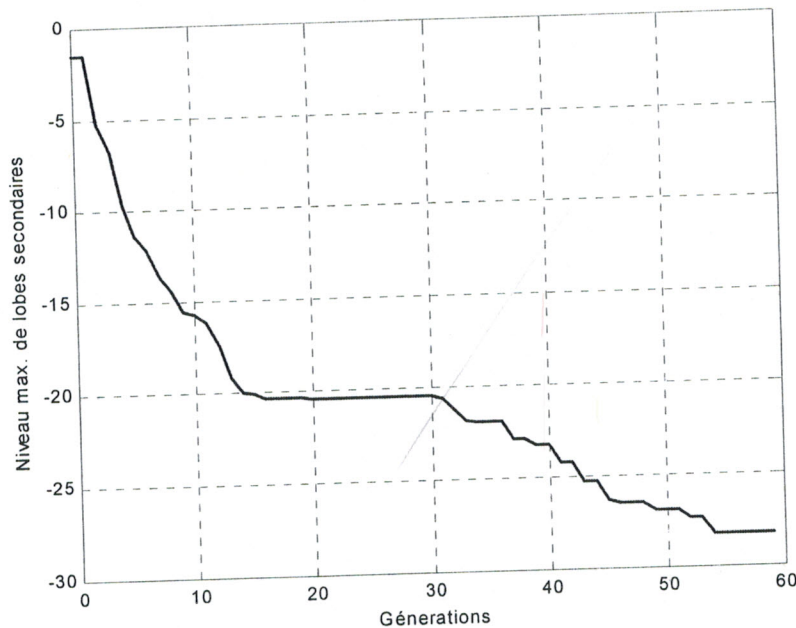


Figure III.29 : Evolution du niveau maximum de lobes secondaires au cours des générations

III.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé différentes approches de synthèse de réseaux d'antennes imprimées à partir d'une technique d'optimisation globale basée sur l'algorithme génétique, par action sur l'alimentation et la localisation des sources.

L'AG procure des résultats de conception de réseaux d'antennes imprimées assez intéressants et permet de contrôler simultanément les paramètres électriques et géométriques du réseau, à savoir l'amplitude et la phase de l'alimentation et la position spatiale des sources.

A cause de l'aspect stochastique de cette méthode de synthèse et pour chaque exécution de l'algorithme, les résultats obtenus ne sont pas toujours identiques mais se rapprochent.

de méthode globale — de méthode déterministe (A) page 128
A partir du réseau linéaire — de cette approche

Les applications pour les cas de réseaux dièdre et conique sont encourageantes et peuvent être étendues à d'autres structures de réseaux conformés.

L'AG est doté d'une convergence globale relativement lente comparée à celles des méthodes déterministes. Cependant le temps de calcul machine reste étroitement lié aux paramètres électriques et géométriques du réseau définissant la fonction d'évaluation de l'AG.

et les opérations arithmétiques
L'introduction d'une nouvelle variante de synthèse basée sur les réseaux de neurones *le complexe AG-RNT* *ou combinatoire* représente aussi une alternative pour résoudre les problèmes non linéaires de modélisation et d'optimisation de réseaux d'antennes imprimées avec prise en compte de leurs caractéristiques complexes et fait l'objet d'un développement exposé aux chapitres suivants.

CHAPITRE

4

Réseaux
de neurones

IV.1. Introduction

Nous proposons dans cette partie une nouvelle approche de synthèse de réseaux d'antennes imprimées basée cette fois-ci sur un formalisme mathématique utilisant les réseaux de neurones. Ce formalisme est exploité dans la modélisation, l'optimisation et la conception du système réseau d'antennes selon les exigences imposées par des cahiers de charge.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles mathématiques inspirés de la structure et du comportement des neurones biologiques. Ils sont composés d'unités interconnectées que l'on appelle neurones formels ou artificiels capables de réaliser certaines fonctions particulières et bien précises. Les RNA permettent un gain considérable en ressources informatiques et peuvent être utilisés comme boîte noire de modélisation et d'optimisation d'un système en particulier le réseau d'antennes.

Dans ce chapitre, on se propose de présenter la théorie des réseaux de neurones avec leurs différentes architectures en abordant en premier lieu la modélisation de base d'un neurone biologique.

IV.2. Le cerveau

Daté de millions d'années d'existence, le cerveau humain est la machine de traitement de l'information la plus performante. En effet, la lecture d'un texte, la reconnaissance d'un visage ou la résolution d'un problème (prise de décision) sont des opérations propres au cerveau.

L'élément de base constituant le cerveau est le neurone (nom attribué par les biologistes à cet élément) (figure IV.1).

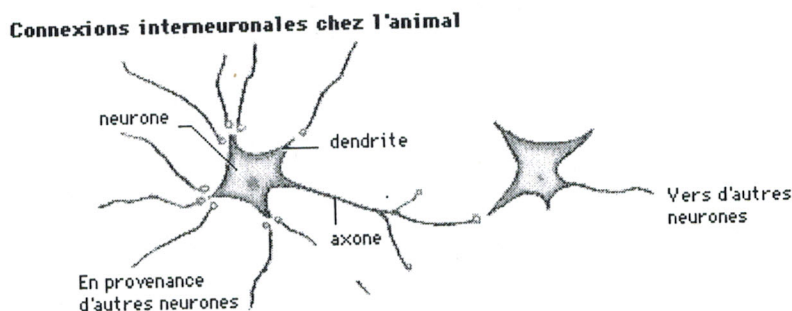


Figure IV.1 : Connexions interneuronales chez l'animal

L'activité collective et simultanée des milliards de ces neurones ou cellules nerveuses, confère au cerveau des capacités inaccessibles aux ordinateurs (même les plus puissants). Pourtant chaque neurone effectue une opération simple sur l'ensemble des signaux qu'il reçoit des autres neurones par le biais des dendrites. En effet, suivant l'intensité de ses signaux, le neurone va décider d'envoyer ou non un signal à ses congénères le long de son axone. Cependant, la communication entre axones et dendrites s'effectue en des points appelés synapses [21 - 23].

Les réseaux de neurones artificiels sont des architectures artificielles inspirées à partir d'un tel fonctionnement (du cerveau).

IV.3. Modélisation

IV.3.1. Le neurone formel

IV.3.1.1. Modèle de MC CULLOCH et PITTS

Dès l'établissement du fonctionnement réel d'un neurone biologique, plusieurs modèles ont été proposés, dont le but principal est de refléter ce fonctionnement. Le plus important est celui de MC Culloch et Pitts établi en 1943 (figure IV.2)

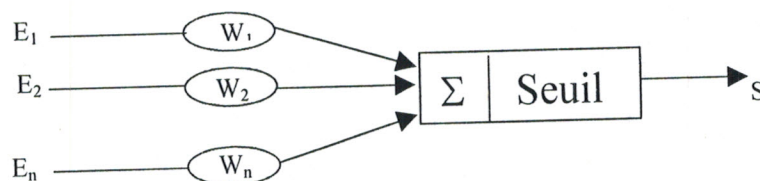


Figure IV.2 : Modèle de MC Culloch et Pitts

Dans ce modèle, chaque unité de traitement (ou neurone formel) calcule une somme pondérée des signaux fournis par les autres unités auxquelles elle est connectée et ce résultat est comparé à une valeur de seuil. Si le seuil est franchi, le neurone est activé et cet état d'activation est propagé à travers le réseau pour les étapes de calcul ultérieures.

Le fonctionnement du neurone formel est donc [22] :

$$S = g\left(\sum_{i=1}^n W_i E_i\right)$$

IV.3.1.2. Modélisation générale

Il existe plusieurs sortes de neurones [24], en particulier :

- **Neurone produit scalaire** : la fonction de transition s'écrit :

$$S_i = g(A_i)$$

$$\text{avec : } A_i = \sum_{k=1}^n W_{ik} e_k$$

où le coefficient W_{ik} est appelé le poids de la connexion de k vers i . Le neurone produit scalaire est donc constitué de deux modules successifs (figure IV.3) : une transformation linéaire (produit scalaire) suivie d'une transformation g non linéaire en général.

La fonction g peut être l'identité, une fonction à seuil, une fonction sigmoïde, etc.. (figure IV.4)

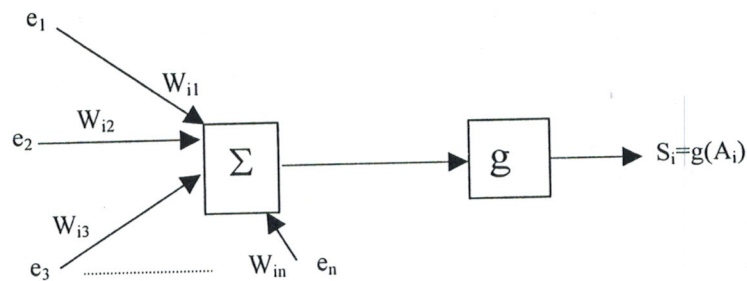


Figure IV.3 : Neurone produit scalaire

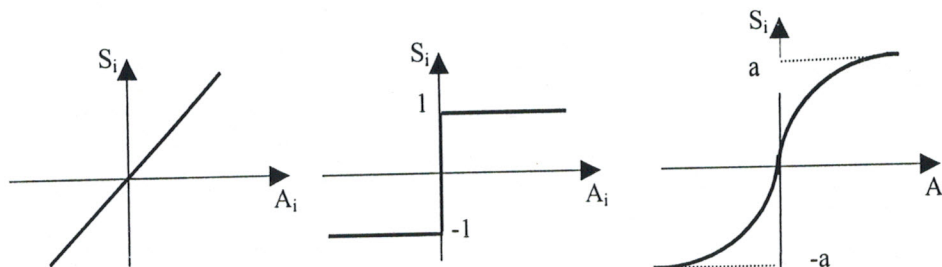


Figure IV.4 : Exemples de transformations g utilisées pour les neurones produit scalaire

- **Neurone distance** : la fonction de transition s'écrit :

$$S_i = g(A_i) \quad \text{avec : } A_i = \|W_i - e\|$$

Le neurone distance est donc constitué de deux modules successifs (figure IV.5) : un module de calcul de distance suivi d'une transformation g non linéaire en général. La fonction

g peut être l'identité ou une fonction noyau (figure IV.6). Les neurones distances comparent un prototype (leur vecteur de poids) au signal d'entrée.

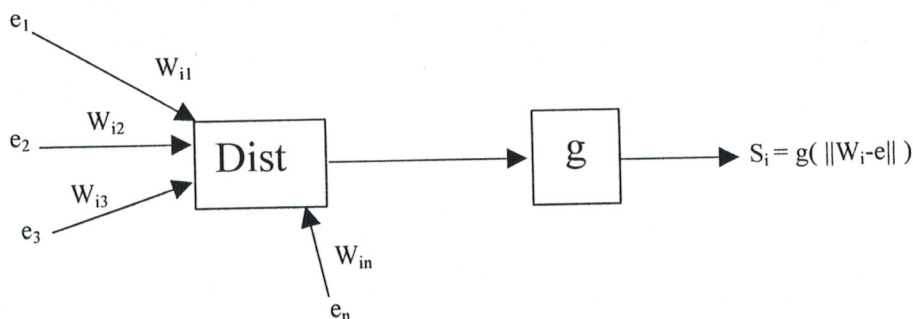


Figure IV.5 : Neurone distance



Figure IV.6 : Les fonction utilisées pour les neurones distances

En général, un neurone est une cellule dotée de plusieurs entrées et d'une sortie. Il est caractérisé par une fonction d'activation qui décrit l'état de la sortie en fonction de l'état des entrées. Ces neurones sont reliés entre eux et se disposent en couches pour former un réseau.

A une configuration d'entrées donnée, le réseau associe une configuration de sorties. Ces sorties sont comparées aux sorties attendues. Les poids synaptiques (éléments caractéristiques des neurones) sont modifiés dans le réseau pour minimiser l'erreur ainsi obtenue.

Le calcul de ces coefficients nécessite le passage par une phase très importante : c'est la phase d'apprentissage [23].

IV.3.2. Phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage dépend beaucoup de la structure du réseau. Son but est de fixer les poids des connexions. Dans la majorité des réseaux qui ont été étudiés, l'apprentissage sera dit supervisé, car on impose une entrée fixe et l'on cherche à récupérer

une sortie connue. On effectue alors la modification des poids pour retrouver cette sortie imposée. Malgré tout, il existe des réseaux à apprentissage non-supervisé, comme par exemple les cartes topologiques de Kohonen. Enfin, certains réseaux associent deux types d'apprentissage, c'est le cas par exemple des réseaux RBF (Radial Basis Function).

- **Apprentissage supervisé**

Dans ce type d'apprentissage, on dispose d'un ensemble d'exemples (appelé ensemble d'apprentissage) qui sont des couples (entrée, sortie désirée) et à chaque fois, on présente un exemple en entrée du réseau, une sortie est calculée puis comparée avec la sortie désirée, ce qui nous donne l'erreur commise par le réseau.

Grâce à cette erreur, on corrige les poids du réseau, puis on calcule la nouvelle erreur, ainsi de suite jusqu'à ce que l'erreur soit inférieure à un seuil ε choisi [25].

- **Apprentissage non supervisé**

Il existe parfois des cas où l'on ne possède pas d'informations sur les classes de l'ensemble d'apprentissage. Ce manque de connaissance peut avoir plusieurs causes : manque d'informations sur les données, volume d'informations trop important pour pouvoir être étiqueté à la main, etc ... C'est dans ce cas que l'apprentissage non supervisé est utile, puisque les données qui se ressemblent vont se trouver à l'issue de l'apprentissage, réunies dans des groupes qui seront des ensembles de même forme.

L'apprentissage non supervisé est le seul qui peut expliquer l'apprentissage dans le système biologique. Ce processus d'entraînement fait correspondre à une classe donnée de vecteurs d'entrée qui ont une propriété commune, une sortie particulière, mais au premier temps, on ne peut pas connaître pour une classe de vecteurs d'entrée, la sortie correspondante [22].

IV.3.3. Phase d'utilisation

Dans cette phase, on teste les performances du réseau, car ce dernier sera confronté à des situations qui sont proches des exemples d'apprentissage. Suite aux réponses obtenues, on pourra juger la qualité du réseau considéré.

IV.4. Architecture des réseaux neuronaux

D'une manière générale, l'architecture des réseaux de neurones formels peut aller d'une connectivité totale (tous les neurones sont reliés les uns aux autres), à une connectivité locale où les neurones ne sont reliés qu'à leurs plus proches voisins.

A partir de ces deux structures, les chercheurs avaient mis en place trois modèles de réseaux :

- Réseau à couches (MLP, RBF)
- Réseau de HOPFIELD
- Réseau de KOHONEN

IV.4.1. Réseaux à couches

Les plus simples de ces réseaux, sont ceux dans lesquels l'information est transmise dans un seul sens de l'entrée vers la sortie et les neurones d'une couche ne sont connectés qu'aux neurones de la couche précédente. Un cas particulier des ces réseaux est le perceptron. Il comporte une couche d'entrée et une couche de décision.

Il existe deux types de réseaux à couches :

- Réseau multi-couches à rétropropagation du gradient.
- Réseau à couches RBF.

IV.4.1.1. Réseau multi-couches à rétropropagation du gradient

Les réseaux multi-couches sont composés d'une couche d'entrée dont les neurones codent l'information présentée au réseau, d'un nombre variable de couches internes dites « cachées » et d'une couches de sortie (figure IV.7) contenant autant de neurones que de réponses désirées [21, 26]. Les neurones d'une même couche ne sont pas reliés entre eux. L'apprentissage de ces réseaux est supervisé. L'algorithme utilisé pendant cet apprentissage est connu sous le nom de méthode de rétropropagation du gradient ou encore « Backpropagation learning » BPL. Cette méthode d'apprentissage se divise en deux phases :

- Une phase de propagation, qui consiste à présenter une configuration d'entrée au réseau puis à propager cette entrée de la couche d'entrée à la couche de sortie en passant par les couches cachées.

- Une phase de rétropropagation (figure IV.8), qui consiste, après le processus de propagation, à minimiser l'erreur commise sur l'ensemble des exemples présentés, erreur

considérée comme une fonction des poids synaptiques. Cette erreur représente la somme de différences au carré entre les réponses calculées et celles désirées pour tous les exemples contenus dans l'ensemble d'apprentissage.

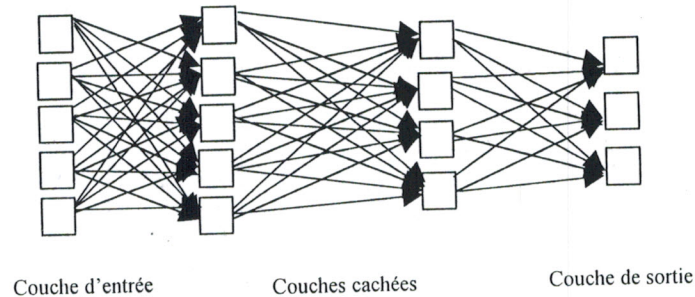


Figure IV.7 : Réseau multicouche

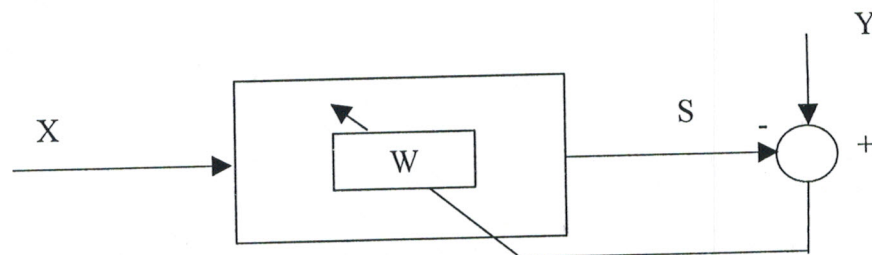


Figure IV.8 : Apprentissage par rétropropagation du gradient BPL

Il est possible de distinguer deux classes de BPL : adaptation batch (par lot) et adaptation séquentielle. L'adaptation BPL batch ne modifie les poids qu'après avoir présenté complètement l'ensemble d'apprentissage (algorithme off-line) [27]. Cependant, l'adaptation séquentielle ajuste les paramètres du réseau au fur et à mesure que les vecteurs d'apprentissage sont présentés (algorithme on-line) [22, 28, 29].

- **Formalisme** [22]

Le neurone utilisé est un neurone à fonction d'activation dérivable, on utilise généralement la fonction sigmoïde, qui s'écrit :

$$g(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

On considère un réseau de n neurones d'entrée et m neurones de sortie avec un nombre quelconque de couches cachées.

On utilise les notations suivantes :

$X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ est le vecteur des entrées.

$Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$ est le vecteur des sorties désirées.

$S = (S_1, S_2, \dots, S_m)$ est le vecteur des sorties effectivement obtenues.

g est la fonction sigmoïde d'un neurone, g' sa dérivée

O_j est la sortie du neurone j .

I_i est l'entrée du neurone i .

$e(k)$ est le pas du gradient à l'étape k .

L'erreur commise sur un passage complet de l'ensemble des exemples est :

$$E(W) = \sum_k E^k(W)$$

$$E^k(W) = (S^k - Y^k)^2 = \sum_{i=1}^m (S_i^k - Y_i^k)^2$$

Par une descente de gradient sur E (Annexe B), les modifications des poids synaptiques seront données par :

$$W_{ij}(k) = W_{ij}(k-1) - e(k) \cdot d_i \cdot O_j$$

où d_i est calculé de proche en proche de la couche de sortie à la couche d'entrée :

a). $d_i = 2(S_i - Y_i) \cdot g'(I_i)$ pour la couche de sortie

b). $d_i = \sum_h d_h \cdot W_{hi} \cdot g'(I_i)$ pour la couche cachée

h porte sur les neurones vers lesquels i envoie une connexion (Annexe B).

Dans le cas d'une adaptation BPL batch, la modification des poids est donnée par la formule suivante [24] :

$$W_{ij}(t) = W_{ij}(t-1) - e(t) \cdot \frac{\partial E(W)}{\partial W_{ij}}$$

avec $E(W) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N E^k(W)$

N est le nombre d'exemples dans la base d'apprentissage.

• Difficultés et limites du modèle

- **Architecture du réseau** : Il n'existe pas de résultat théorique, ni même de règles empiriques satisfaisantes, qui permettent de dimensionner correctement un réseau en fonction du problème à résoudre.

