

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE MENTOURI CONSTANTINE  
INSTITUT D'ELECTRONIQUE**

N° d'ordre :.....

Série :.....

**THESE**

Présentée pour obtenir le diplôme de Magister

**Optique, hyperfréquences et microélectronique**

**OPTION**

**Hyperfréquences**

**PAR**

**ERREDIR CHAHRAZED**

***Optimisation De Filtres  
En Guide d'ondes Cylindriques Métalliques  
Creux En Utilisant Les Réseaux De Neurones***

*Soutenue Le : /06/2009*

**Devant le jury :**

|                            |                            |   |
|----------------------------|----------------------------|---|
| <b><u>Président :</u></b>  | <b>Benslama Malek</b>      | <b>Professeur Université de Constantine</b> |
| <b><u>Rapporteur :</u></b> | <b>Riabi Mohamed Lahdi</b> | <b>Professeur Université de Constantine</b> |
| <b><u>Examineurs :</u></b> | <b>Belarbi Khaled</b>      | <b>Professeur Université de Constantine</b> |
|                            | <b>Chaabi Abdelhafid</b>   | <b>Professeur Université de Constantine</b> |

## *Dédicaces*

*A mes parent*

*A mes frères*

*A mon mari*

*A toute ma famille*

*A mes amis et collègues*

*Chahrazed*

## ***Remerciements***

Je tiens à remercier avant tout Dieu pour la volonté, la santé et la patience qu'il m'a donné durant toutes ces longues années pour pouvoir accomplir ce travail.

Mes remerciements les plus sincères sont adressés à mon encadreur Monsieur le Professeur Mohamed Lahdi Riabi, qui m'a bien orienté dans mon travail.

A tous ceux qui m'ont aidé à réaliser cette thèse, et en particulier Mlle Thabet Rawdha.

Mes remerciements vont également à Monsieur Mal ek Benslama Professeur à l'université de Constantine, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider le jury de cette thèse.

Je remercie également, Monsieur Abdelhafid Chaabi professeur de l'université de Constantine et Monsieur Khaled Belarbi professeur de l'université de Constantine, qui ont bien voulu accepter de faire partie du jury.

# **SOMMAIRE**

## SOMMAIRE

---

### INTRODUCTION GENERALE

#### **CHAPITRE 1**

#### **LES DISCONTINUITES UNI-AXIALES**

|  |    |
|--|----|
| I-Introduction .....   | 1  |
| II- Méthodes de modélisation .....   | 1  |
| III - Caractérisation des discontinuités uni - axiales entre guides rectangulaires ..... | 2  |
| III.1 Analyse de simples discontinuités entre guides d'ondes rectangulaires homogènes... | 5  |
| III.2 Analyse d'une double discontinuité entre guides d'ondes rectangulaires homogènes . | 9  |
| IV -La technique de Raccordement Modal .....   | 10 |
| IV.1-Définition.....   | 10 |
| IV.2-Principe de la méthode .....  | 10 |
| IV.3- Principe de la modélisation et détermination du schéma équivalent électrique ..... | 11 |
| V- L'application des discontinuités uni - axiales.....                                   | 12 |
| V.1- Filtrage.....   | 12 |
| V.1.1- Définition du filtrage micro- ondes .....   | 12 |
| V.1.2- Caractérisation des obstacles dans les guides d'onde rectangulaires .....         | 13 |
| V.2- Adaptation.....   | 14 |
| V.2.1- Définition du transformateur .....  | 14 |
| VI- Conclusion .....   | 15 |

#### **CHAPITRE 2**

#### **GENERALITES SUR LES METHODES D'OPTIMISATION**

|  |    |
|--|----|
| I- Introduction.....   | 16 |
| II- Généralisation des définitions .....                       | 17 |
| III- Voisinage et transformation élémentaire .....             | 17 |
| IV- Méthodes de modélisation et d'optimisation .....           | 18 |
| IV.1- Quelques méthodes classiques d'optimisation locale ..... | 18 |
| IV.1.1- Recherche aléatoire (méthode de Monte -Carlo).....     | 18 |
| IV.1.2- Amélioration itérative (méthode de la descente) .....  | 19 |
| IV.1.3 Méthode du polytope de Nelder -Mead.....                | 19 |

## SOMMAIRE

---

|   |    |
|---|----|
| IV.1.4- Les méthodes d'optimisation hybride classique .....       | 21 |
| IV.2-Les méthodes d'optimisation globale .....                    | 22 |
| IV.2.1 - Classification des méthodes d'optimisation globale ..... | 22 |
| IV.2.2 Les principales métaheuristiques modernes .....            | 24 |
| IV.2.2.1- La méthode de recherche tabou .....                     | 25 |
| IV.2.2.2-La méthode du recuit simulé .....                        | 25 |
| IV.2.2.3- L'algorithme génétique .....                            | 27 |