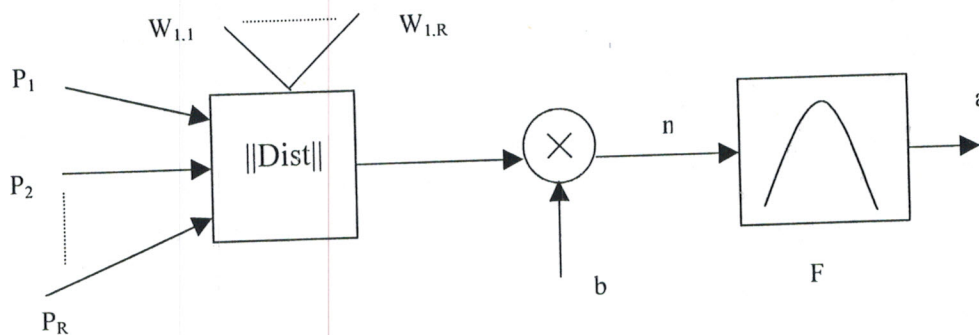


- **Convergence de l'algorithme** : l'algorithme comporte certains paramètres comme par exemple le pas du gradient. Il est clair que ce dernier paramètre a une importance : s'il est trop faible, la convergence du réseau risque d'être très lente, s'il est trop élevé, la convergence risque d'osciller.
- **Temps de calcul** : Il n'existe pas de résultat liant la complexité du problème au temps d'apprentissage nécessaire. L'algorithme de rétropropagation est un grand consommateur de temps de calcul sur des problèmes de grande taille.
- **Nombre de neurones dans les couches cachées** : cette question de la taille des couches cachées préoccupe les chercheurs du domaine, car si un nombre trop grand peut conduire à une mauvaise généralisation, un nombre trop faible amène à des grandes difficultés dans la phase d'apprentissage, notamment par la création de minima locaux.

VI.4.1.2. Réseaux à couches RBF (Radial Basis Function)

Ces réseaux représentent une alternative du MLP (Multilayer perceptron) décrit dans le paragraphe précédent.

La figure IV.9 représente un neurone RBF avec R entrées [30].



$$a = F(\|W-p\|, b)$$

Figure IV.9 : 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 :

$$radbas(n) = e^{-n^2}$$

La fonction radiale de base à pour maximum 1 quand 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 » [31]. 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 de valeurs restreint, leur champ récepteur. Ce champ est défini autour d'un point, le noyau (ou centre), et est généralement circulaire :

$$d_i(X) = \|X - C_i\|$$

où $d_i(X)$ mesure la distance entre le vecteur X et le centre C_i de la $i^{\text{ème}}$ 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 [32]

$$F(x) = \sum_{i=1}^{m_1} w_i G(\|x - C_i\|)$$

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

avec m_1 : nombre de centres

- **Estimation des paramètres du modèle RBF**

En général, le choix des centres C_i est arbitraire, ces centres doivent être choisis soit à partir de la base de données de l'apprentissage [33, 34], soit en associant à chaque exemple k de l'ensemble d'apprentissage une fonction RBF [32]. On emploie généralement une fonction radiale de base normalisée et centrée à C_i définie comme suit :

$$G(\|x - C_i\|^2) = \exp\left(-\frac{m_1}{d_{\max}^2} \|x - C_i\|^2\right)$$

$i = 1, 2, \dots, m_1$ avec m_1 : nombre de centres ou bien nombre de neurones dans la couche cachée.

d_{\max} : distance maximale entre les centres choisis.

La largeur de toutes les fonctions radiales de base est fixée à $\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2m_1}}$.

Cette formule permet d'assurer que les RBF ne sont ni trop écartées, ni trop serrées.

La détermination des poids w_i est faite par la méthode des moindres carrés [33] en minimisant l'erreur au carré suivante $\|s-Gw\|^2$.

Avec : $s = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ vecteur des sorties désirées.

$w = [w_1, w_2, \dots, w_{m_1}]^T$

Avec : $w = G^+ s$ et $G^+ = (G^T G)^{-1} G^T$

G^+ : matrice pseudo inverse de G

$G = (g_{ji})$

$$g_{ji} = \exp\left(-\frac{m_1}{d^2} \|x_j - C_i\|^2\right)$$

Avec : $j = 1, 2, \dots, N$; $i = 1, 2, \dots, m_1$

où : x_j est le $j^{\text{ème}}$ vecteur d'entrée de l'ensemble d'apprentissage et N la taille de la base de données d'apprentissage.

L'inconvénient de cet algorithme est qu'il nécessite une base de données assez riche, pour pallier cette limitation on utilise un autre algorithme qui se divise en deux étapes [33, 35] (Annexe B) :

- Algorithme de sélection des centres utilisant l'algorithme des K -moyennes basé sur la méthode du plus proche voisin : apprentissage non supervisé.
- Algorithme de détermination des poids w_i utilisant l'algorithme LMS (Least Mean Square) : apprentissage supervisé.

Cette procédure globale (sélection des centres + LMS) est basée sur une règle d'apprentissage linéaire qui garantit une convergence rapide. Ceci représente souvent l'avantage du RBF par rapport au MLP [36].

Les réseaux à couches RBF peuvent être utilisés dans le cas des problèmes de classification, d'approximation de fonction et sont capables d'approximer avec un degré de précision quelconque n'importe quelle fonction continue non linéaire. La figure suivante montre l'approximation d'une fonction $F(x)$ utilisant la superposition des fonctions $G_i(x)$.

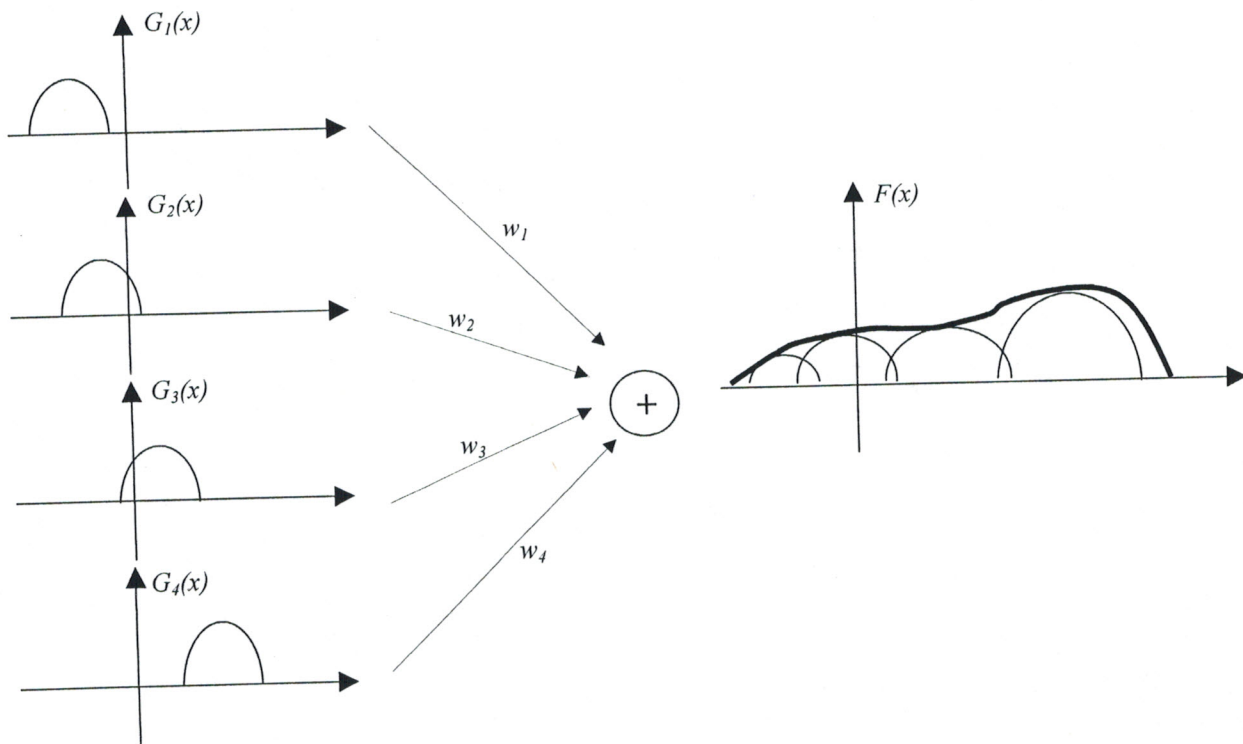


Figure IV.10 : Approximation de la fonction $F(x)$ par superposition des fonction $G_i(x)$

IV.4.2. Réseau de Hopfield

Ce modèle a été présenté par John Hopfield en 1982 [22], dans ce modèle de réseau, chaque neurone reçoit des informations de tous les autres neurones du réseau et envoie lui-même des informations à tous les autres neurones (figure IV.11). Il s'agit d'un système coopératif où la décision est prise par étapes successives.

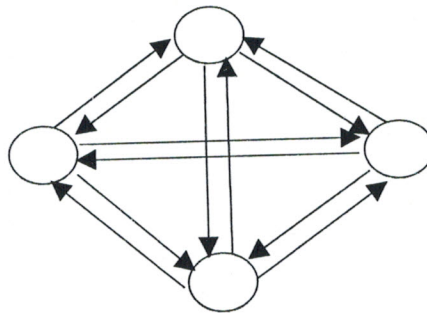


Figure IV.11 : Réseau formel de Hopfield

Chacun des neurones va jouer le rôle d'entrée et de sortie. La caractéristique principale de son comportement est qu'il possède un état stable.

Lorsqu'un stimulus est présenté à l'entrée du réseau, ce dernier commence à chercher à se stabiliser sur un état qu'il a déjà appris.

L'apprentissage est donné par la règle de Hebb [22] :

$$W_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^p e_i^k \cdot e_j^k$$

avec : e_i^k élément i du vecteur d'entrée (prototype) k ,

W_{ij} : poids de la synapse reliant le neurone i au neurone j ,

N : nombre de neurones dans le réseau.



IV.4.3. Réseau de Kohonen

Le réseau de Kohonen repose sur des modèles biologiques comme celui de l'ouïe [26]. Kohonen a proposé un mécanisme qui permet au réseau neuronal de s'auto-organiser, c'est à dire qu'il n'a pas besoin des sorties désirées pour corriger ses sorties [22]. Le réseau de Kohonen est capable d'identifier des caractéristiques communes des formes d'entrée qui constituent l'ensemble d'apprentissage. Il utilise un apprentissage non supervisé pour modifier son état interne. La topologie du réseau est formée de deux couches : une couche d'entrée classique et une couche de sortie où les neurones sont entièrement connectés dans un plan. Quand une donnée est présentée au réseau, l'un des neurones de la couche de sortie aura la valeur la plus importante. C'est le numéro de ce neurone, correspondant à une classe, qui constituera l'information extraite par le réseau de Kohonen.

L'apprentissage consiste à adapter de manière itérative, les poids des connexions afin de spécialiser les neurones en fonction des types de signaux présentés en entrée du réseau. On définit autour de chaque neurone un voisinage qui évoluera dans le temps en se rétrécissant. Après avoir initialisé les connexions aléatoirement, on calcule la distance qui s'étend entre l'entrée et chaque neurone de sortie, puis on choisit le neurone de distance minimale (Annexe B). Il ne reste alors qu'à modifier les poids des connexions des neurones de son voisinage et d'itérer le processus après avoir réduit les voisinages. Ce modèle de réseau a donné des résultats impressionnants dans le domaine de la reconnaissance de la parole.

IV.5. Domaines d'applications

IV.5.1. Caractéristiques des réseaux de neurones

- **Capacité de généralisation** : c'est la capacité du réseau à donner une réponse satisfaisante à une entrée qui ne fait pas partie des exemples utilisés lors de la phase d'apprentissage.
- **Parallélisme** : il permet une très grande rapidité de calcul (avec une réalisation connexionniste des réseaux). Aujourd'hui, il existe des simulateurs séquentiels, conçu spécialement pour la simulation des réseaux de neurones. Ces simulateurs sont distribués avec une extension matérielle, qui se présente en général sous forme d'un processeur spécialisé, doté d'une quantité importante de mémoires à accès rapide.
- **Capacité d'adaptation** : c'est la capacité de tenir compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données du monde extérieur.
- **Mémoire distribuée** : la mémorisation dans les réseaux de neurones n'est pas localisée mais distribuée sur les éléments du réseau, ce qui permet une résistance au bruit (La perte d'un élément ne correspond pas à la perte d'un fait mémorisé, alors qu'en informatique une donnée correspond à une case mémoire et que la perte de cette case entraîne la perte de la donnée stockée).

IV.5.2. Problèmes de résolution par les réseaux de neurones

L'utilisation des réseaux de neurones est intéressante pour résoudre un problème lorsque l'on ne dispose pas de formalisme mathématique rigoureux permettant de trouver une solution ou que ce modèle mathématique est trop complexe pour pouvoir être traité dans les temps raisonnables (applications en temps réel).

Partant des caractéristiques citées ci dessus, on peut identifier les problèmes bien adaptés à une résolution par les réseaux de neurones :

1. Les règles qui permettent de résoudre le problème sont inconnues ou très difficiles à expliciter ou à formaliser. Cependant, on dispose d'un ensemble d'exemples qui correspondent à des entrées du problème et aux solutions qui leur sont données par des experts.
2. Le problème fait intervenir des données bruitées
3. Le problème peut évoluer (capacité d'adaptation du réseau).
4. Le problème nécessite une grande rapidité de traitement.

On peut trouver les réseaux de neurones dans de multiples domaines, tels que :

- La robotique.
- Le contrôle industriel.
- Le traitement d'image.
- La prévision et la modélisation.
- L'identification des formes géométriques.
- La vision, la parole, etc...

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre nous nous sommes appuyés sur les modèles neuronaux les plus fréquemment employés pour exposer la théorie des réseaux de neurones. Les différents modèles représentatifs des familles d'architecture neuronale sont présentés afin de mettre en évidence leurs applications potentielles et possibilités de fonctions particulières.

Les choix du type d'architecture, de sa taille, du nombre de couches cachées, du nombre d'exemples à utiliser, de la valeur initiale des poids sont souvent définis d'une manière arbitraire (par tâtonnement) sachant que la réussite du fonctionnement du système conçu dépend du choix de ces paramètres.

Ce formalisme mathématique basé sur les réseaux de neurones sera largement utilisé dans le chapitre suivant pour la synthèse et la conception de réseaux d'antennes imprimées.

CHAPITRE 5

Synthèse
de réseaux
d'antennes imprimées
par les réseaux
de neurones

V.1. Introduction

Dans le domaine des réseaux d'antennes imprimées, de nombreux outils déterministes et stochastiques de synthèse ont été développés. Compte tenu de la diversité des buts recherchés par les utilisateurs, on ne trouvera pas une méthode générale de synthèse applicable à tous les cas, mais plutôt un nombre important de méthodes propres à chaque type de problème [2, 3]. Cette diversité de solutions peut être exploitée pour constituer une base de données utile pour une approche générale de synthèse d'un réseau d'antennes donné.

Nous proposons dans ce chapitre une nouvelle approche stochastique de synthèse basée sur les réseaux de neurones capable de modéliser et d'optimiser le système réseau d'antennes, compte tenu de critères généraux prédéterminés.

Nous présentons dans cette dernière partie les résultats concernant la modélisation et l'optimisation par les réseaux de neurones de réseaux linéaires, plans ou conformés d'antennes imprimées.

V.2. Réseaux de neurones et réseaux d'antennes imprimées

Le réseau de neurones permet d'établir lors de la phase d'apprentissage, des relations analytiques importantes pour l'étape de modélisation-optimisation du réseau d'antennes. Une grande flexibilité entre les caractéristiques du réseau d'antennes: amplitude et phase d'alimentation, répartition spatiale des sources, gain, domaine d'ondulation, niveau de lobes secondaires, est ainsi introduite, puisqu'il n'y a aucune restriction quant au nombre de paramètres du système en entrée et en sortie (figure V.1) [25].

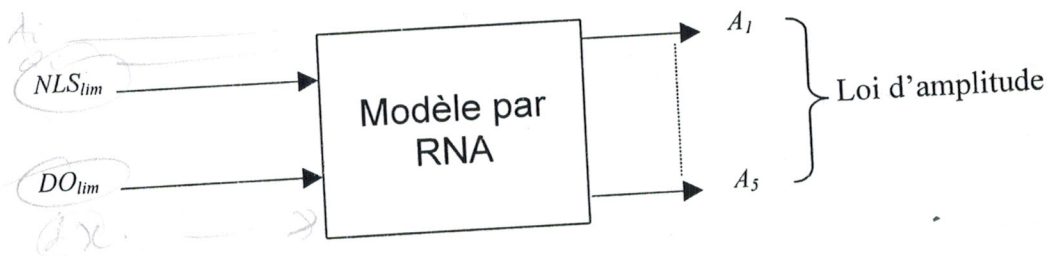


Figure V.1: Modèle de synthèse par les RNA avec 2 entrées et 5 sorties

V.2.1. Choix de la topologie du réseau de neurones

La topologie du réseau doit être convenablement choisie. Il est clair qu'un réseau à une seule couche ne peut résoudre que les problèmes à séparations linéaires. Il est donc

nécessaire d'avoir au moins une couche intermédiaire puisque l'on rencontre souvent dans la pratique des cas non linéaires. En plus, il n'y a pas de règle précise pour le choix du nombre de couches intermédiaires (cachées) et le nombre de neurones dans chacune de celles-ci [37].

Choisir un réseau à couches à rétropropagation du gradient ou un réseau *RBF* (Radial Basis Function) dépend de la nature du problème à traiter.

V.2.2. Etapes de construction et de validation des réseaux de neurones

Généralement, les étapes de construction et de validation des réseaux neuronaux sont réparties en quatre phases :

- choix des entrées des réseaux,
- choix des sorties des réseaux,
- choix de l'architecture totale des réseaux étudiés,
- tests des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples proches des exemples d'apprentissage.

Dans nos applications, nous avons fait appel au logiciel Matlab, "Toolbox neural networks" afin de réaliser ces étapes [30].

La figure V.2 représente le schéma synoptique de la phase de test du modèle construit par le réseau de neurones artificiels (RNA).

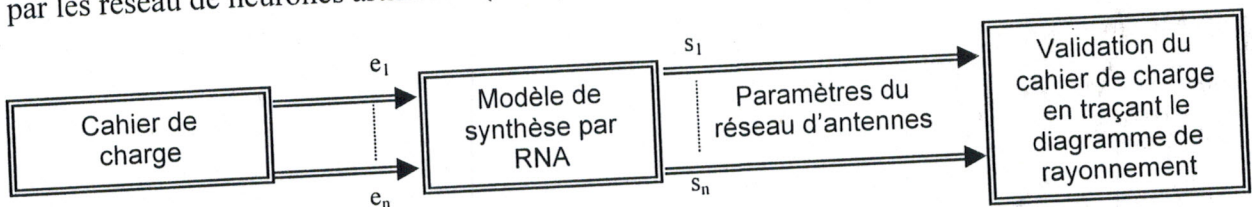


Figure V.2 : Schéma synoptique de la phase de test du modèle par RNA

V.3. Synthèse par loi d'amplitude

La synthèse de réseaux d'antennes imprimées par loi d'amplitude décrite dans le troisième chapitre permet de réduire le niveau maximum de lobes secondaires de rayonnement, ce niveau est fonction de la loi d'amplitude appliquée au réseau.

Dans ce cas, le problème de synthèse consiste à déterminer les coefficients d'amplitude a_i , susceptibles de produire un diagramme de directivité possédant certaines propriétés exigées à l'avance par l'utilisateur. Ces propriétés sont généralement spécifiées

globalement à partir d'un gabarit caractérisant le diagramme de directivité désiré ou uniquement à partir du niveau maximum de lobes secondaires [38].

Afin de réduire le nombre d'inconnues et comme le réseau considéré est symétrique, la synthèse est effectuée sur la première moitié des éléments rayonnants.

V.3.1. Synthèse à partir du niveau maximum de lobes secondaires

V.3.1.1 Réseaux de neurones par la méthode de Dolph - Tchebycheff

La méthode de Dolph-Tchebycheff [2 - 4] est basée sur les propriétés de Tchebycheff. Elle permet d'obtenir le maximum de gain pour un niveau maximum de lobes secondaires imposé.

La construction du réseau de neurones se fait par un processus itératif sur les échantillons d'une base de données construite préalablement. Cette base de données contient un ensemble de données (entrée/sortie) obtenues par simulation à partir de la méthode de Dolph - Tchebycheff [2 - 4]. Chaque itération permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les sorties du RNA et les échantillons donnés.

▪ Phase d'apprentissage

Notre réseau est un réseau multicouches composé de quatre couches :

- Une couche d'entrée : elle comprend un seul neurone représentant le niveau maximum de lobes secondaires désiré NLS_{lim} .
- Deux couches cachées : composées chacune de 8 neurones.
- Une couche de sortie : composée de 5 neurones représentant la loi d'amplitude pour un réseau symétrique à 10 éléments.

Une fois que l'architecture du réseau a été décidée, la phase d'apprentissage permet de calculer les poids synaptiques W_i menant à chaque neurone formel. Elle utilise l'algorithme de Levenberg-Marquardt [30]. Cet algorithme consiste à présenter au réseau des exemples d'apprentissage, c'est-à-dire des jeux d'activités des neurones d'entrée ainsi que ceux des activités des neurones de sortie. On examine l'écart entre la sortie du réseau et la sortie souhaitée et on modifie les poids synaptiques des connexions jusqu'à ce que le réseau produise une sortie très proche de celle souhaitée. L'apprentissage par le logiciel Matlab est supervisé [30]. Les fonctions tangente hyperbolique, logistique et linéaire sont affectées respectivement à la première et deuxième couches cachées et à la couche de sortie.

L'objectif essentiel ici, est de trouver le meilleur apprentissage qui permet de donner un bon modèle. Pour cela, plusieurs essais sont nécessaires, en agissant sur les paramètres influant sur l'apprentissage. Ces paramètres sont les suivants :

- le nombre de neurones dans les couches cachées,
- les fonctions d'activation,
- le pas d'apprentissage.

La phase d'apprentissage est illustrée par la figure V.3. Cette figure représente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne entre les sorties du RNA et les échantillons donnés en fonction du nombre d'epochs, l'erreur finale obtenue est de $1.35684 \cdot 10^{-10}$.

Epochs : Présentation de l'ensemble d'apprentissage (entrées/sorties) et calcul des nouveaux poids synaptiques en utilisant un apprentissage batch [30].

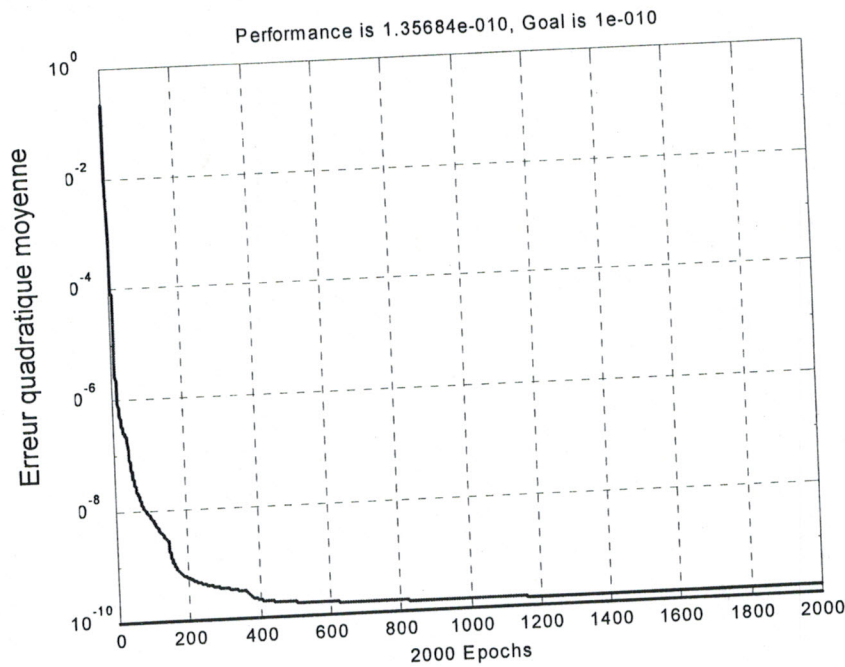


Figure V.3 : Phase d'apprentissage du réseau de neurones

• **Phase d'utilisation**

Cette phase est appelée phase de reconnaissance ou « test », elle consiste à tester les performances du réseau de neurones. Pour notre application, cette phase consiste à tester les performances du réseau pour retrouver, pour chaque niveau maximum de lobes secondaires désiré NLS_{lim} , l'amplitude de l'alimentation à appliquer au réseau d'antennes imprimées. Nous avons constaté que notre réseau a pu reconnaître même les exemples de test qui ne font pas partie de la base de données de l'apprentissage.

Les figures V.4 et V.5 présentent les résultats de synthèse d'un réseau symétrique à 10 éléments en diagramme de rayonnement pour les entrées de test respectives ($NLS_{lim} = -36 \text{ dB}$ et $NLS_{lim} = -45 \text{ dB}$).

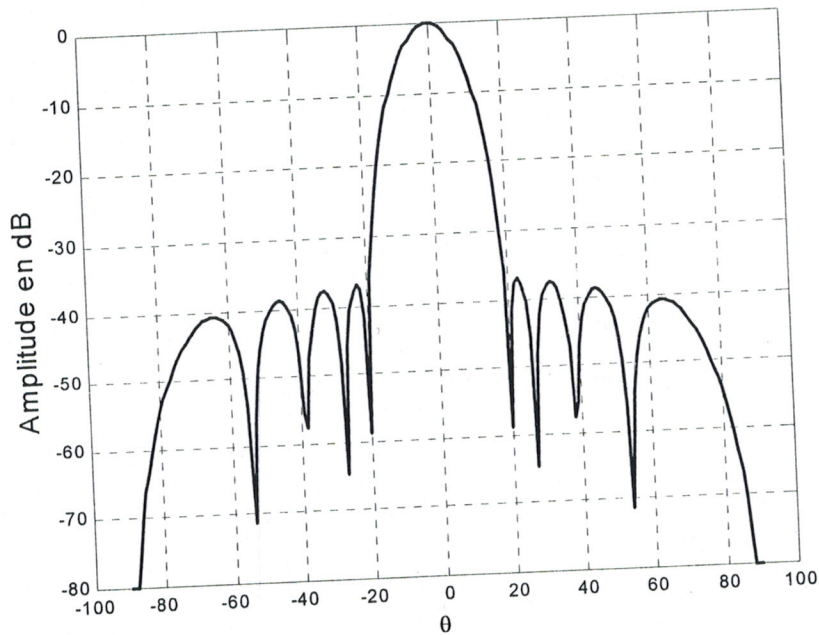


Figure V.4 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec $NLS_{lim} = -36$ dB

La loi d'amplitude fournie par le RNA est donnée dans le tableau V.1 :

SOURCE	AMPLITUDE
1	1
2	0.85421
3	0.61353
4	0.35574
5	0.16381

Tableau V.1 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

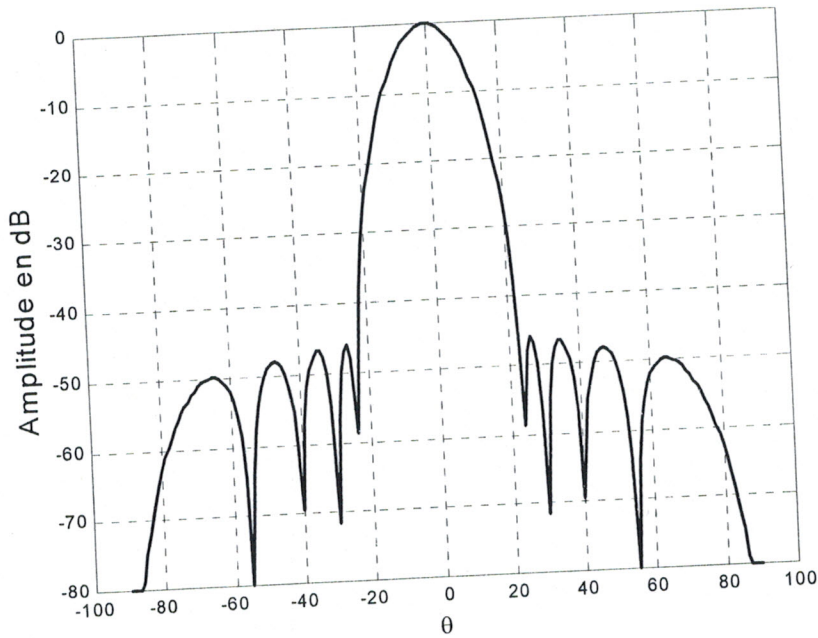


Figure V.5 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec $NLS_{lim} = -45dB$

La loi d'amplitude fournie par le RNA est donnée dans le tableau V.2 :

SOURCE	AMPLITUDE
1	1
2	0.8215
3	0.5431
4	0.2734
5	0.0924

Tableau V.2 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

Avec la méthode de Tchebycheff, on obtient normalement des niveaux de lobes secondaires constants, mais on remarque sur les figures V.4 et V.5 que ce n'est pas le cas, ceci a pour cause la prise en compte du diagramme de la source qui a pour effet de rabaisser les lobes secondaires extrêmes.

V.3.1.2. Réseaux de neurones par différentes distributions d'alimentation

Dans ce type de synthèse, on a utilisé les différentes fonctions de distribution d'amplitude d'alimentation (rectangulaire, triangulaire, poisson, Tuckey, Cauchy, Gaussienne, Tchebycheff, etc ...) [39] pour créer un fichier d'apprentissage nécessaire à l'élaboration du réseau de neurones, ce fichier fait correspondre à chaque vecteur d'entrée a_i amplitude d'alimentation du réseau, le niveau maximum de lobes secondaires correspondant. La plage de variation du vecteur d'amplitude est la suivante :

$0 \leq a_i \leq 1$: distribution d'amplitude normalisée.

• Phase d'apprentissage

Après plusieurs essais, la topologie retenue est la suivante :

- un neurone dans la couche d'entrée représentant le niveau maximum de lobes secondaires désiré NLS_{lim} ,

- 20 neurones dans la couche cachée,

- 10 neurone dans la couche de sortie représentant la loi d'amplitude pour un réseau symétrique à 20 éléments rayonnants.

Les poids reliant les neurones de chaque couche sont déterminés par l'algorithme de rétropropagation Quasi-Newton [30]. La fonction tangente hyperbolique est affectée comme fonction d'activation à la couche cachée et la fonction linéaire à la couche de sortie.

La phase d'apprentissage est représentée par la figure V.6, où une erreur finale de 0.0129451 est obtenue.

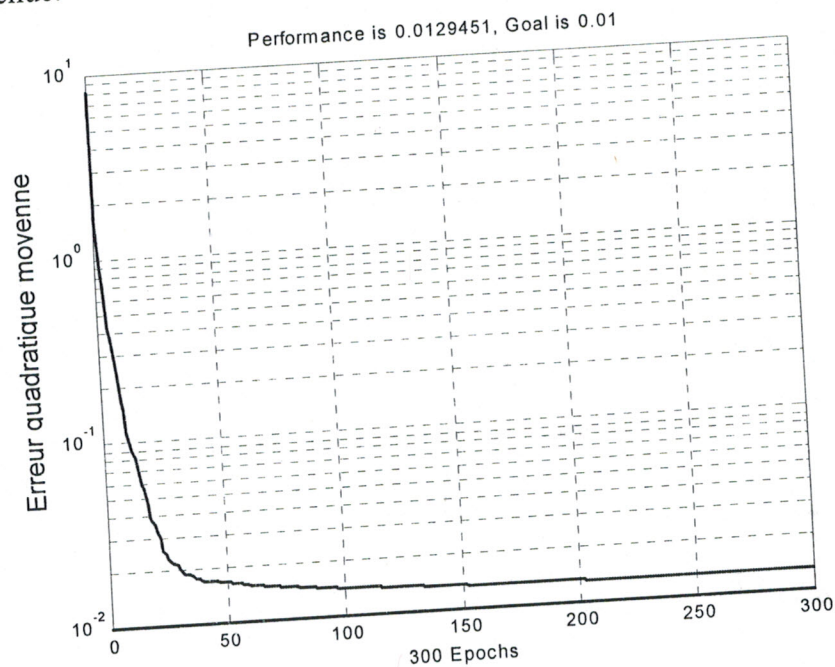


Figure V.6 : Phase d'apprentissage du réseau de neurones

• Phase d'utilisation

Une fois l'apprentissage terminé, nous avons généré plusieurs niveaux maximaux de lobes secondaires afin de valider le modèle obtenu par le réseau de neurones. On a constaté que le réseau a pu reconnaître la plupart des exemples de tests avec un taux de reconnaissance de 90%, le taux de reconnaissance étant le rapport entre les exemples reconnus par le réseau et la totalité des exemples présentés au modèle construit par le RNA.

Les figures V.7 et V.8 présentent les résultats de synthèse de diagramme de rayonnement d'un réseau symétrique à 20 éléments pour les entrées de test respectives ($NLS_{lim} = -33.1 \text{ dB}$ et $NLS_{lim} = -17.2 \text{ dB}$).

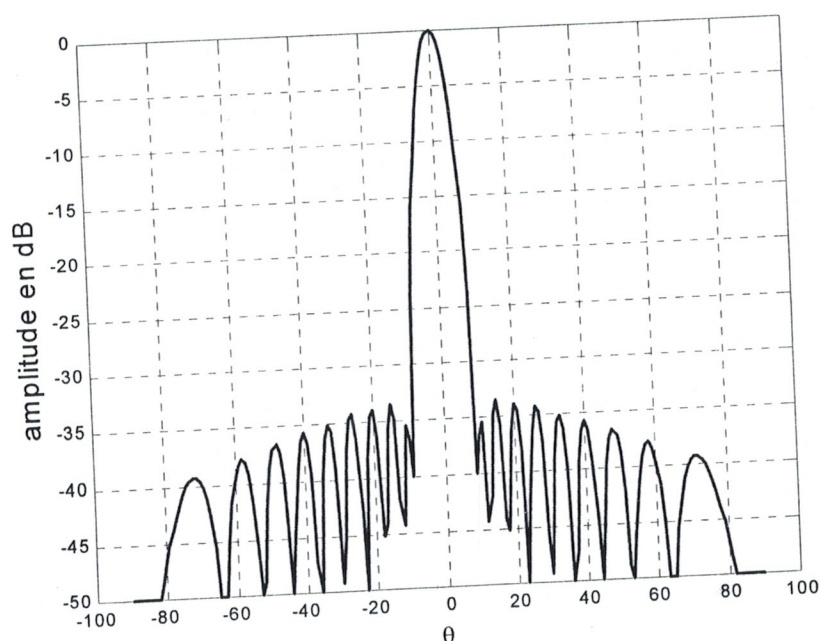


Figure V.7 : Diagramme d'un réseau symétrique à 20 éléments avec $NLS_{lim} = -33.1 \text{ dB}$

La loi d'amplitude générée par le RNA est donnée dans le tableau V.3 :

SOURCE	AMPLITUDE
1	0.9984
2	0.9628
3	0.8958
4	0.8040
5	0.6937
6	0.5718
7	0.4508
8	0.3354
9	0.2366
10	0.2217

Tableau V.3 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

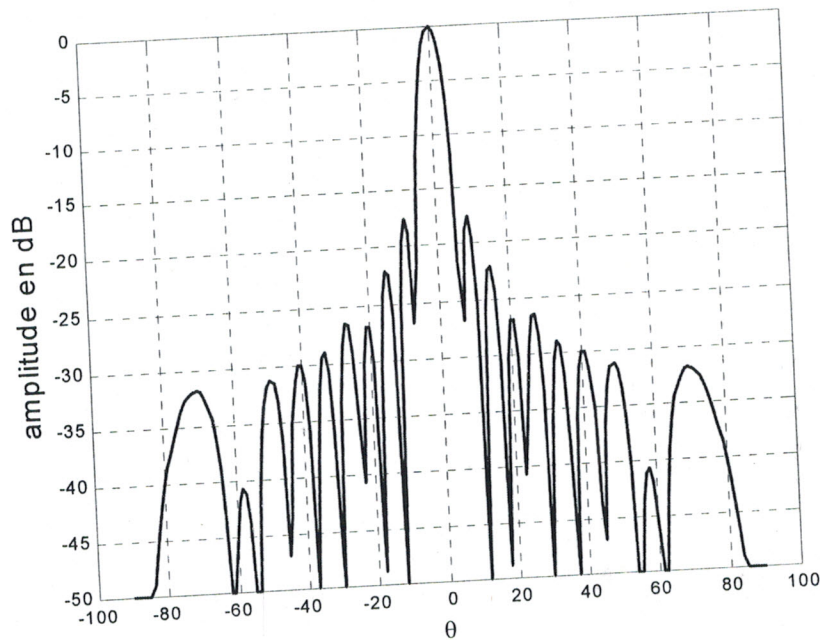


Figure V.8 : Diagramme d'un réseau symétrique à 20 éléments avec $NLS_{lim} = -17.2$ dB

La loi d'amplitude générée par le RNA est donnée dans la tableau V.4

SOURCE	AMPLITUDE
1	0.9857
2	0.9809
3	0.8746
4	0.9388
5	0.8257
6	0.8510
7	0.7396
8	0.6727
9	0.6014
10	0.5491

Tableau V.4 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

• **Etude comparative**

Nous présentons ici une étude comparative de synthèse de réseaux d'antennes imprimées par l'algorithme génétique et par les réseaux de neurones basés sur les deux approches : Dolph – Tchebycheff et distribution d'alimentation. Pour cela, nous regroupons dans le tableau V.5, les différents résultats obtenus pour différents NLS_{lim} donnés.

NLS_{lim} (dB)	NLS_{lim} PAR AG	NLS_{lim} PAR RNA Dolph - Tchebycheff	NLS_{lim} PAR RNA DISTRIBUTIONS
-16.2	-16.199	-16.19	-17.8
-18.2	-18.202	-18.2	-18
-20.2	-20.202	-20.21	-20.5
-26.4	-26.394	-26.4	-27
-33	-32.998	-33	-33.4

Tableau V.5 : Etude comparative de synthèse de réseaux d'antennes

A partir de ce tableau, on constate que les résultats obtenus par l'AG et le RNA (Dolph - Tchebycheff) sont nettement plus précis (très proches des valeurs imposées) que ceux obtenus par le RNA (Distributions). Nous pouvons dire que le modèle par RNA construit à partir d'une seule loi est plus intéressant.

La figure V.9 représente une illustration de cette comparaison en rayonnement d'un réseau symétrique à 20 éléments obtenus par le modèle RNA (Dolph - Tchebycheff) et par l'AG, le niveau maximum de lobes secondaires désiré est de -26.4dB . Le modèle de Tchebycheff donne bien des lobes secondaires constants.

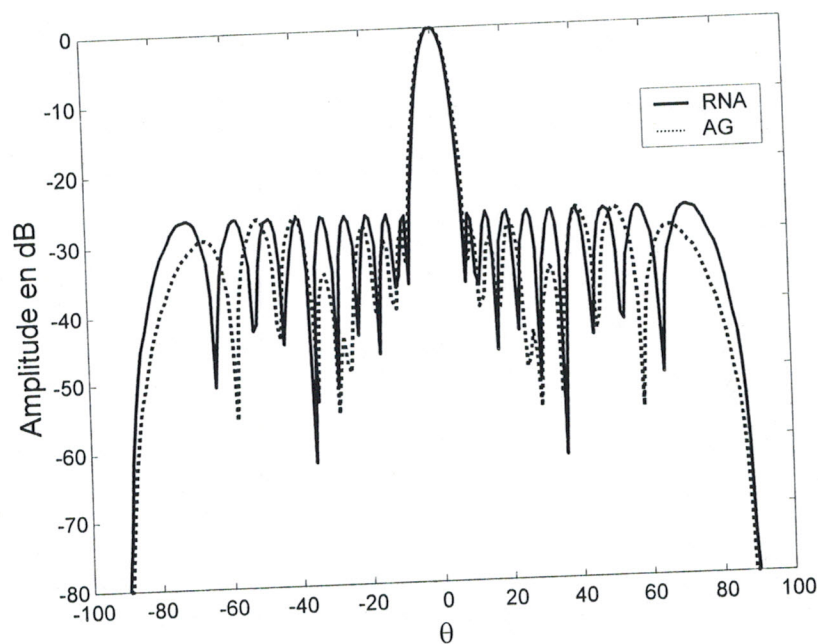


Figure V.9 : Diagramme d'un réseau symétrique à 20 éléments avec $NLS_{lim} = -26.4\text{dB}$

V.3.1.3. Modélisation par les réseaux de neurones et optimisation par l'algorithme génétique

L'utilisation des réseaux de neurones est très intéressante pour résoudre un problème complexe non décrit par un formalisme mathématique rigoureux et nécessitant un temps de calcul important pour son traitement.

Le modèle simplifié et approché d'analyse du réseau d'antennes imprimées est décrit par l'équation III.4 en supposant qu'il n'existe pas de couplage entre les sources et que chaque source en présence des autres rayonne le même champ. De même, le modèle de l'antenne imprimée seule est simplifié et approché, en plus ce modèle ne tient pas compte de la contribution complexe de l'alimentation, ni de sa polarisation. Il serait judicieux donc

d'utiliser le formalisme basé sur les réseaux de neurones pour modéliser le réseau d'antennes imprimées, la synthèse ou l'optimisation du réseau pourra être réalisée à l'aide de l'algorithme génétique. Une combinaison similaire d'approches de modélisation-optimisation par les réseaux de neurones et l'algorithme génétique dans le cas d'une antenne imprimée seule a été exposée par Eclercy [13] en cherchant les caractéristiques de l'antenne (hauteur, surface, permittivité relative, etc ...)