### CHAPITRE 3

#### LES RESEAUX DE NEURONES

|  |    |
|--|----|
| I- Introduction .....  | 29 |
| II- Historique .....   | 29 |
| III- Définition .....  | 30 |
| IV- Les types de réseaux de neurones .....   | 32 |
| IV.1- Réseaux non boucles .....  | 32 |
| IV.2 Réseaux boucles (entièrement connectés) .....                                 | 33 |
| V- Architectures de réseaux de neurones .....                                      | 33 |
| V.1- Le perceptron .....   | 34 |
| V.2- Le perceptron multicouche (PMC) .....   | 35 |
| V.3- Fonction radiale de base (RBF NN) .....                                       | 38 |
| VI.3.1- Stratégies d'étude de réseau de neurones de fonction radiale de base ..... | 39 |
| VI.3.2- L'algorithme de réseau de neurones de la fonction radial de base .....     | 41 |
| V.4- Réseaux de neurones récurrents .....  | 42 |
| VI - L'apprentissage .....   | 43 |
| VI.1- Apprentissage supervisé .....  | 44 |
| VI.2- Apprentissage non supervisé .....  | 44 |
| VI.3- Les Algorithmes d'apprentissage (Algorithme Formation) .....                 | 44 |
| VII- Conclusion .....  | 48 |

# SOMMAIRE

---

## CHAPITRE 4

### **Optimisation de filtre et transformateur en guide d'onde rectangulaire à l'aide des réseaux de neurones**

|  |     |
|--|-----|
| I- Introduction .....                    | 4 9 |
| II- La matrice S .....                   | 4 9 |
| III. Méthode D'optimisation .....        | 50  |
| III.1- Etude de problème .....           | 5 1 |
| III.2- Méthode Des moindres carrés ..... | 5 3 |
| V. Les étapes d'optimisation .....       | 5 3 |
| VI- L'application .....                  | 5 6 |
| VI.1-les system micro –onde .....        | 56  |
| CONCLUSION GENERALE                      |     |
| BIBLIOGRAPHIE                            |     |

# **INTRODUCTION GENERALE**



## INTRODUCTION GENERALE

---

### INTRODUCTION GENERALE

Les discontinuités jouent un rôle important dans la technologie micro-onde aussi bien dans les circuits réalisés en guides d'ondes que dans les circuits planaires. Etant à la base de la conception de nombreux composants et systèmes micro-ondes tels que les adaptateurs, les circuits résonnants, les filtres ainsi que les divers autres circuits couplés.

Pour faire l'optimisation de ces composants et de ces systèmes nous avons besoin d'une méthode simple et plus rapide pour la caractérisation et la conception de ce genre de discontinuités. Les réseaux de neurones sont des moyens rapides et efficaces pour optimiser les dispositifs électromagnétiques complexes.

Les RN ont été utilisés dans l'électromagnétisme informatique dans les années 90, et depuis cette époque, leur application typique a été associée à la représentation de réseaux et le traitement de leurs caractéristiques physique / électrique.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) représentent récemment comme outil rapide et flexible pour la modélisation et l'optimisation des systèmes micro-ondes. Les capacités d'étude et de généralisation, les dispositifs rapides d'opération en temps réel ont rendu ANN populaire dans la dernière décennie. Le processus du développement du modèle de neurone n'est pas insignifiant et n'implique pas beaucoup d'issues critiques telles que la génération de données, la graduation, la formation de réseau de neurones, etc...La généralisation de l'utilisation des réseaux de neurones est relativement nouveau à la communauté de micro-onde. Ainsi, des composants micro-ondes tels que les antennes plaques par exemple ont été conçues avec précision par l'utilisation d'ANN. Dans ces applications, ANN ont des formes fonctionnelles plus générales qui sont habituellement meilleures que les techniques classiques, et fournissent la simplicité dans l'opération en temps réel.

L'objet de notre travail est de faire l'optimisation de quelques transitions en guides d'onde rectangulaires métalliques (filtres, transformateurs) à l'aide de réseau de neurones (RN). En utilisant la méthode de raccordement modal (TRM) comme technique de simulation de base associée de réseau de neurones (RN), les entrées de réseau sont les paramètres géométriques, et les sorties de réseau sont les paramètres de différentions  $S_{ij}$ .