Cette approche est amorcée pour le cas de réseaux d'antennes imprimées et validé par l'exemple d'un réseau symétrique à 20 éléments. L'objectif de la synthèse est de trouver le vecteur amplitude de l'alimentation $A=[a_1, a_2, \dots, a_N]$ capable de produire un diagramme de directivité possédant certaines propriétés exigées à l'avance par l'utilisateur (NLS_{lim} dans notre cas). Cette recherche sera réalisée à l'aide de l'algorithme génétique couplé à un réseau de neurones préalablement établi. Deux étapes de résolution sont nécessaires donc :

❖ **Elaboration du réseau de neurones pour l'analyse et la modélisation**

L'analyse du réseau d'antennes consiste à déterminer son diagramme de rayonnement (en sortie) à partir de paramètres électriques ou géométriques donnés (en entrée). La première étape consiste à définir les variables en entrée (à optimiser en seconde étape).

Dans notre cas, il s'agit des composantes du vecteur amplitude d'alimentation A . Ce choix permet la mise en place d'un fichier de données qui fera correspondre à chaque vecteur A , le niveau maximum de lobes secondaires obtenu. Ceci constitue un fichier d'apprentissage destiné à l'élaboration du réseau de neurones. La plage de variations des a_i est la suivante :

$$0 \leq a_i \leq 1$$

Après plusieurs essais, un réseau à couches *RBF* a été retenu avec la topologie suivante :

- 10 neurones dans la couche d'entrée représentant le vecteur d'amplitude pour le réseau symétrique à 20 éléments rayonnants,
- le nombre de neurones dans la couche caché est égal au nombre d'exemples dans la base de données d'apprentissage [30],
- un neurone en sortie représentant le niveau maximum de lobe secondaires.

Pour effectuer l'apprentissage, nous avons utilisé la toolbox neural networks [30], l'apprentissage dans ce type de réseau est rapide, ce type de réseau permet d'approximer avec un degré de précision quelconque n'importe quelle fonction continue non linéaire.

❖ Optimisation par l'algorithme génétique

Le réseau de neurone étant construit, la phase d'optimisation peut être effectuée par l'AG. Les caractéristiques génétiques sont les suivantes : codage sur 20 bits, nombre d'individus dans la population égal à 160 et le nombre de générations égal à 80.

La loi d'amplitude générée par l'AG et présenté dans le tableau V.6 permet de fournir un niveau maximum de lobes secondaires de -30.5dB (figure V.10).

A titre de comparaison, l'AG fournit un niveau de lobes secondaires de -40dB avec le modèle exact et simplifié donné par l'équation III.4, le niveau maximum de lobes secondaires obtenu par cette combinaison d'approches est néanmoins intéressant et reste acceptable puisque il est inférieur à -30dB .

Rappelons que le modèle RNA à été construit d'une manière simplifié (10 entrées : vecteur amplitude et une seule sortie : NLS_{lim}) et à partir d'une base de données réduite.

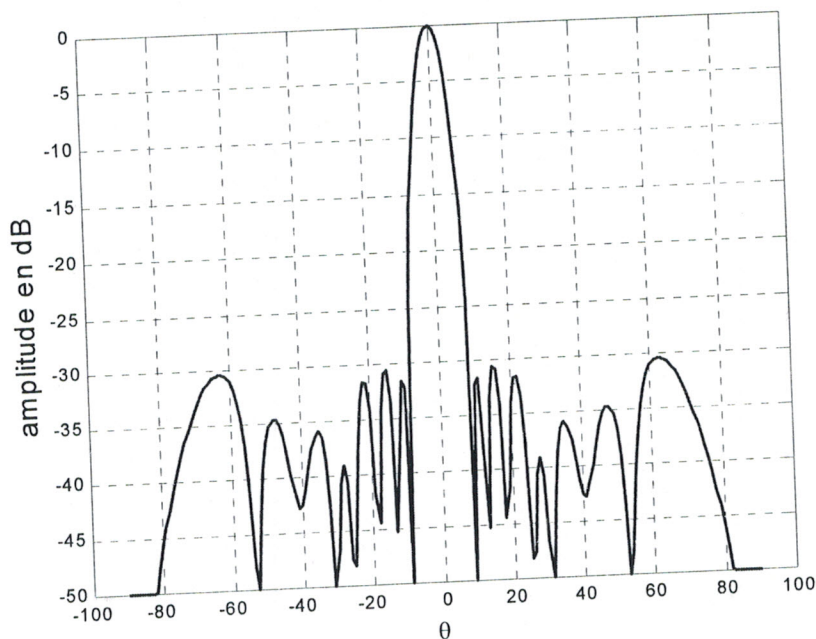


Figure V.10 : Diagramme d'un réseau symétrique à 20 éléments avec $NLS_{lim} = -30.5\text{dB}$

La loi d'amplitude générée par l'AG est donnée dans la tableau V.6 :

SOURCE	AMPLITUDE
1	0.9950
2	0.9967
3	0.9492
4	0.7432
5	0.7895
6	0.5017
7	0.5191
8	0.3495
9	0.2845
10	0.1476

Tableau V.6 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

V.3.2. Synthèse à partir d'un gabarit

Lorsque le diagramme de directivité désiré $F_d(\theta)$ est spécifié à l'aide d'un gabarit, le diagramme synthétisé doit tenir dans les limites fixées par ce gabarit.

Caractérisant le diagramme désiré à partir du demi-gabarit représenté par la figure V.11

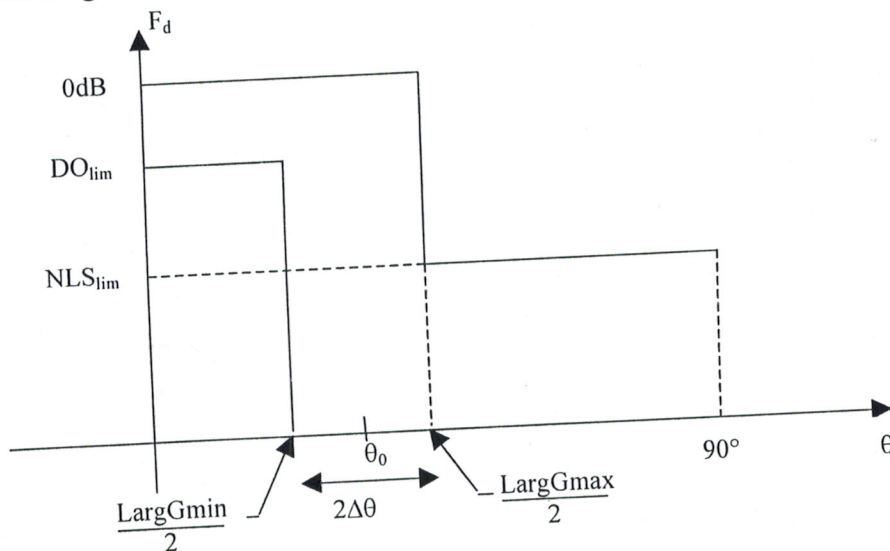


Figure V.11 : Demi-gabarit caractérisant le diagramme désiré

- Pour $0 \leq \theta \leq \theta_0 - \Delta\theta$, on définit le domaine d'ondulation DO_{lim} ; $DO_{lim} = F_d(\theta)_{min}$
- Pour $\theta_0 + \Delta\theta \leq \theta \leq 90^\circ$, on définit le niveau des lobes secondaires NLS_{lim} ; $NLS_{lim} = F_d(\theta)_{max}$

- $LargG_{max} = 2(\theta_0 + \Delta\theta)$: Largeur maximum du gabarit
- $LargG_{min} = 2(\theta_0 - \Delta\theta)$: Largeur minimum du gabarit

La base de données contient un ensemble de données (entrée/sortie) obtenues par simulation à partir de l'algorithme génétique.

• Phase d'apprentissage

Généralement pour le choix de la topologie du réseau, il n'existe pas de méthode générale permettant de fixer une topologie pour un problème donné. Dans ce contexte, on est ramené à un problème, celui d'étudier le plus grand nombre possible d'architectures neuronales. Après plusieurs essais, nous avons opté pour un réseau à couche RBF, avec la topologie suivante (figure V.12) :

- 4 neurones dans la couche d'entrée représentant respectivement le niveau maximum de lobes secondaires désiré NLS_{lim} , le domaine d'ondulation DO_{lim} , la valeur de θ_0 et la distance inter-éléments dx .
- Le nombre de neurones dans la couche cachée égal au nombre d'exemples dans la base de données d'apprentissage [30]
- 5 neurones dans la couche de sortie représentant la loi d'amplitude pour un réseau symétrique à dix éléments rayonnants.

Les plages de variations des paramètres en entrée sont les suivantes :

$$-42dB \leq NLS_{lim} \leq -12dB ; -4.5dB \leq DO_{lim} \leq -3.5dB ; 13^\circ \leq \theta_0 \leq 17^\circ ; 0.45\lambda \leq dx \leq 0.6\lambda$$

dans notre application la largeur minimum du gabarit est inférieure à 20° .

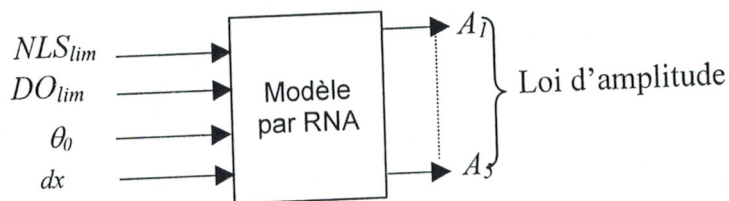


Figure V.12 : Représentation du modèle de synthèse par les réseaux de neurones avec 4 entrées et 5 sorties

• Phase d'utilisation

Une fois l'apprentissage terminé, nous avons généré des vecteurs en entrée du réseau afin de juger la qualité du réseau considéré. Chaque vecteur contient respectivement : le niveau maximum de lobes secondaires désiré NLS_{lim} , le domaine d'ondulation DO_{lim} , la valeur de θ_0 et la distance inter-éléments dx . Nous avons constaté que le réseau a pu reconnaître tous les exemples de test.

Les figures V.13 et V.14 représentent les résultats de synthèse d'un réseau symétrique à 10 éléments en diagramme de rayonnement pour les vecteurs de test respectifs ($NLS_{lim} = -35.31dB$, $DO_{lim} = -3.5dB$, $\theta_0 = 14^\circ$, $dx = 0.55\lambda$) et ($NLS_{lim} = -41.5dB$, $DO_{lim} = -4dB$, $\theta_0 = 16^\circ$, $dx = 0.55\lambda$).

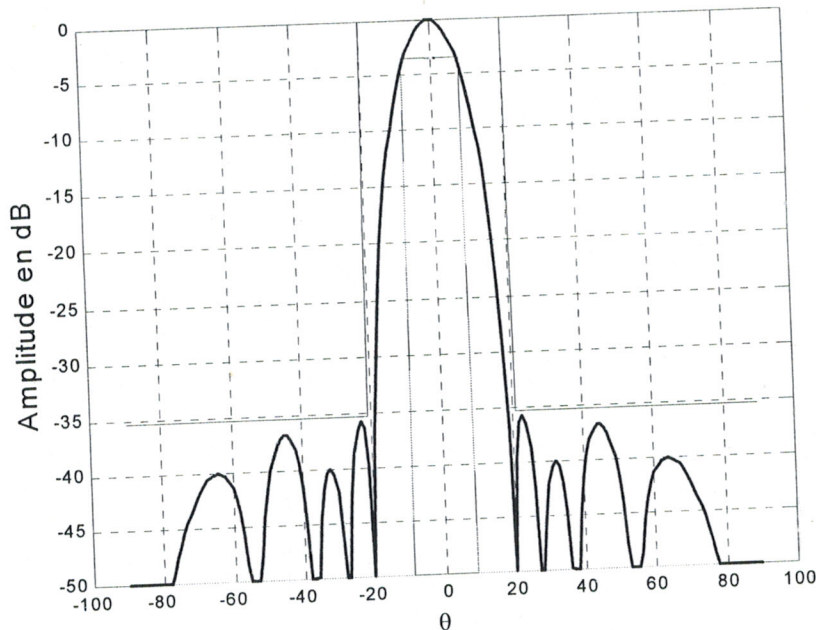


Figure V.13 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments
($DO_{lim} = -3.5dB$; $NLS_{lim} = -35.31dB$)

Le tableau V.7 représente la loi correspondante d'amplitude fournie par le RNA :

SOURCE	AMPLITUDE
1	0.95695
2	0.82946
3	0.59343
4	0.34071
5	0.16205

Tableau V.7 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

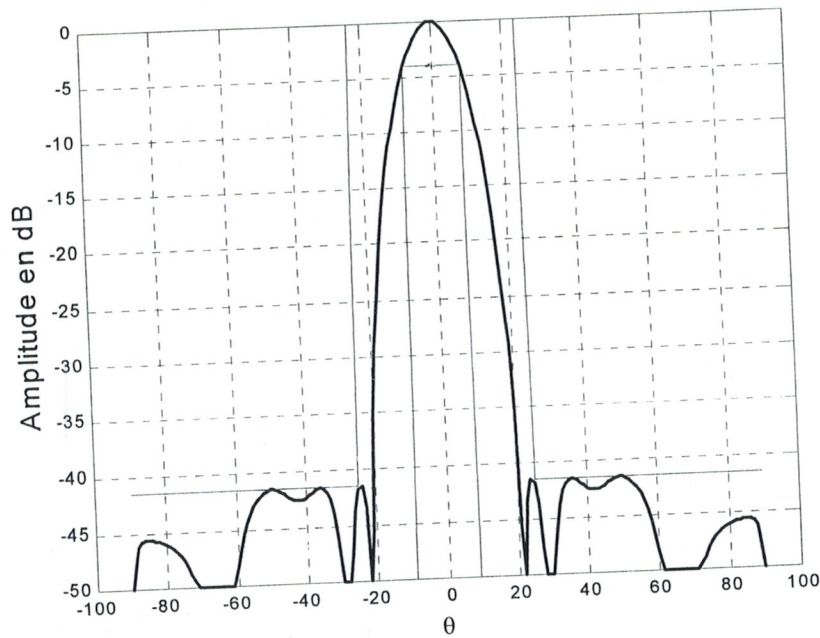


Figure V.14 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments
 ($DO_{lim} = -4dB$; $NLS_{lim} = -41.5dB$)

Le tableau V.8 représente la loi correspondante d'amplitude fournie par le RNA :

SOURCE	AMPLITUDE
1	0.92688
2	0.73613
3	0.50049
4	0.22763
5	0.06618

Tableau V.8 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

On constate sur les figures V.13 et V.14 que les diagramme de rayonnement sont contenus dans les limites imposées par le gabarit.

Nous avons par ailleurs étudié un autre modèle par les RNA en changeant les paramètres d'entrées et en gardant comme sortie la loi d'amplitude.

Les paramètres d'entrée sont les suivants : largeur minimale du lobe principal $LargGmin$, largeur maximale du lobe principal $LargGmax$ et le domaine d'ondulation DO_{lim} .

La base de données contient un ensemble de données (entrée/sortie) obtenues par simulation à partir de l'algorithme génétique avec une condition telle que les lobes secondaires doivent être inférieurs à -20 dB et la distance inter-éléments égale à 0.5λ .

• Phase d'apprentissage

Après plusieurs essais, la topologie retenue est la suivante :

- 3 neurones dans la couche d'entrée représentant respectivement $LargGmin$, $LargGmax$ et DO_{lim} ,
- 8 neurones dans la couche cachée,
- 5 neurones dans la couche de sortie représentant la loi d'amplitude pour un réseau symétrique à 10 éléments rayonnants.

Les plages de variations des paramètres en entrée sont les suivantes :

$$12^\circ \leq LargGmin \leq 20^\circ ; \quad 40^\circ \leq LargGmax \leq 50^\circ ; \quad -5dB \leq DO_{lim} \leq -4dB$$

Les poids reliant les neurones de chaque couche sont déterminés par l'algorithme de rétropropagation de Levenberg-Marquardt [30]. La fonction tangente hyperbolique est affectée comme fonction d'activation à la couche cachée et la fonction linéaire à la couche de sortie.

La phase d'apprentissage est illustrée par la figure V.15, où une erreur finale de 0.0136315 est obtenue.

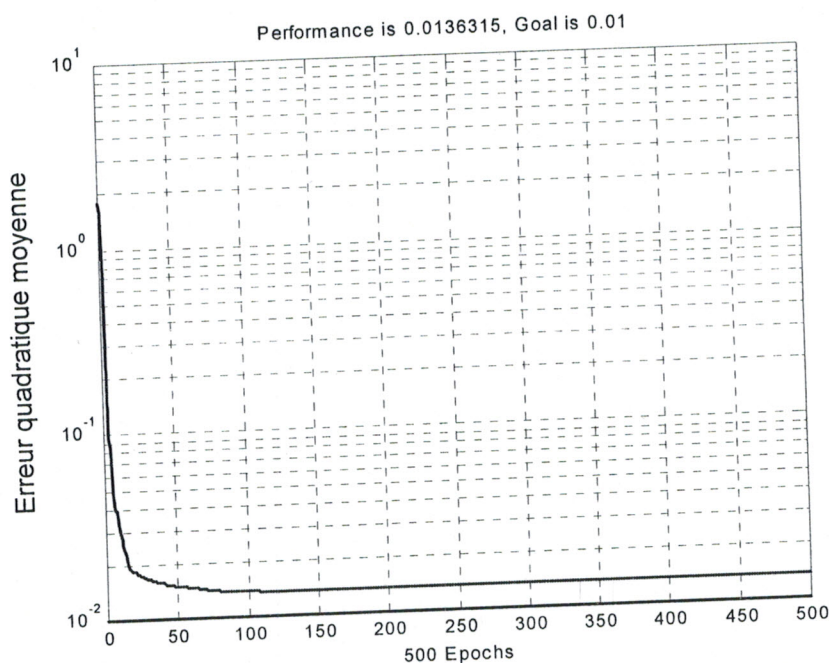


Figure V.15 : Phase d'apprentissage du réseau de neurones

• **Phase d'utilisation**

Une fois l'apprentissage terminé, nous avons généré des vecteurs en entrée du réseau de neurones afin de juger la qualité du réseau considéré. Chaque vecteur contient respectivement : la largeur minimale du lobe principal $LargGmin$, le largeur maximale du lobe principal $LargGmax$ et le domaine d'ondulation DO_{lim} . Nous avons constaté que le réseau a pu reconnaître tous les exemples de tests et que le modèle par RNA possède un pouvoir d'extrapolation important puisque les résultats restent valables au delà du domaine des plages de variations des paramètres en entrée. En effet, l'approximation reste acceptable dans l'intervalle $[-5.2, -3.5]$ pour le domaine d'ondulation, $[12^\circ, 22^\circ]$ pour la largeur minimale du lobe principal et $[38^\circ, 52^\circ]$ pour la largeur maximale du lobe principal. La figure V.16 montre le diagramme de rayonnement pour le vecteur de test suivant : ($LargGmin = 20^\circ$, $LargGmax = 52^\circ$, $DO_{lim} = -3.5dB$).

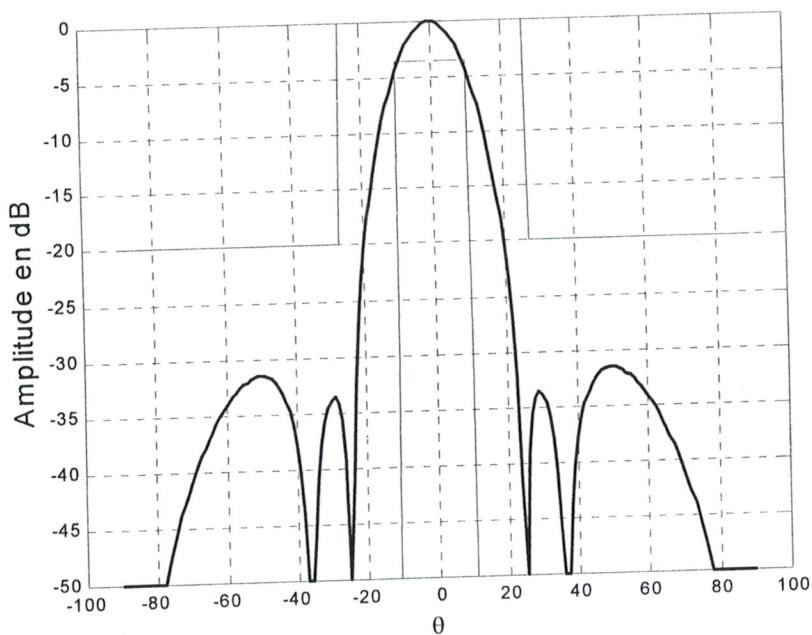


Figure V.16 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments
($DO_{lim} = -3.5dB$; $NLS_{lim} = -20dB$)

Le tableau V.9 donne la loi correspondante d'amplitude d'alimentation fournie par le RNA :

SOURCE	AMPLITUDE
1	1.0000
2	0.7509
3	0.5098
4	0.1548
5	0.0247

Tableau V.9 : Répartition correspondante d'amplitude d'alimentation du réseau

V.4. Synthèse par loi de répartition spatiale

Les diverses caractéristiques d'un réseau classique périodique, régulier, linéaire ou plan sont étroitement liées entre elles. La loi d'alimentation détermine la directivité, le gain et le niveau de lobes secondaires. Dans le but d'introduire plus de souplesse entre ces caractéristiques, 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 d'antennes peut être obtenue en agissant sur la position spatiale pour une alimentation fixée, c'est à dire équi-amplitude et équi-phase [3], le diagramme de rayonnement synthétisé de réseau $F_s(\theta)$ est :

$$F_s(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \cos(k_0 X_i \sin \theta) \cdot f(\theta) \tag{V.1}$$

Sachant que la position X_i peut être déterminée à partir de l'espacement inter-éléments, d'après la relation suivante [19] :

$$X_i = \sum_{m=1}^i \Delta X_m - \frac{\Delta X_1}{2} \tag{V.2}$$

Le problème de synthèse consiste en la recherche du vecteur de répartition spatiale $X = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_N]$ qui permet de s'approcher au mieux du diagramme désiré F_d . Dans notre application, la synthèse est effectuée en tenant compte uniquement du niveau maximum de lobes secondaires (NLS_{lim}).

• Phase d'apprentissage

La construction du réseau de neurones se fait par un processus itératif sur les échantillons d'une base de données construite préalablement. Cette base de données contient un ensemble de données (entrée/sorties) obtenues par simulation à partir de l'algorithme génétique. Chaque itération permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les sorties du RNA et les échantillons donnés.

La topologie du réseau est la suivante :

- un neurone dans la couche d'entrée représentant le niveau maximum de lobes secondaires désiré (NLS_{lim}).
- 8 neurones dans la couche cachée
- 5 neurones dans la couche de sortie représentant la loi de répartition spatiale pour un réseau symétrique à 10 éléments rayonnants.

Nous utilisons l'algorithme de rétropropagation de l'erreur (celui de Levenberg-Marquardt [30]). La fonction tangente hyperbolique est affectée à la couche cachée et la fonction linéaire à la couche de sortie. La phase d'apprentissage est illustrée par la figure V.17, où une erreur finale de $1.4498 \cdot 10^{-5}$ est obtenue.

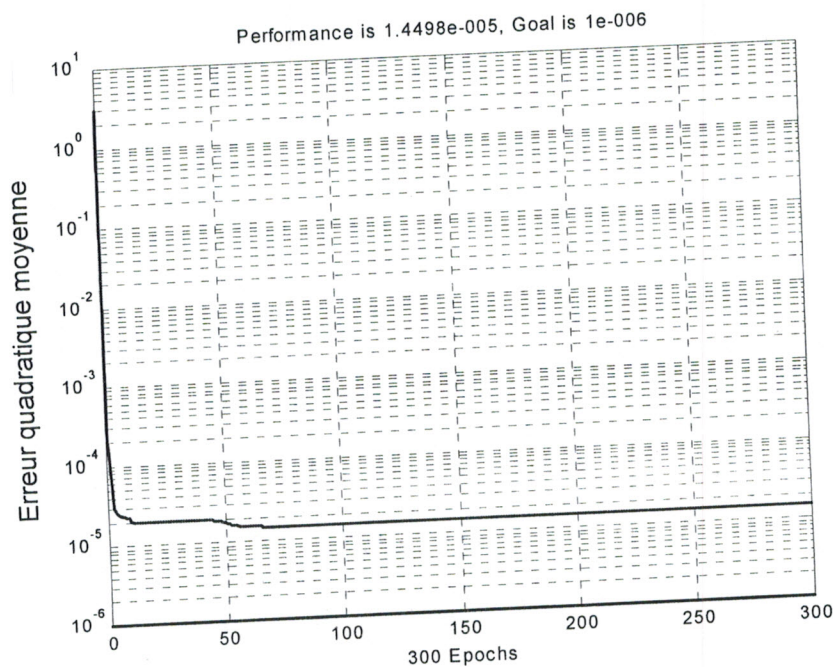


Figure V.17 : Phase d'apprentissage du réseau de neurones

- **Phase d'utilisation**

Une fois l'apprentissage achevé, nous avons généré plusieurs valeurs de niveau maximum de lobes secondaires et ceci afin de juger la qualité du réseau considéré. Nous avons constaté que le réseau a pu reconnaître la plupart des exemples de test avec un taux de reconnaissance de 95%.

Les figures V.18 et V.19 représentent les résultats de synthèse d'un réseau symétrique à 10 éléments pour les entrées de test respectives : ($NLS_{lim} = -24.35dB$ et $NLS_{lim} = -21.1 dB$).

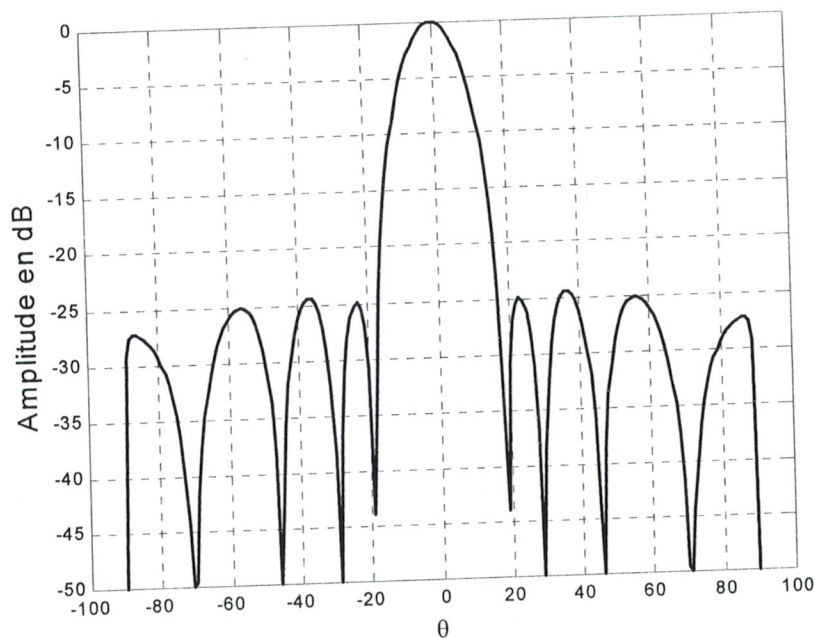


Figure V.18 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec $NLS_{lim} = -24.35dB$

Le tableau V.10 représente la répartition spatiale correspondante générée par le RNA :

SOURCE	$\Delta X(m)$
1	0.0167
2	0.0174
3	0.0213
4	0.0206
5	0.0356

Tableau V.10 : Répartition spatiale des sources correspondante

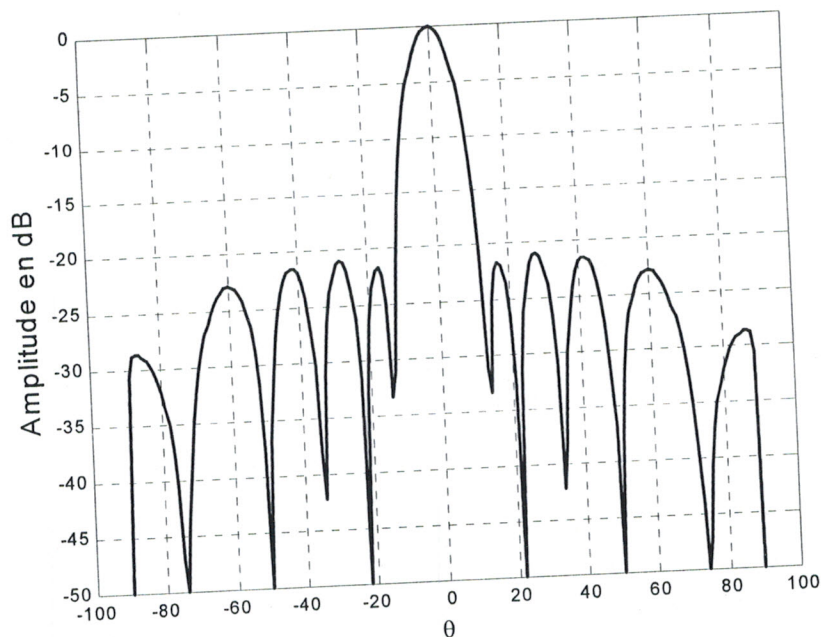


Figure V.19 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec $NLS_{lim} = -21.1 \text{ dB}$

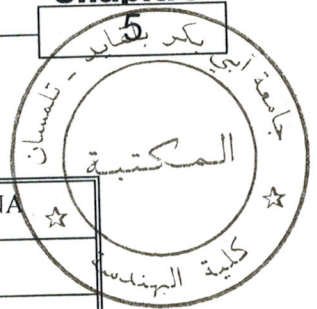
Le tableau V.11 représente la répartition spatiale correspondante générée par le RNA :

SOURCE	$\Delta X(\text{m})$
1	0.023349
2	0.024171
3	0.025874
4	0.032473
5	0.040856

Tableau V.11 : Répartition spatiale des sources correspondante

• Etude comparative

Nous présentons ici une étude comparative de synthèse de réseaux non périodiques d'antennes imprimées par l'AG et par le RNA. Pour cela nous regroupons dans le tableau V.12 les différents résultats obtenus pour différents NLS_{lim} donnés.



NLS _{LIM} (dB)	NLS _{lim} PAR AG	NLS _{lim} PAR RNA ☆
-17	-16.997	-17.7
-19.2	-19.203	-19.6
-22.3	-22.304	-22.8
-24.5	-24.53	-24.54

Tableau V.12 : Etude comparative de synthèse de réseaux d'antennes

A partir de ce tableau, on constate que la synthèse par l'AG est nettement plus précise que celle par RNA. Néanmoins, les résultats fournis par le RNA restent acceptables pour un modèle approché.

La figure V.20 représente une illustration de cette comparaison en diagrammes de rayonnement synthétisés d'un réseau symétrique à 10 éléments obtenus par RNA et l'AG, le niveau maximum de lobes secondaires désiré est de -22.3 dB

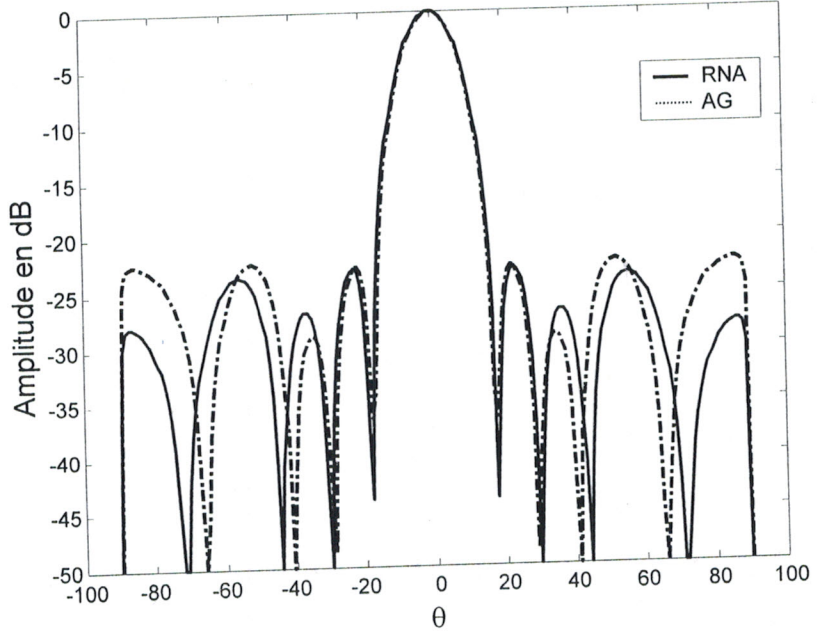


Figure V.20 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec NLS_{lim} = -22.3 dB

V.5. Synthèse par lois d'amplitude et de répartition spatiale

Considérons un réseau linéaire symétrique à $2N$ éléments rayonnants. Le problème de synthèse consiste en la recherche des deux vecteurs $A=[a_1, a_2, \dots, a_N]$ et $X=[\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_N]$ afin d'approcher au mieux un diagramme de rayonnement désiré F_d .

Dans notre application, le diagramme désiré est spécifié à partir d'un gabarit, la base de données contient un ensemble de données (entrée/sortie) obtenues par simulation à partir de l'algorithme génétique.

• Phase d'apprentissage

Après plusieurs essais, nous avons opté pour un réseau à couche *RBF*, avec la topologie suivante (figure V.21):

- 3 neurones dans la couche d'entrée représentant respectivement les caractéristiques du gabarit : NLS_{lim} , DO_{lim} , et θ_0 ,
- Le nombre de neurones dans la couche cachée est égal au nombre d'exemples dans la base de données d'apprentissage [30],
- 10 neurones dans la couche de sortie tel que : les cinq premiers neurones représentent la loi d'amplitude et les cinq autres la loi de répartition spatiale.

Le réseau est symétrique et est composé de 10 éléments rayonnants. Les plages de variations des paramètres sont les suivantes :

$$-32dB \leq NLS_{lim} \leq -12dB \quad ; \quad -5dB \leq DO_{lim} \leq -4dB \quad ; \quad 14^\circ \leq \theta_0 \leq 18^\circ$$

Dans notre application la largeur minimum du gabarit est inférieure à 20° .

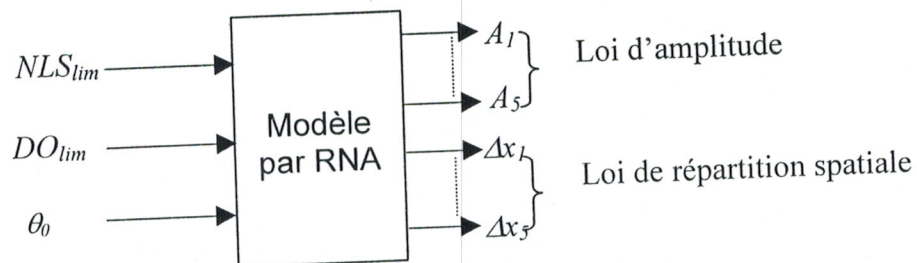


Figure V.21 : Représentation du modèle de synthèse par les réseaux de neurones avec 3 entrées et 10 sorties

- Phase d'utilisation

Après la phase d'apprentissage, nous avons généré plusieurs vecteurs de test, et ceci afin de juger la qualité du modèle obtenu par les réseaux de neurones. On a constaté que le réseau a pu reconnaître la plupart des exemples de test avec un taux de reconnaissance de 92%.

Les figures V.22 et V.23 présentent les résultats de synthèse d'un réseau symétrique à 10 éléments pour les vecteurs de test respectifs: ($NLS_{lim} = -32 \text{ dB}$, $DO_{lim} = -5 \text{ dB}$, $\theta_0 = 15$) et ($NLS_{lim} = -20.2 \text{ dB}$, $DO_{lim} = -4.2 \text{ dB}$, $\theta_0 = 17$).

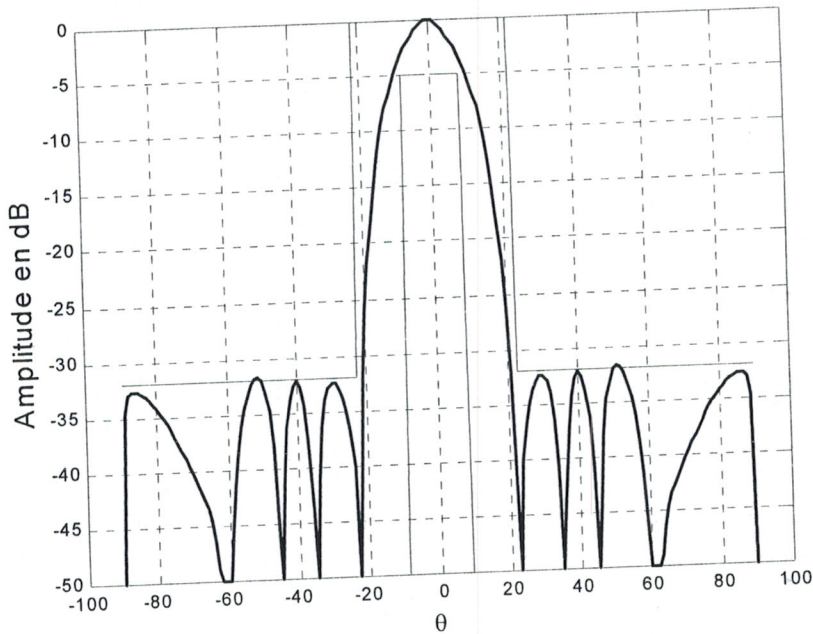


Figure V.22 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments
($DO_{lim} = -5 \text{ dB}$; $NLS_{lim} = -32 \text{ dB}$)

La loi d'amplitude et de répartition spatiale fournies par le RNA sont données par le tableau V.13 :

SOURCE	AMPLITUDE	$\Delta X(m)$
1	0.7053	0.0384
2	0.5183	0.0392
3	0.2139	0.0414
4	0.0075	0.1020
5	0.0218	0.0718

Tableau V.13 : Amplitude et Répartition spatiale correspondantes

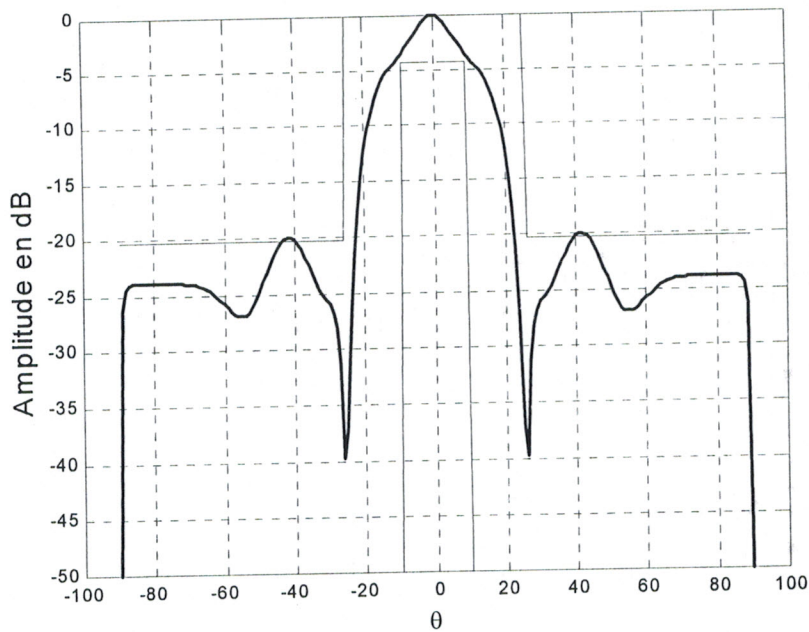


Figure V.23 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments
($DO_{lim} = -4.2\text{dB}$; $NLS_{lim} = -20.2\text{dB}$)

La loi d'amplitude et de répartition spatiale fournies par le RNA sont données par le tableau V.14 :

SOURCE	AMPLITUDE	$\Delta X(m)$
1	0.4545	0.0447
2	0.2188	0.0377
3	0.0164	0.0282
4	0.0206	0.0985
5	0.0282	0.038

Tableau V.14 : Amplitude et Répartition spatiale correspondantes

On constate sur les figures V.22 et V.23 que les diagrammes de rayonnement sont contenus dans les limites imposées par le gabarit.

V.6. Synthèse par lois d'amplitude et de phase

La pondération complexe d'alimentation des sources est assurée par le réseau d'alimentation (répartiteurs et déphaseurs). Ce dernier permet de commander les amplitudes et les phases relatives de ces sources. En modifiant la pondération (en amplitude et/ou en phase), il est possible de produire des diagrammes de rayonnement de formes et de directions variables. Ainsi, on peut adapter les caractéristiques de rayonnement du réseau aux exigences des utilisateurs.

La synthèse par loi d'alimentation consiste en la recherche du vecteur d'amplitude $A=[a_1, a_2, \dots, a_N]$ et le vecteur de phase $\psi=[\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ qui permettent de s'approcher au mieux du diagramme désiré F_d .

Dans notre application, deux types de synthèse sont développés :

1. Synthèse en tenant compte uniquement du niveau maximum de lobes secondaires désiré.
2. Synthèse à partir d'un gabarit (avec $NLS_{lim} = -20$ dB et $DO_{lim} = -3$ dB) ; dans ce cas, on fait varier uniquement la largeur du lobe principal.