## INTRODUCTION GENERALE

---

Nous pouvons organiser notre thèse en quatre chapitres :

- Le premier Chapitre donne un aperçu assez général sur les discontinuités uni -axiales en guide d'onde rectangulaire, et leur application en micro - ondes (filtrage, adaptation).
- Dans le second chapitre, une généralisation sur les méthodes d'optimisation habituellement utilisées en électromagnétisme est donnée.
- Le troisième chapitre est une étude assez détaillée sur les réseaux de neurones en vue de leur adoption dans l'optimisation des structures que nous traitons dans le chapitre suivant.
- Enfin le quatrième et dernier chapitre est le volet purement numérique où sont présentés les résultats de la simulation des filtres et de transformateurs en guide modélisés par la méthode de raccordement modal, et l'optimisation est réalisée à l'aide des réseaux de neurones.

## *Chapitre I*

# Les discontinuités Uni-axiales

## I- Introduction :

L'étude des discontinuités d'un système guidant (lignes de transmission, circuits planaires, guides d'onde...) est un domaine fondamental de l'étude des hyperfréquences. En effet, c'est une des caractéristiques des très hautes fréquences, une discontinuité provoque une diffraction de l'onde électromagnétique, et c'est la conséquence de ce phénomène qu'il convient de modéliser. L'onde diffractée dépend de nombreux paramètres [1]: nature de l'excitation, forme géométrique de la discontinuité, présence de discontinuités voisines .

Par discontinuité ,nous désignerons toute modification intervenant dans une structure guidante, telle que le changement de géométrie, de direction de propagation ou des paramètres physiques (permittivité, perméabilité) qui affecte la symétrie de translation de la structure de guidage. Les discontinuités uni-axiales sont des discontinuités rencontrées dans les guides ayant une direction de propagation commune.

## II- Méthodes de modélisation :

De nombreuses méthodes ont été utilisées pour modéliser les discontinuités dans les guides d'ondes. Ces méthodes peuvent être classées en deux types [2] :

- ❖ les méthodes analytiques : Elles sont les plus anciennes et remontent aux années 50 - 60. Parmi ces méthodes, on peut citer les méthodes de transformations conformes qui ont permis de caractériser les structures planaires dans les cas statique et quasi -statique et les techniques variationnelles de Collin.

- ❖ les méthodes numériques qui peuvent être réparties en deux familles :

- les méthodes différentielles, basées sur la discrétisation dans l'espace de l'équation d'Helmholtz. Plus précises et plus générales, elles conduisent à la résolution d'un système d'équations linéaires. C'est le cas de la méthode des éléments finis, de la méthode de différences finies de la TLM (transmission line matrix method). Leur inconvénient majeur est l'utilisation d'un nombre élevé d'éléments de maillage ;

➤ les méthodes intégrales qui permettent de déterminer la distribution des courants ou des champs électriques sur les surfaces de discontinuité de la structure. Toutes les conditions aux limites et de bord sont intégrées dans la formulation. Les calculs sont en général conduits d'abord analytiquement avant de faire l'objet d'un traitement numérique, ce qui réduit considérablement le temps de calcul par rapport aux méthodes différentielles. Les équations intégrales sont généralement résolues par la méthode des moments.

La validité de ces méthodes dépend du domaine de fréquences, de la précision recherchée et de l'approche adoptée. Deux approches ont été souvent utilisées pour modéliser les discontinuités :

➤ l'approche du modèle du circuit équivalent, basée sur une approximation quasi statique du champ et l'utilisation du principe variationnel. Cette approche ne permet pas d'analyser avec précision les grandes discontinuités. De plus dans ce modèle, seul, le mode fondamental est pris en compte.

➤ l'approche de la technique de raccordement modal (TRM) [3] : C'est une approche plus précise qui tient compte de l'ensemble des modes à l'intérieur de la structure guidante. Dans cette représentation, les champs électromagnétiques de part et d'autre de la discontinuité sont développés sur la base des modes propres des guides et l'application des conditions de continuité des composantes tangentielles des champs électriques et magnétiques, combinée à la méthode des moments conduit à un système matriciel qui permet de déterminer les amplitudes des champs tangentiels au niveau de la jonction. Naturellement la connaissance des champs électromagnétiques à l'intérieur des guides découle sur la caractérisation de la discontinuité en terme de coefficient de réflexion et de transmission.

### III - Caractérisation des discontinuités uni - axiales entre guides rectangulaires

Considérons une structure présentant une discontinuité sans pertes dans le sens de propagation ainsi que le montre la figure 1.1.