- **Phase d'apprentissage**

Dans la première synthèse, après plusieurs essais, un réseau à couches *RBF* a été retenu avec la topologie suivante :

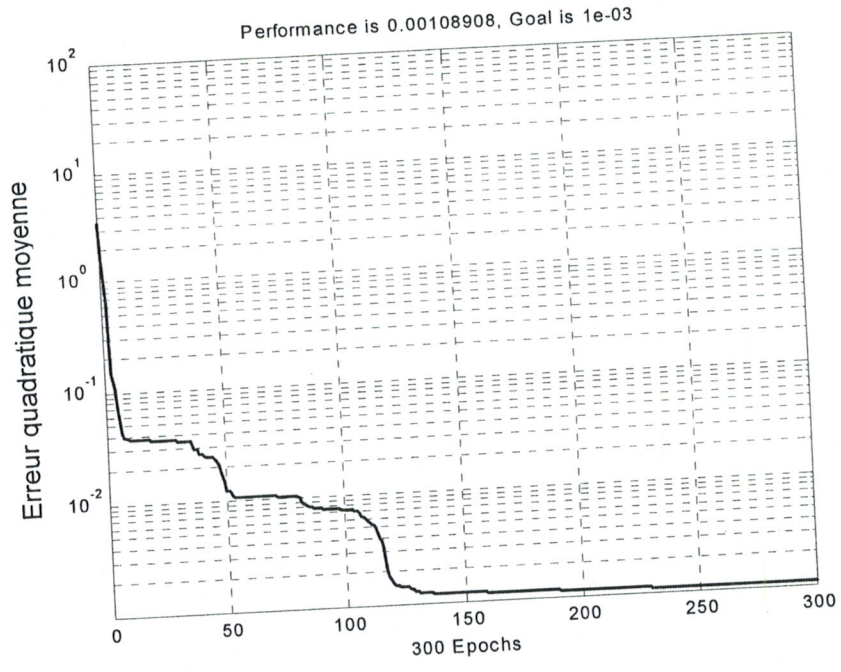
- un seul neurone dans la couche d'entrée représentant le niveau maximum de lobes secondaires désiré NLS_{lim} .
- le nombre de neurones dans la couche cachée est égal au nombre d'exemples dans la base de données d'apprentissage [30],
- 10 neurones dans la couche de sortie tel que : les cinq premiers neurones représentent la loi d'amplitude et les cinq autres la loi de phase.

Dans la deuxième synthèse, un réseau multicouches à rétropropagation du gradient a été retenu, avec la topologie suivante :

- un neurone en entrée du réseau représentant la valeur de θ_0 avec $LargGmin = 2(\theta_0 - \Delta\theta)$,
 $LargGmax = 2(\theta_0 + \Delta\theta)$ et $\Delta\theta = 5^\circ$
- 27 neurones dans la couche cachée
- 10 neurones dans la couche de sortie : tel que les cinq premiers neurones représentent la loi d'amplitude et les cinq autres la loi de phase.

La fonction tangente hyperbolique est affectée comme fonction d'activation à la couche cachée et la fonction linéaire à la couche de sortie.

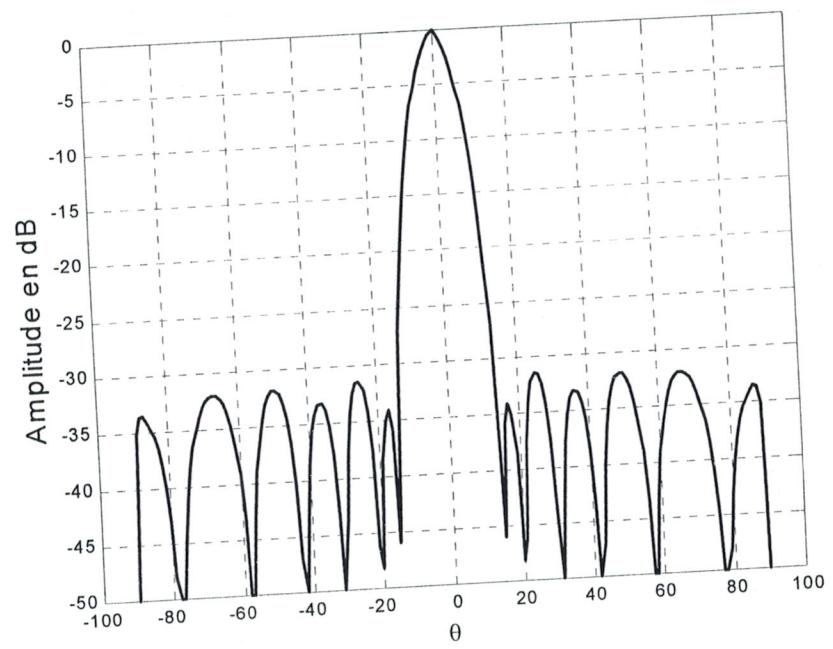
La phase d'apprentissage est illustrée par la figure V.24, où une erreur finale de 0.00108908 est obtenue.



FigureV.24 : Phase d'apprentissage du réseau de neurones

• Phase d'utilisation

Dans le premier type de synthèse, le réseau de neurones a pu reconnaître la plupart des exemples de test avec un taux de reconnaissance de 90%. Les figures V.25 et V.26 présentent les résultats de synthèse d'un réseau symétrique à 10 éléments en diagramme de rayonnement pour les entrées de test respectives: ($NLS_{lim} = -31.08dB$ et $NLS_{lim} = -20.5 dB$).



FigureV.25 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec $NLS_{lim} = -31.08dB$

Le tableau V.15 donne la loi d'alimentation fournie par le RNA:

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)
1	0.5474	5.798
2	0.7498	0.3808
3	0.0743	0.4422
4	0.522	6.0498
5	0.347	0.9827

Tableau V.15 : Amplitude et phase correspondantes

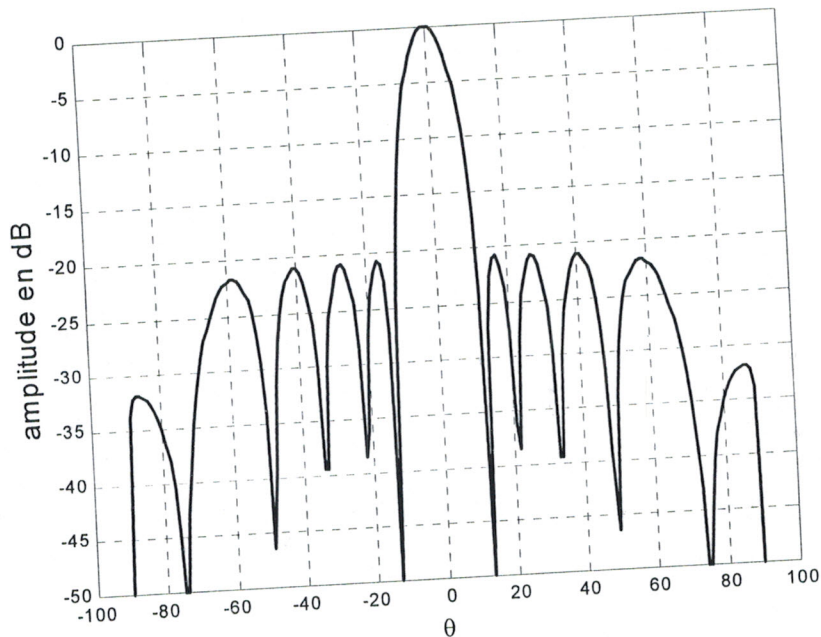


Figure V.26 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec $NLS_{lim} = -20.5dB$

Le tableau V.16 donne la loi d'alimentation fournie par le RNA:

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)
1	0.4907	2.7577
2	0.6608	3.3903
3	0.1457	3.7896
4	0.4018	2.3953
5	0.5005	3.3351

Tableau V.16 : Amplitude et phase correspondantes

Dans le deuxième type de synthèse, le réseau a pu reconnaître tous les exemples introduits au modèle par RNA. Les figures V.27 et V.28 représentent les résultats de synthèse d'un réseau symétrique à 10 éléments pour les entrées respectives ($\theta_0=34^\circ$ avec $LargGmin = 58^\circ$ et $LargGmax = 78^\circ$) et ($\theta_0=20^\circ$ avec $largGmin = 30^\circ$ et $LargGmax = 50^\circ$).

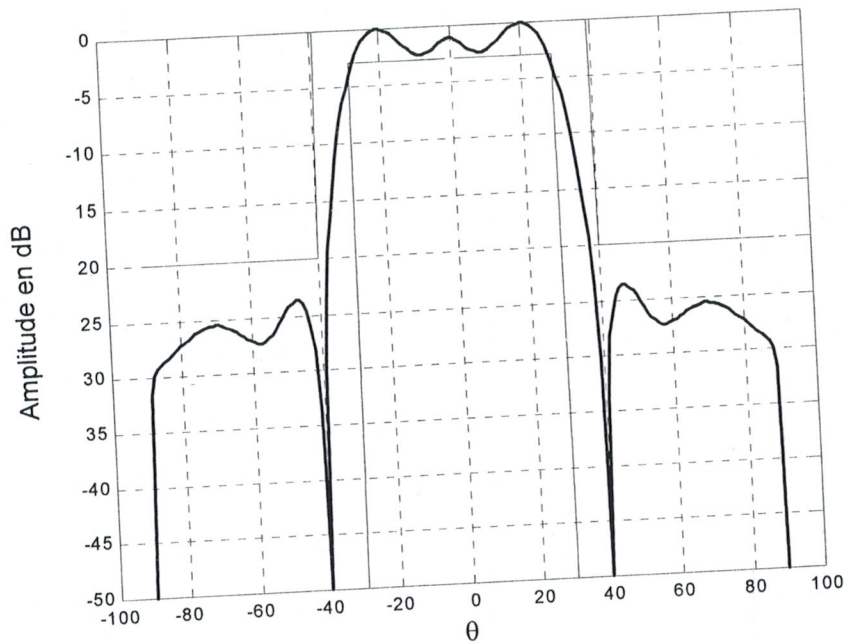


Figure V.27 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments
($DO_{lim} = -3dB$; $NLS_{lim} = -20dB$)

Le tableau V.17 représente la loi d'alimentation générée par le RNA:

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)
1	0.9198	2.6226
2	0.6891	2.6717
3	0.3138	6.0559
4	0.036199	2.7639
5	0.2493	3.8694

Tableau V.17: Amplitude et phase correspondantes

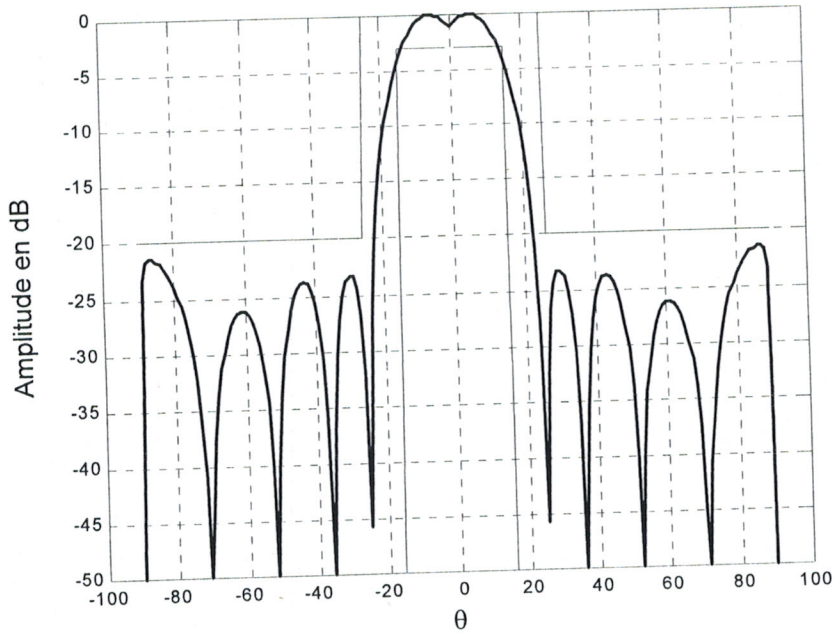
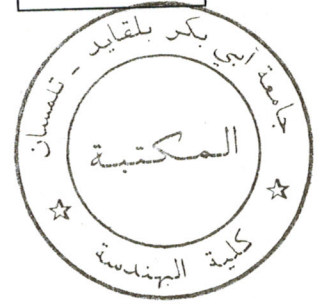


Figure V.28 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments
($DO_{lim} = -3dB$; $NLS_{lim} = -20dB$)

Le tableau V.18 donne la loi d'alimentation fournie par le RNA:

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)
1	0.93552	5.8688
2	0.9002	0.25279
3	0.25771	4.1009
4	0.44269	5.3169
5	0.12748	2.39

Tableau V.18 : Amplitude et phase correspondantes

On constate d'après les figures V.27 et V.28 que le gabarit est respecté et les lobes secondaires sont inférieurs à $-20dB$.

• **Etude comparative**

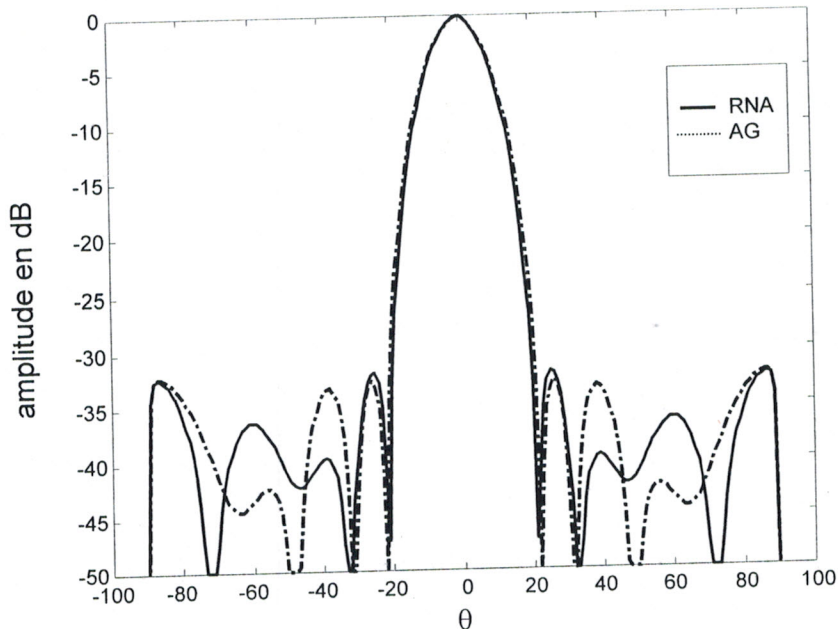
Nous présentons ici une étude comparative de synthèse de réseaux périodiques d'antennes imprimées par l'AG et par le RNA. Pour cela, nous regroupons dans le tableau V.19 les différents résultats obtenus pour différents NLS_{lim} donnés.

NLS_{lim} (dB)	NLS_{lim} PAR AG	NLS_{lim} PAR RNA
-16.8	-16.804	-17
-18.7	-18.702	-19.3
-25.3	-25.304	-25.8
-32.3	-32.29	-32

Tableau V.19: Etude comparative de synthèse de réseaux d'antennes

A partir de ce tableau, on constate que la synthèse par l'AG est nettement plus précise que celle par RNA. Néanmoins, les résultats fournis par le RNA restent acceptables pour un modèle approché.

La figure V.29 représente les diagrammes synthétisés d'un réseau symétrique à 10 éléments obtenus par le RNA et par l'AG, le niveau maximum de lobes secondaires désiré est de -32.3 dB

Figure V.29 : Diagramme d'un réseau symétrique à 10 éléments avec $NLS_{lim} = -32.3$ dB

V.7. synthèse par lois d'amplitude, de phase et de 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 spatiale des sources.

On considère un réseau linéaire symétrique à $2N$ éléments rayonnants. La synthèse consiste en la recherche de trois vecteurs : la loi d'amplitude $A = [a_1, a_2, \dots, a_N]$, la loi de phase $\psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]$ et loi de répartition spatiale $X = [\Delta x_1, \Delta x_2, \dots, \Delta x_N]$ qui permettent d'approcher au mieux le diagramme désiré F_d .

Dans notre application, le diagramme désiré est spécifié à partir d'un gabarit, la base de données contient un ensemble de données (entrée/sortie) obtenues par simulation à partir de l'algorithme génétique.

• Phase d'apprentissage

Après plusieurs essais, un réseau à couches *RBF* a été retenu avec la topologie suivante (figure V.30) :

- 3 neurones dans la couche d'entrée représentant respectivement le niveau maximum de lobes secondaires désiré NLS_{lim} , le domaine d'ondulation DO_{lim} et la valeur de θ_0 ,
- le nombre de neurones dans la couche cachée est égal au nombre d'exemples dans la base de données d'apprentissage [30],
- 12 neurones dans la couche de sortie tel que : les quatre premiers neurones représentent la loi d'amplitude, les quatre seconds, la loi de phase et les quatre derniers, la loi de répartition spatiale.

Le réseau d'antennes imprimées et symétrique et est composé de 8 éléments rayonnants.

Les plages de variations des paramètres sont les suivantes :

$$-27dB \leq NLS_{lim} \leq -12dB \quad ; \quad -2.7dB \leq DO_{lim} \leq -2dB \quad ; \quad 20^\circ \leq \theta_0 \leq 23^\circ \quad \text{avec } \Delta\theta = 6^\circ$$

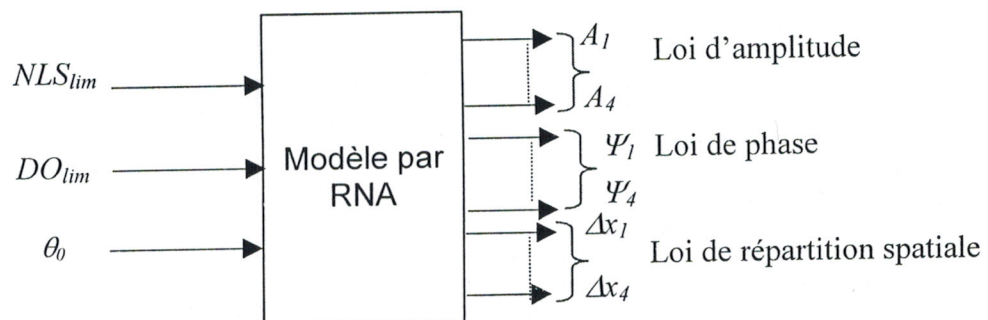


Figure V.30 : Représentation du modèle de synthèse par les réseaux de neurones avec 3 entrées et 12 sorties

- **Phase d'utilisation**

Cette phase consiste à tester les performances du réseau sélectionné. Nous avons généré plusieurs vecteurs de test. Nous avons aussi constaté que le réseau a pu reconnaître la plupart des exemples de tests avec un taux de reconnaissance de 85 %.

Les figures V.31 et V.32 représentent les résultats de synthèse d'un réseau symétrique à 8 éléments pour les vecteurs de test respectifs ($NLS_{lim} = -26.4dB$, $DO_{lim} = -2.2dB$, $\theta_0 = 22^\circ$ et $NLS_{lim} = -24.8dB$, $DO_{lim} = -2.7dB$, $\theta_0 = 23^\circ$).

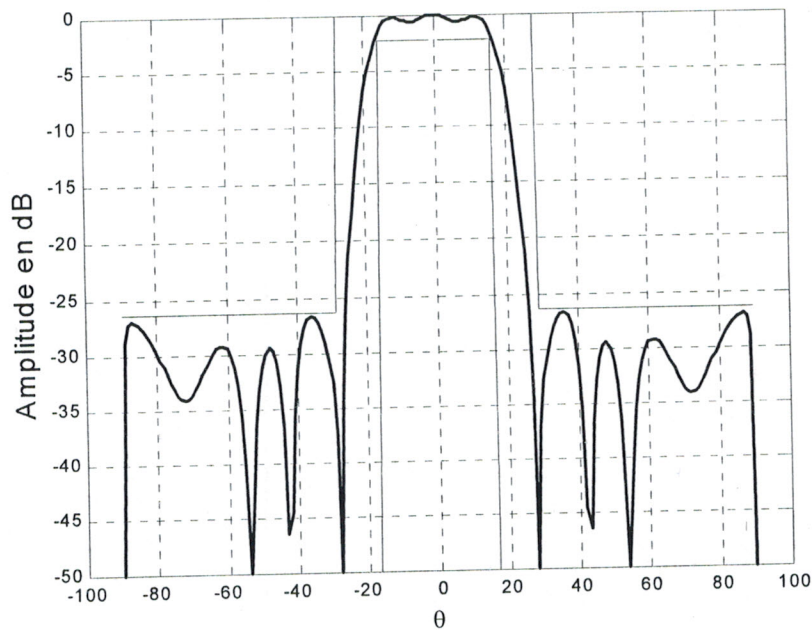


Figure V.31 : Diagramme d'un réseau symétrique à 8 éléments
($DO_{lim} = -2.2dB$; $NLS_{lim} = -26.4dB$)

Le tableau V.20 donne la loi d'amplitude, la loi de phase et la répartition spatiale fournies par le RNA :

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)	$\Delta X(m)$
1	0.5166	3.0653	0.0449
2	0.2419	2.1539	0.0544
3	0.0623	4.6094	0.0888
4	0.0348	3.242	0.0692

Tableau V.20 : Amplitude, phase et répartition spatiale correspondantes

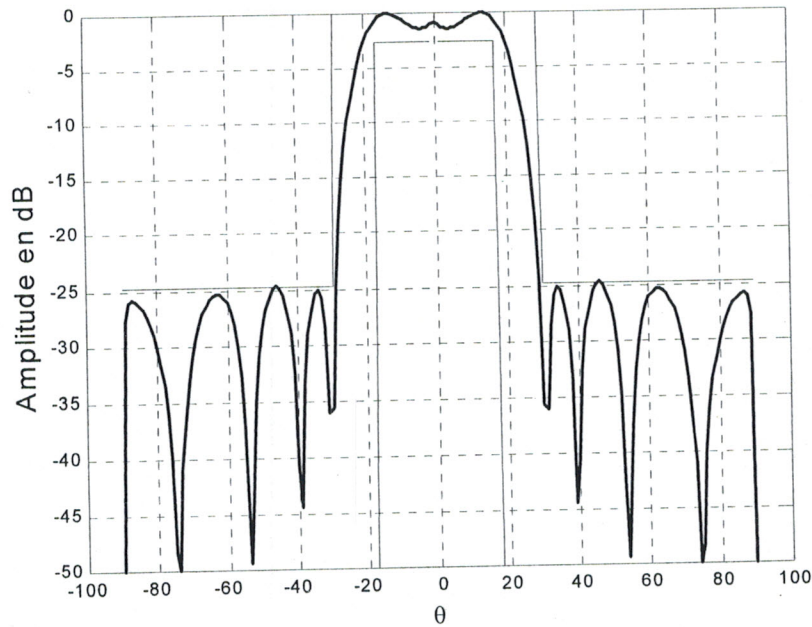


Figure V.32 : Diagramme d'un réseau symétrique à 8 éléments
 ($DO_{lim} = -2.7\text{dB}$; $NLS_{lim} = -24.8\text{dB}$)

Le tableau V.21 donne la loi d'amplitude, la loi de phase et répartition spatiale fournies par le RNA :

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)	$\Delta X(\text{m})$
1	0.9619	3.1692	0.0283
2	0.5112	2.7454	0.0375
3	0.1241	1.5416	0.0175
4	0.2669	5.1039	0.0717

Tableau V.21 : Amplitude, phase et répartition spatiale correspondantes

On constate sur les figures V.31 et V.32 que les diagrammes de rayonnement sont contenus dans les limites imposées par le gabarit.

• Etude comparative

La figure V.33 représente les diagramme synthétisés d'un réseau symétrique à 8 éléments obtenus par le RNA et l'AG, les paramètres du gabarit sont : ($NLS_{lim} = -23.5\text{dB}$, $DO_{lim} = -2.5\text{dB}$, $\theta_0 = 20^\circ$ avec $\Delta\theta = 6^\circ$). On constate que les deux solutions restent très comparables par rapport au gabarit désiré.

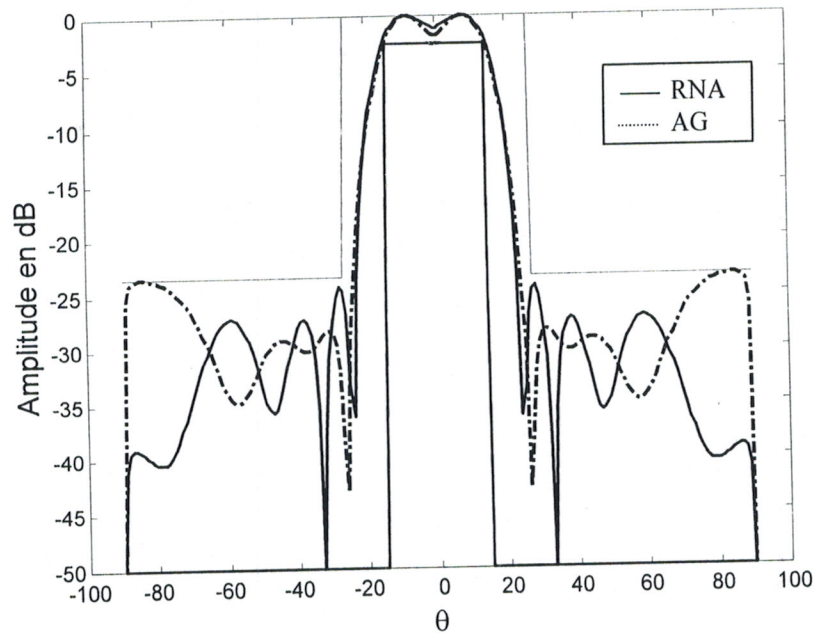


Figure V.33 : Diagramme d'un réseau symétrique à 8 éléments
($DO_{lim} = -2.5\text{dB}$; $NLS_{lim} = -23.5\text{dB}$)

V.8. Application au réseau conformé

Les antennes imprimées disposées sur des surfaces planes sont inadaptées pour des applications qui nécessitent une illumination supérieure au demi-plan de l'espace, c'est à dire une couverture omnidirectionnelle [7]. C'est pourquoi, il nous semble utile et nécessaire de réaliser un exemple de synthèse de réseau conformé : cas du réseau dièdre, en utilisant la combinaison d'approches de modélisation – optimisation à base des réseaux de neurones et de l'algorithme génétique. Cette combinaison d'approches peut convenir bien entendu à des structures complexes telles que les réseaux conformés.

Le réseau dièdre étudié est celui présenté dans le chapitre III (dans ce cas, le réseau considéré est symétrique). L'objectif est de trouver la loi d'alimentation qui permet d'approcher au mieux un diagramme de rayonnement désiré F_d .

❖ Modélisation par les RNA

L'analyse du réseau d'antennes consiste à déterminer son diagramme de rayonnement (en sortie) à partir de paramètres électriques ou géométriques donnés (en entrée). La première étape consiste à définir les variables en entrée (à optimiser en seconde étape).

Dans notre cas, il s'agit des composantes du vecteur d'alimentation W . Ce choix permet la mise en place d'un fichier de données qui fera correspondre à chaque vecteur W , le

niveau maximum de lobes secondaires obtenu. Ceci constitue un fichier d'apprentissage destiné à l'élaboration du réseau de neurones.

Après plusieurs essais, un réseau à couches RBF a été retenu avec la topologie suivante :

- 8 neurones dans la couche d'entrée tel que les quatre premiers neurones représentent la partie réelle de l'alimentation des quatre éléments et les quatre seconds, la partie imaginaire de l'alimentation des quatre éléments (le réseau considéré est symétrique et composé de huit éléments rayonnants)
- le nombre de neurones dans la couche cachée est égal au nombre d'exemples dans la base de données d'apprentissage,
- un neurone en sortie représentant le niveau maximum de lobes secondaires.

❖ Optimisation par l'AG

Le réseau de neurones étant construit, la phase d'optimisation peut maintenant être effectuée. Les caractéristiques génétiques sont les suivantes : codage sur 20 bits, nombre d'individus dans la population égal à 160 et le nombre de générations égal à 80.

La loi d'alimentation générée par l'AG et présenté dans le tableau V.22 permet de générer un niveau de lobes secondaires de -20.5 dB (figure V.34).

A titre de comparaison, l'AG fournit un niveau maximum de lobes secondaires de -22.3 dB avec le modèle exact et simplifié du réseau dièdre, les résultats obtenus par cette combinaison d'approches sont appréciables et restent acceptables pour le niveau maximum de lobes secondaires obtenu (inférieur à -20 dB).

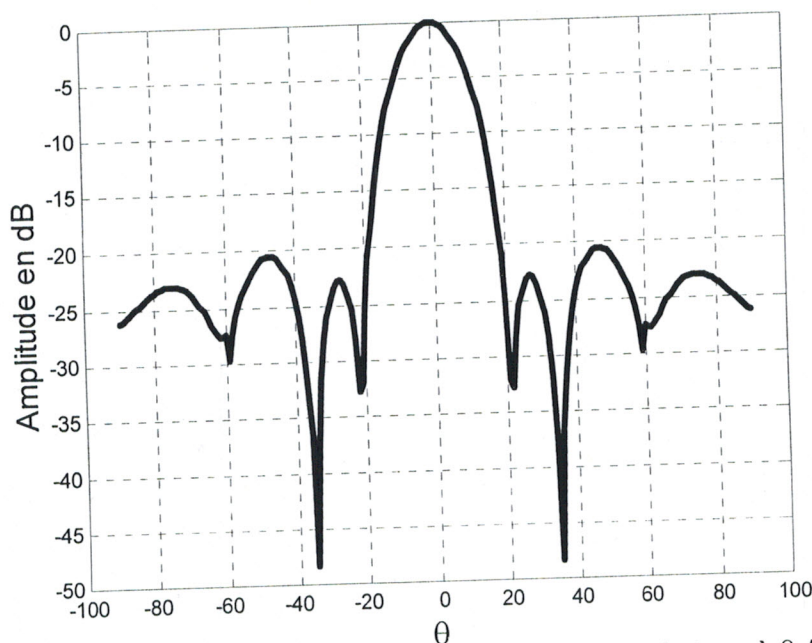


Figure V.34 : Diagramme d'un réseau dièdre symétrique à 8 éléments

dans le plan $\psi = 90^\circ$ avec $NLS_{lim} = -20.5$ dB

SOURCE	AMPLITUDE	PHASE(rd)
1	0.3737	0.9638
2	0.3705	-0.6837
3	0.9888	-2.3565
4	1	2.3543

Tableau V.22 : Amplitude et phase de l'alimentation correspondantes

V.9. Conclusion

Dans notre étude, nous avons examiné les possibilités de modélisation et d'optimisation du problème de synthèse des réseaux d'antennes imprimées par l'approche neuronale. Les résultats obtenus par cette approche sont encourageants.

Notre étude a été développée dans le but d'optimiser différents types de problème de synthèse des réseaux d'antennes imprimées par action sur les différents paramètres du réseau : amplitude et/ou phase d'alimentation et/ou position spatiale,... en se basant sur des échantillons d'entrées/sorties.

Les résultats sont satisfaisants et montrent l'intérêt de l'application des réseaux de neurones dans le domaine de la synthèse des réseaux d'antennes imprimées. Cet intérêt vient de leur capacité d'approximation, d'apprentissage, de modélisation et d'optimisation des modèles non linéaires. Cependant, les réseaux de neurones multicouches à rétropropagation du gradient présentent l'inconvénient de la lenteur due à la phase d'apprentissage, qui dépend du nombre d'entrées et d'exemples utilisés, car pour un nombre important d'éléments, il faut une base de données assez riche.

Un autre inconvénient réside dans l'absence d'une règle générale pour définir l'architecture du réseau de neurones.

Malgré ces inconvénients et une fois l'apprentissage terminé, les réseaux de neurones permettent un gain de temps considérable pour la synthèse des réseaux d'antennes imprimées lors de la phase d'utilisation.

Le réseau de neurones peut être bien entendu construit et enrichi avec des données expérimentales.



CONCLUSION

GENERALE

Conclusion générale

Au cours de cette étude, nous nous sommes intéressés aux réseaux d'antennes imprimées, particulièrement à leur modélisation et optimisation. Dans une première étape, nous avons rappelé les propriétés des réseaux d'antennes par une analyse de leur fonctionnement et une détermination de leurs caractéristiques radioélectriques.

Dans une seconde étape, nous avons développé une approche de synthèse de réseaux d'antennes imprimées en utilisant largement une technique stochastique d'optimisation globale basée sur l'algorithme génétique, capable d'optimiser simultanément plusieurs paramètres électriques et géométriques du réseau. Les méthodes globales restent plus robustes faces à des problèmes complexes avec contraintes et évitent les minima locaux des méthodes déterministes.

A partir du réseau linéaire, cette synthèse a été étendue aux réseaux plans et conformés. Les résultats de synthèse obtenus par simulation montrent le bien fondé de cette approche. Cependant, le choix de la fonction fitness est délicat, car cette dernière représente le paramètre clé de la convergence vers une solution optimale. En effet, cette convergence globale relativement lente, comparée à celle des méthodes déterministes, reste étroitement liée aux paramètres du réseau définissant la fonction fitness et les opérateurs génétiques.

Cette étude nous a conduit à proposer une nouvelle variante de synthèse de réseaux d'antennes imprimées basée cette fois-ci sur un formalisme mathématique de modélisation et d'optimisation utilisant les réseaux de neurones.

L'approche neuronale permet non seulement d'établir des relations analytiques importantes pour la phase d'optimisation, mais aussi une grande flexibilité puisqu'il n'y a aucune restriction quant au nombre de paramètres du système en entrée et en sortie.

Les études comparatives des résultats obtenus par les réseaux de neurones et ceux par l'algorithme génétique, nous ont permis d'effectuer la validation des principes et des algorithmes de synthèse développés.

L'approche neuronale réduit à l'extrême le temps de calcul ou de réponse lors de la phase d'utilisation ou de généralisation. 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.

Ces travaux développés au sein du Laboratoire de Télécommunications nous ont permis d'approfondir et d'enrichir nos recherches, en particulier dans le domaine de la modélisation et de l'optimisation numériques des réseaux d'antennes imprimées avec de nouveaux objectifs qui consistent en l'amélioration des performances de ces réseaux en leur associant des algorithmes puissants (algorithme génétique, réseaux de neurones, ...).

Des perspectives intéressantes peuvent rendre le logiciel réalisé de synthèse et de conception de réseaux d'antennes imprimées à base de l'algorithme génétique et des réseaux de neurones perfectionné et même général.

La première consiste à généraliser ce logiciel à d'autres structures conformées d'antennes imprimées (cylindre, pyramide, sphère, etc...).

La seconde réside dans l'utilisation de l'approche neurogénétique (neurogenetic) qui permet un choix optimal de la topologie du réseau de neurones.

La combinaison d'approches de modélisation et d'optimisation de réseaux d'antennes imprimées par les réseaux de neurones et l'algorithme génétique en tenant compte de l'ensemble des caractéristiques géométriques, électriques et technologique de l'antenne, du réseau et de leur alimentation représente en outre une de nos principales préoccupations à venir.

REFERENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

Références bibliographiques

- [1] BAHL I. J., BHARTIA P., « Microstrip antennas », Artech House, USA, 1980.
- [2] JAMES J. R., HALL P. S., WOOD C., « Microstrip antennas : Theory and design », IEEE, waves series 12 Peter Peregrinus stevenage, United Kingdom, 1981.
- [3] BENDIMERAD 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.
- [4] ROBERT B. « Etude des réseaux d'antennes microrubans et de leurs structures d'alimentation » Rapport de stage de DEA, Université de Nice-Sophia Antipolis, juin 1990.
- [5] STUZMAN W. L., THIELE C., « Antenna theory and design », John Wiley & Sons, 1981.
- [6] DAMIANO J. P., « Contribution à l'étude des antennes microrubans multicouches à éléments superposés ou décalés », Thèse de Docteur es-sciences, Université de Nice-Sophia Antipolis, janvier 1989.
- [7] BOUSAHLA M., « Conception et analyse de structures conformées pour réseaux d'antennes imprimées », Thèse de magister, Université Abou Bekr Belkaïd Tlemcen, juillet 1999.
- [8] GIRARD T., « Réseaux d'antennes imprimées sur des surfaces conformes », Thèse de Docteur de l'Université de Nice-Sophia Antipolis, novembre 1999.
- [9] DJENNAS S.A., « Analyse et synthèse de structures conformées d'antennes imprimées implantées sur des objets de formes diverses », Thèse de Magister en Electronique, Université Abou-Bekr Belkaïd, Tlemcen, décembre 2000.
- [10] BENDIMERAD F. T., CAMBIAGGIO E., PAPIERNIK A., « Méthode non linéaire de synthèse de réseaux d'antennes non périodiques : Application aux antennes microrubans », Annales des télécommunications, 43, N°5-6, pp 265-275., 1988.
- [11] GOLDBERG D. E., « Genetic algorithm search, optimization and machine learning », Addison-wesley 1994.
- [12] HADJ AMARA F. « Réseaux adaptatifs d'antennes à balayage électronique pour systèmes radar. Application aux antennes imprimées », Thèse de Magister, Université Abou Bekr Belkaïd Tlemcen, juin 2000.
- [13] ECLERCY D., REINEIX A., JECKO B., « Optimisation d'une antenne fil-plaque monopolaire par couplage du code différences finies et algorithme génétique », International symposium on antennas, JINA 98, Nice, 1998.

- [30] DEMUTH H., BEALE M., « Neural network toolbox for use with Matlab », Users guide, mathworks, 1997.
- [31] CHEN S. , COWAN C.F.N., GRANT P.M., « Orthogonal leastsquares learning algorithms for Radial Basis Function Networks » IEEE Transactions on neural networks, vol 2, n°2, , pp 302-309, march 1991.
- [32] CRUCIAN, BONE, « Réseaux de neurones et séries chronologiques », Université de Tours.
- [33] HAYKIN S., « Neural networks a comprehensive foundation », Prentice Hall, 1999.
- [34] ANTOGNETTI P., MILUTINOVIC V., « Neural networks concept and implementations » Volume 2, Prentice Hall, 1991.
- [35] KHEMAISSIA S., MORRIS A. S., « Review of artificial neural networks and choice of radial basis function networks for system identification », Technologies avancées, N°6, septembre 1994.
- [36] LOUDJANI A., RAMDANI M., ABBASSI H. A., « Modélisation du processus d'affinage de l'acier par l'approche connexionniste », Conférence internationale SSA2'99, Blida, 1999.
- [37] LIPPMANN R. P., « An introduction to computing with neural nets », IEEE, ASSP magazine, avril 1987.
- [38] MERAD L., MERIAH S.M., BENDIMERAD F.T., « Modélisation et optimisation par les réseaux de neurones de réseaux d'antennes imprimées », Journées des Mathématiques Appliquées, JMA'2000', Blida, 13-14 novembre 2000.
- [39] MIODRAG, MIKAVICA, ALEKSANDAR, NESIC « CAD for linear and planar antenna arrays of various radiating elements », Artech House, Inc, 1992
- [40] VANROOIJ A.J.F, JAIN L.C, JOHNSON R.P, « Neural networks training using genetic algorithms », Serie in machine perception and artificial intelligence – vol 26, world scientific, 1998.

ANNEXE

A

MODELISATION
DE
LA
SOURCE
ELEMENTAIRE

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.

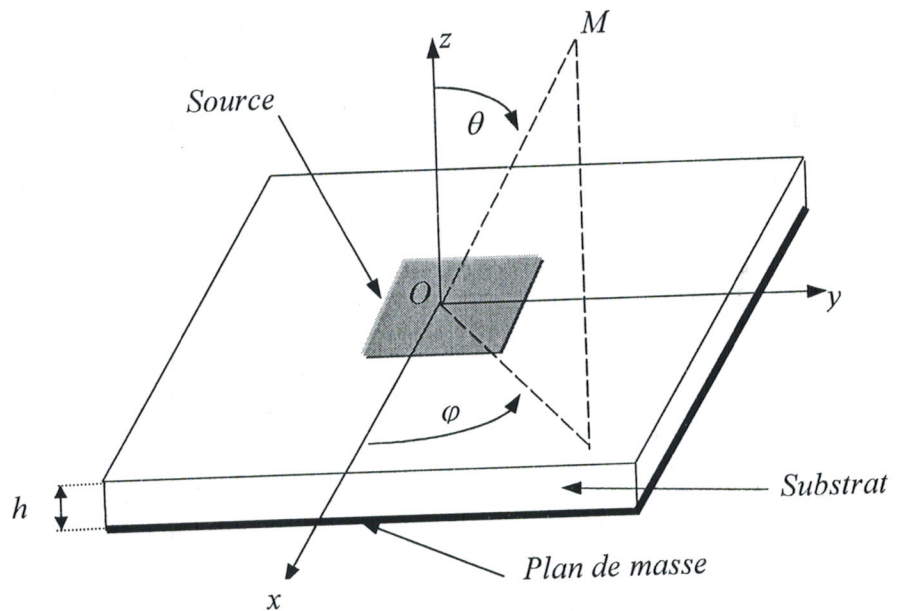


Figure A.1. : Antenne élémentaire carrée.

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 :

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

$$E_\theta(\theta, \phi) = F(\theta) \cdot [\cos\phi \cdot J_x(\theta, \phi) + \sin\phi \cdot J_y(\theta, \phi)] \quad (\text{A.2})$$

$$E_\phi(\theta, \phi) = G(\theta) \cdot [-\sin\phi \cdot J_x(\theta, \phi) + \cos\phi \cdot J_y(\theta, \phi)] \quad (\text{A.3})$$

avec :

$$F(\theta) = \frac{-j\omega\mu_0 T \cdot \cos\phi}{T - j\epsilon_r \cos\theta \cdot \cot g(k_0 T h)} \quad (\text{A.4})$$

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

Les courants de surface se décomposent suivant :

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

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

avec :

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

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_y : largeur de l'antenne.