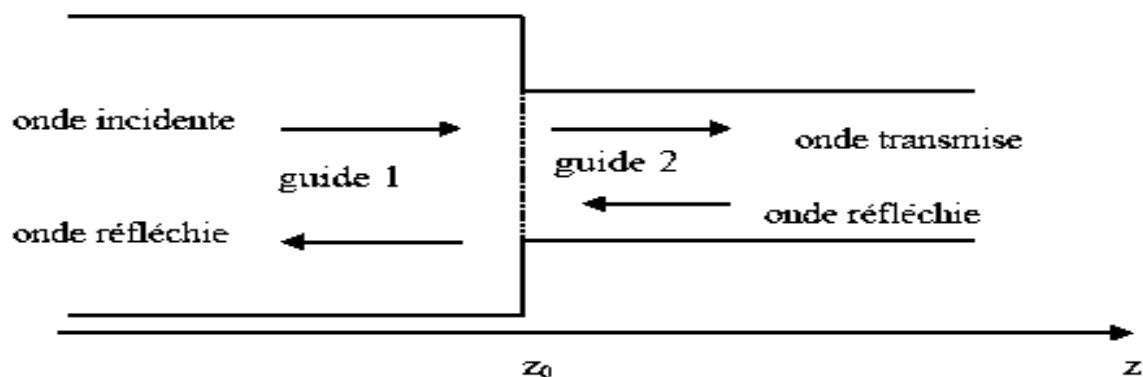


Figure 1.1 : Discontinuité entre guides d'ondes

L'application des méthodes dérivées de la TRM nécessite la connaissance des bases des champs électromagnétiques à l'intérieur des guides situés de part et d'autre de la discontinuité. Dans le cas des guides rectangulaires homogènes et uniformes suivant la direction de propagation (ici  $Oz$ ) de la figure 1.2, les champs électromagnétiques peuvent se décomposer en modes transverse électrique TE et transverse magnétique TM. Les expressions classiques des fonctions de base de ces modes sont analytiques et sont disponibles dans la littérature. Pour le cas d'un guide de largeur  $a$  et de hauteur  $b$  dont l'origine des axes coïncide avec un coin de la section droite du rectangle.

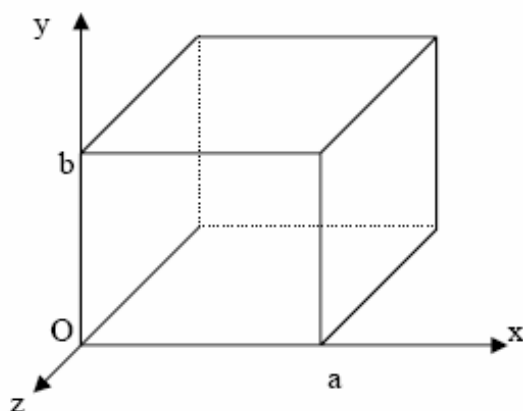


Figure 1.2 : Guide d'ondes rectangulaire homogène

-Modes  $TE_{mn}$  :

$$\vec{E} \begin{cases} e_x = \frac{\sqrt{\varepsilon_m \varepsilon_n} n\pi}{K_{mn} b} \cos\left(\frac{m\pi}{a} x\right) \sin\left(\frac{n\pi}{b} y\right) \\ e_y = \frac{\sqrt{\varepsilon_m \varepsilon_n} m\pi}{K_{mn} a} \sin\left(\frac{m\pi}{a} x\right) \cos\left(\frac{n\pi}{b} y\right) \\ e_z = 0 \end{cases} \quad (1.1)$$

$$\vec{H} \begin{cases} h_x = y_{mn} \frac{\sqrt{\varepsilon_m \varepsilon_n} m\pi}{a K_{mn} a} \sin\left(\frac{m\pi}{a} x\right) \cos\left(\frac{n\pi}{b} y\right) \\ h_y = y_{mn} \frac{\sqrt{\varepsilon_m \varepsilon_n} m\pi}{b K_{mn} b} \cos\left(\frac{m\pi}{a} x\right) \sin\left(\frac{n\pi}{b} y\right) \\ h_z = -\gamma_{mn} \frac{\sqrt{\varepsilon_m \varepsilon_n}}{ab} K_{mn} \cos\left(\frac{m\pi}{a} x\right) \cos\left(\frac{n\pi}{b} y\right) \end{cases} \quad (1.2)$$

$$m=0, 1, \dots \quad \varepsilon_m = \begin{cases} 1 & \text{si } m=0 \\ 2 & \text{si } m \neq 0 \end{cases}$$

$m$  et  $n$  ne pouvant être tous les deux nuls à la fois.