Les courants I_1 et I_2 sont des grandeurs complexes qui permettent de définir les plans E et H . Si on choisit $I_1 = 1$ (purement réel) et $I_2 = 0$ alors l'élément est polarisé linéairement selon Ox . Ainsi le plan E est le plan xOy alors que le plan H sera le plan yOx . Ceux-ci seront inversés si $I_2 = 1$ et $I_1 = 0$.

ANNEXE

B

**REGLES
D'APPRENTISSAGE**

Règles d'apprentissage pour les réseaux à couches et le réseau de Kohonen

1. Réseau multicouches à rétropropagation du gradient

On considère un réseau de n neurones d'entrées et m neurones de sorties, avec un nombre quelconque de couches cachées [22].

Ces neurones ne sont connectés qu'à des neurones plus en aval.

Les notations utilisées sont :

$X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ est le vecteur des entrées ;

$Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$ est le vecteur des sorties désirées ;

$S = (S_1, S_2, \dots, S_m)$ est le vecteur sorties obtenues ;

g est la fonction d'activation du neurone, g' sa dérivée ;

O_j est la sortie du neurone j ;

I_i est l'entrée du neurone i ;

$e(k)$ est le pas du gradient à l'étape k .

L'erreur commise sur un passage complet de l'ensemble des exemples est :

$$E(w) = \sum_K E^K(w)$$

où $E^K(w)$ est l'erreur commise sur un exemple donné :

$$E^K(w) = (S^K - Y^K)^2 = \sum_{i=1}^m (S_i^K - Y_i^K)^2$$

L'algorithme de rétropropagation consiste à effectuer une descente de gradient sur E .

On effectue une modification de chaque poids après chaque passage d'un exemple K , suivant la formule :

$$w_{ij}(K) = w_{ij}(K-1) - e(K) \cdot \frac{\partial E^K}{\partial w_{ij}}$$

$$\frac{\partial E^K}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E^K}{\partial I_i} \cdot \frac{\partial I_i}{\partial w_{ij}}$$

$$\text{Or } \frac{\partial I_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial (\sum_p w_{ip} \cdot O_p)}{\partial w_{ij}} = O_j$$

L'indice (p) portant sur les neurones appartenant à la couche précédant celle de i , les sorties O_p de ces neurones ne dépendent pas de w_{ij} .

On obtient donc :

$$\frac{\partial E^K}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E^K}{\partial I_i} \cdot O_j$$

Si on prend :

$$d_i = \frac{\partial E^K}{\partial I_i}$$

on aura :

$$\frac{\partial E^K}{\partial w_{ij}} = d_i \cdot O_j$$

et donc :

$$w_{ij}(K) = w_{ij}(K-1) - e(K) \cdot d_i \cdot O_j$$

Pour un neurone i de la couche de sorties, on a :

$$d_i = \frac{\partial (\sum_j (S_j^K - Y_j^K)^2)}{\partial I_i} = 2(S_i^K - Y_i^K) \cdot \frac{\partial S_i^K}{\partial I_i}$$

Car seul S_i^K dépend de I_i

comme $S_i^K = g(I_i)$, il vient :

$$d_i = 2(S_i^K - Y_i^K) \cdot g'(I_i)$$

Pour les neurones des couches cachées : $d_i = \sum_h \frac{\partial E^K}{\partial I_h} \cdot \frac{\partial I_h}{\partial I_i} = \sum_h d_h \cdot \frac{\partial I_h}{\partial I_i}$

où l'indice h porte sur les neurones sur lesquels le neurone i envoie des connexions.

En effet, les entrées des autres neurones ne dépendent pas de I_i . On a donc :

$$d_i = \sum_h d_h \cdot \frac{\partial I_h}{\partial O_i} \cdot \frac{\partial O_i}{\partial I_i}$$

$$\text{or } \frac{\partial I_h}{\partial O_i} = \frac{\partial (\sum_p w_{hp} \cdot O_p)}{\partial O_i} = w_{hi}$$

car p portant sur les neurones envoyant une connexion vers h , ces neurones sont situés sur la même couche que i et donc les O_p ne dépendent pas de O_i (pour $p \neq i$).

Comme de plus $O_j = g(l_j)$, on obtient finalement : $d_i = \sum_h d_h \cdot w_{hi} \cdot g'(l_i)$

Ce qui montre bien que l'erreur est rétropropagée.

La règle de modification des poids à la présentation numéro K de l'exemple X est :

$$w_{ij}(K) = w_{ij}(K-1) - e(K) \cdot d_i \cdot O_j$$

Où l'on a

$$(1) \quad d_i = 2(S_i - Y_i) \cdot g'(l_i) \quad \text{pour la couche de sortie}$$

$$(2) \quad d_i = \sum_h d_h \cdot w_{hi} \cdot g'(l_i) \quad \text{pour les couches cachées}$$

h porte sur les neurones vers lesquels i envoie une connexion.

Algorithmes avancés

Il existe d'autres algorithmes avancés tel que :

- La méthode du « Momentum » proposée par Rumelhart, Hinton et Williams qui permet d'améliorer le temps d'apprentissage du réseau et la stabilité du processus. Cette méthode consiste à ajouter aux variations des poids synaptiques, calculées par la rétropropagation, un terme proportionnel au changement précédent [40] :

$$\Delta w_{ij}(t) = K d_i O_j + \alpha [\Delta w_{ij}(t-1)]$$

$$\text{et } w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \Delta w_{ij}(t)$$

avec α le coefficient de momentum

- Sejnowski et Rosemberg ont proposé une méthode similaire à la précédente telle que :

$$\Delta w_{ij}(t) = (1-\alpha) d_i O_j + \alpha [\Delta w_{ij}(t-1)]$$

$$\text{et } w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + K \Delta w_{ij}(t)$$

avec $\alpha \in [0, 1]$.

Ces deux méthodes ont donné de très bons résultats dans quelques applications.

- Parker a décrit une méthode appelée « rétropropagation du second ordre » pour augmenter la vitesse de convergence de l'algorithme de rétropropagation. Cette méthode utilise la dérivée seconde de la fonction d'activation pour le calcul de la variation des poids.
- Les méthodes de Quasi-Newton et de Levenberg Marquardt profitent de l'information de la dérivée seconde, en ^{calculant} _{approximant} la matrice Hessienne [30] :

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) - (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e$$

avec : H est la matrice Hessienne : $H = J^T J$

e est le vecteur d'erreur

J est la matrice jacobienne première dérivée de l'erreur

μ est un scalaire, I matrice identité

si $\mu = 0$, il s'agit de la méthode de Newton

si μ augmente, il s'agit de la méthode du gradient



2. Réseau à couches RBF

L'algorithme comprend deux étapes [33] :

- Algorithme de sélection des centres (algorithme des K -moyennes)
- Algorithme de détermination des poids (méthode LMS)

Algorithme des k -moyennes

Soit m_l le nombre de fonctions RBF, et $C_k(n)_{k=1}^{m_l}$ 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 :

$$k(x) = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \|x(n) - C_k(n)\|, \quad k = 1, m_l$$

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

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

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

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 .

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

$$\hat{w}(n+1) = \hat{w}(n) + \eta x(n)e(n)$$

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

3. Réseau de Kohonen

Règle d'apprentissage

L'apprentissage dans le modèle de Kohonen comprend deux étapes[22]:

- Première étape : On cherche le neurone de la couche de sortie qui correspond au vecteur (signal) d'entrée. Pour cela, on compare les poids des connexions reliant chaque neurone de la couche de sortie aux neurones de la couche d'entrée et on choisit celui qui ressemble le plus au vecteur d'entrée.
- Deuxième étape : Autour du neurone c sélectionné dans la première étape, on définit un voisinage V_c qui est un disque centré sur C .

Les connexions sont ajustées comme suit :

$$W_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + k(t) (e_i - w_{ij}) \text{ pour un neurone } i \text{ qui appartient à } V_c$$

$$W_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) \text{ pour les neurones qui n'appartiennent pas à } V_c$$

Selon Kohonen, le voisinage V_c du neurone c doit être choisi assez large au début de l'apprentissage pour le rétrécir par la suite. De même, il faut choisir pour $k(t)$ une fonction décroissante en fonction du temps à fin d'assurer la convergence.

ANNEXE

C

LOGICIEL DE
SYNTHESE DE
RESEAUX
D'ANTENNES
IMPRIMEES



1. Structure du logiciel Neuro-Lac

Le logiciel Neuro-Lac est conçu autour d'une interface utilitaire graphique développée par le logiciel Matlab en utilisant l'interface Guide [26], de ce fait un nombre d'outils constituant le logiciel ont été mis en place, qui en se complétant, permettant la gestion graphique de toutes les tâches assignées à ce logiciel, comme les objets « menu déroulants », Menu popup et les fenêtres de différents types.

Le logiciel Neuro-Lac permet la synthèse des réseaux d'antennes imprimées par les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones à partir d'un gabarit imposé par l'utilisateur ou uniquement à partir du niveau maximum de lobes secondaires.

La synthèse est faite par action sur l'amplitude et/ou phase d'alimentation et/ou la répartition spatiale des sources selon le choix de l'utilisateur.

2. Hiérarchie du menu fonctionnel de Neuro-Lac

Le logiciel Neuro-Lac se base sur un menu fonctionnel composé de neuf options principales à travers lesquelles l'accès aux fonctions internes est possible par un simple click sur la souris

La figure C.1 représente le menu principal du logiciel

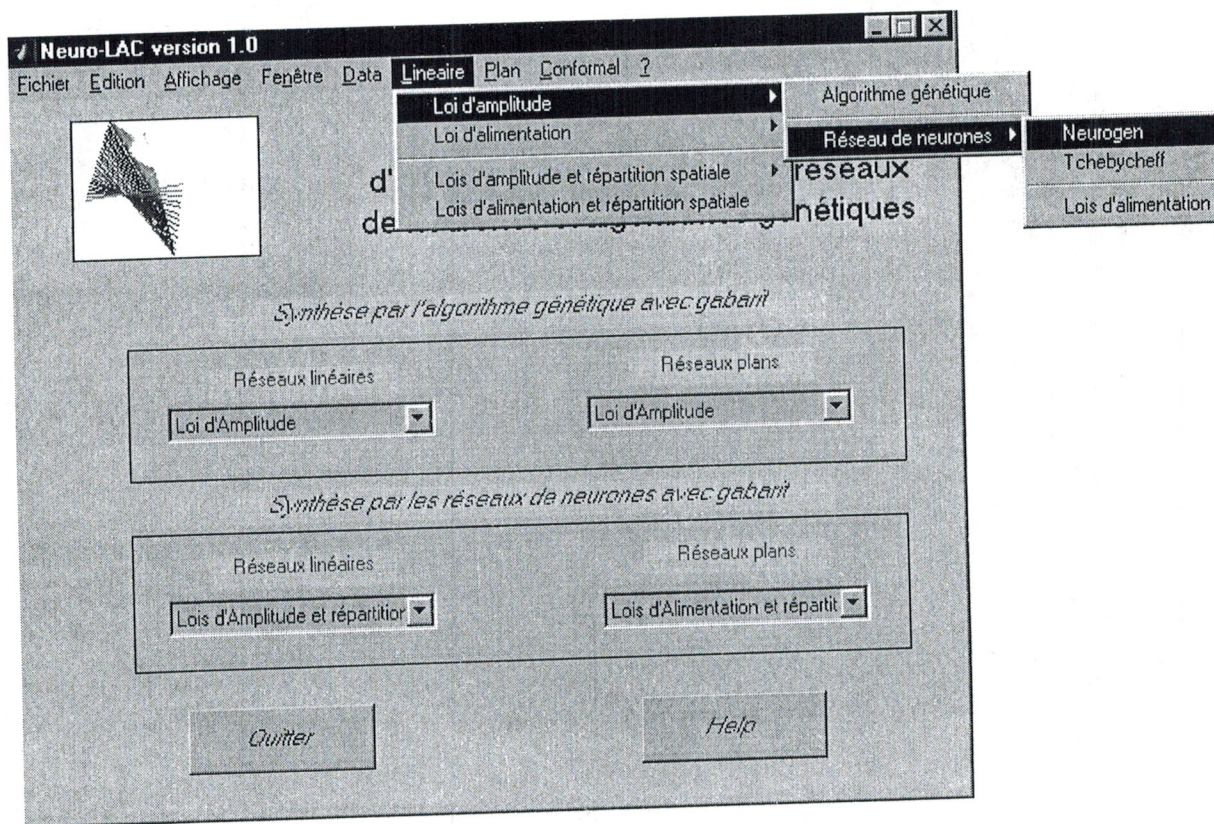


Figure C.1 : Ecran de Neuro-Lac avec Menu ouvert à l'option Linéaire

L'option Linéaire et Plan permettent d'optimiser différents type de synthèse en tenant compte uniquement du niveau maximum de lobes secondaires.

Un click sur l'option lois d'alimentation et répartition spatiale génère la fenêtre suivante (figure C.2) :

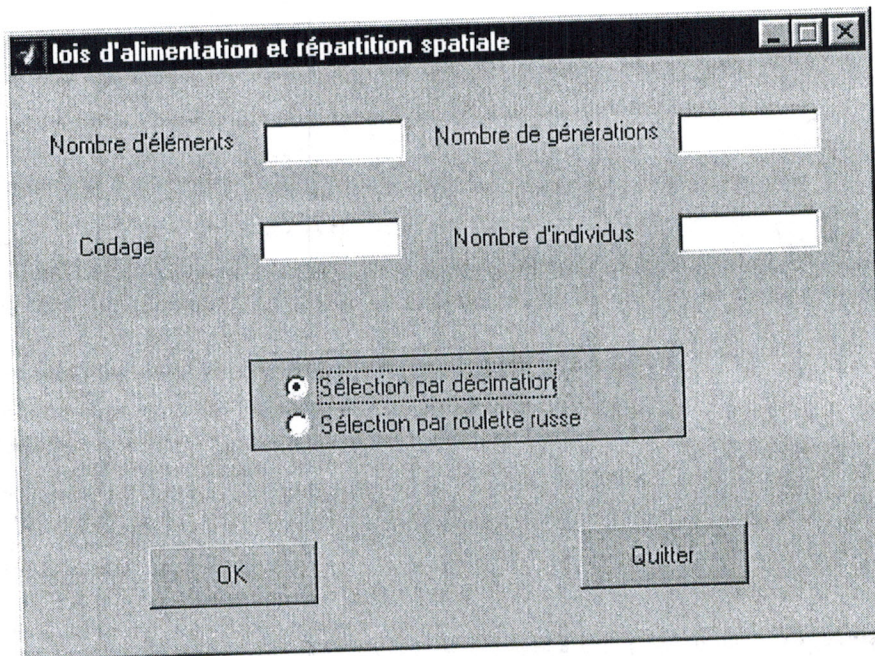


Figure C.2 : Fenêtre de simulation par AG par action sur les lois d'alimentation et répartition spatiale

Le bouton OK permet de lancer la simulation, visualiser le diagramme de rayonnement et d'afficher les loi d'alimentations (amplitude et phase) et répartition spatiale correspondantes.

L'option Data du menu principal permet d'introduire les données du patch (figure C.3) et de changer la couleur du tracé.

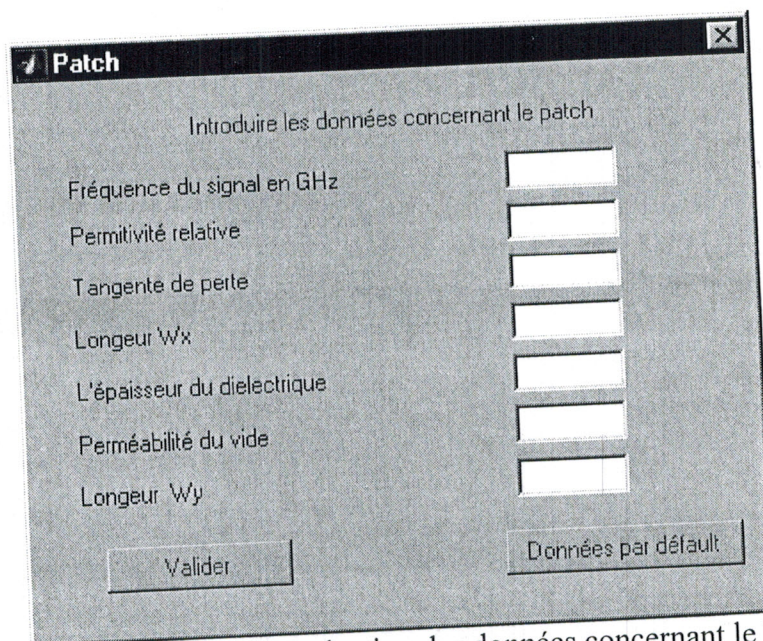


Figure C.3 : Fenêtre d'introduction des données concernant le Patch

L'option Neurogen permet de lancer la simulation par AG avec un modèle d'analyse par les RNA (figure C.4) dans le cas d'un réseau linéaire.

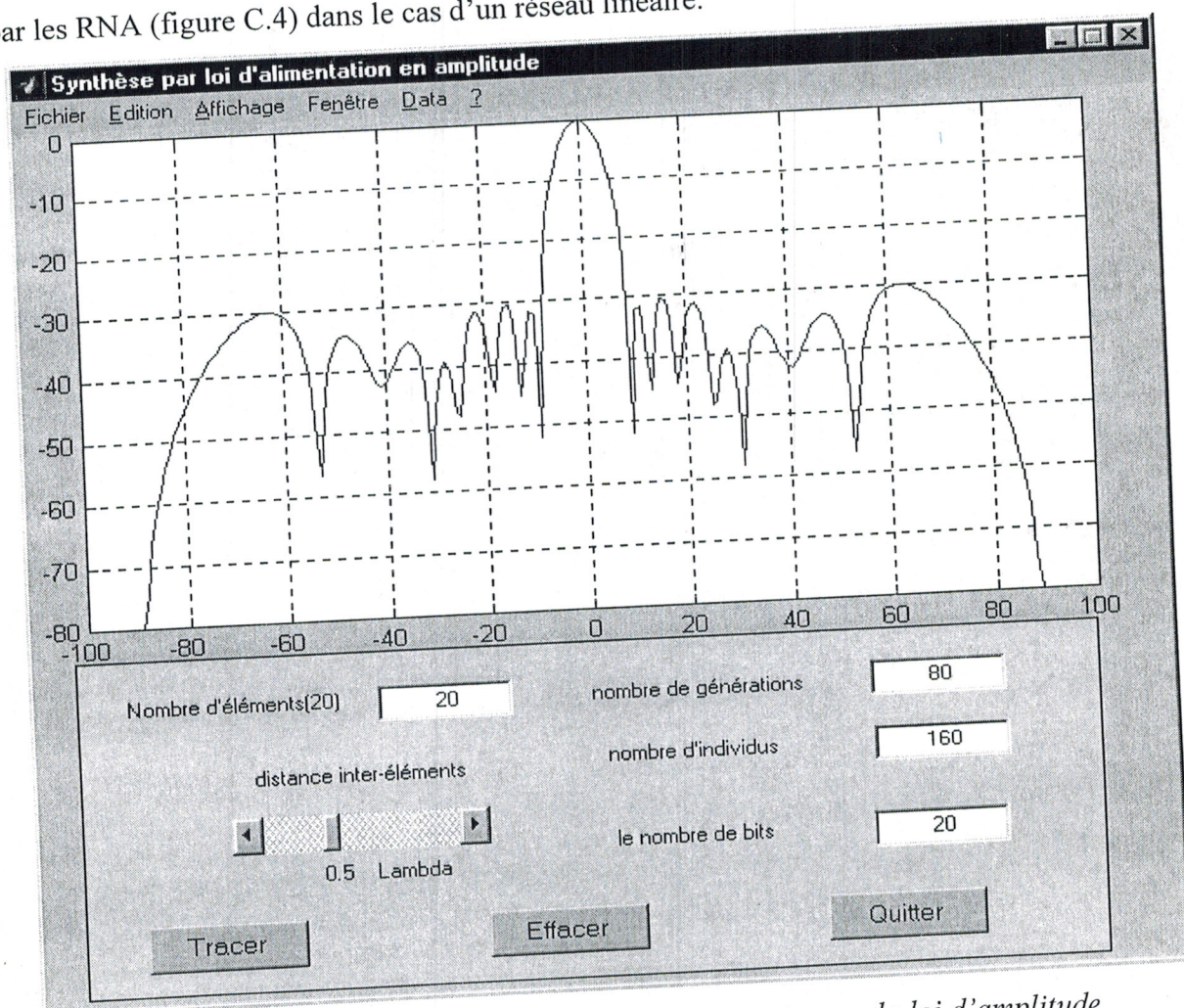


Figure C.4 : Fenêtre de simulation par AG avec action sur la loi d'amplitude

Le help du logiciel est réalisé par le logiciel HELPSCRIBLE.