$$\text{Avec } \gamma_{mn} = \sqrt{\left(\frac{m\pi}{a}\right)^2 + \left(\frac{n\pi}{b}\right)^2 - K_0^2} \quad (1.3)$$

$$\text{Et } y_{mn} = \frac{\gamma_{mn}}{K_0} \quad (1.4)$$

$K_0$  est la constante de propagation dans l'espace libre,  $\gamma_{mn}$  la constante de propagation et  $Y_{mn}$ , l'admittance réduite associées au mode  $(m, n)$  dans le guide et,  $K_{mn}$  est la constante de normation des champs du mode  $(m, n)$  définie par :

$$K_{mn} = \sqrt{ab \left[ \left(\frac{m\pi}{a}\right)^2 + \left(\frac{n\pi}{b}\right)^2 \right]} \quad (1.5)$$

**-Modes TM<sub>mn</sub> :**

$$\vec{E} \begin{cases} e_x = -\frac{2m\pi}{aK_{mn}} \cos\left(\frac{m\pi}{a}x\right) \sin\left(\frac{n\pi}{b}y\right) \\ e_y = -\frac{2n\pi}{bK_{mn}} \sin\left(\frac{m\pi}{a}x\right) \cos\left(\frac{n\pi}{b}y\right) \\ e_z = -\frac{K_{mn}}{ab\gamma_{mn}} \sin\left(\frac{m\pi}{a}x\right) \sin\left(\frac{n\pi}{b}y\right) \end{cases} \quad (1.6)$$

$$\vec{H} \begin{cases} h_x = y_{mn} \frac{2}{K_{mn}} \frac{n\pi}{b} \sin\left(\frac{m\pi}{a}x\right) \cos\left(\frac{n\pi}{b}y\right) \\ h_y = y_{mn} \frac{2}{K_{mn}} \frac{m\pi}{a} \cos\left(\frac{m\pi}{a}x\right) \sin\left(\frac{n\pi}{b}y\right) \\ h_z = 0 \end{cases} \quad (1.7)$$

$$m=1,2,\dots \quad n=1,2,\dots$$

$$\text{avec } y_{mn} = \frac{K_0}{\gamma_{mn}} \quad (1.8)$$

L'admittance du mode (m, n)

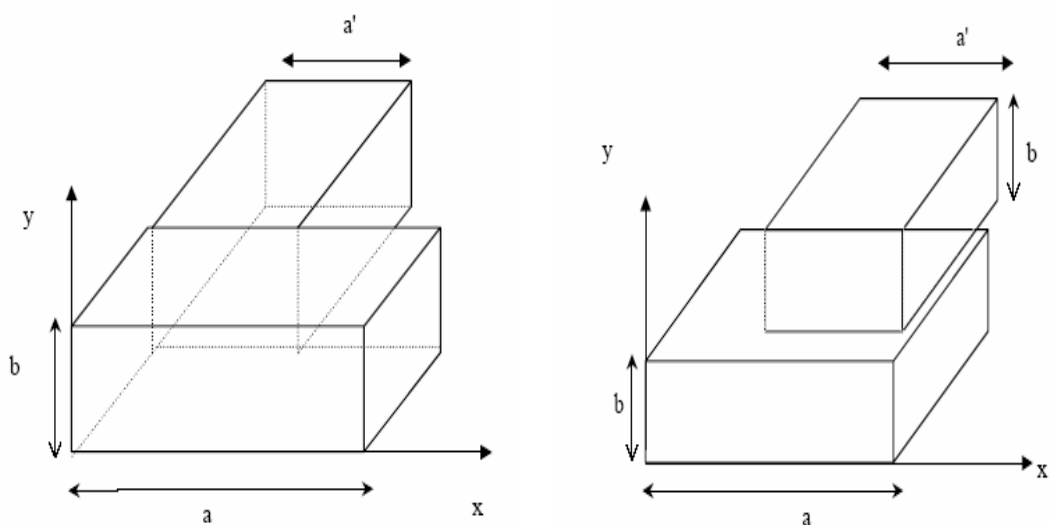
### III.1 Analyse de simples discontinuités entre guides d'ondes rectangulaires homogènes

Dans ce paragraphe, nous allons analyser des discontinuités entre guides rectangulaires vides. Les discontinuités abordées ici peuvent être classées en trois types :

#### 1-les discontinuités plan H :

Ces discontinuités surviennent lorsque les deux guides formant la discontinuité ont des largeurs différentes. Au niveau de la jonction des deux guides, il y a réduction ou élargissement de la largeur du guide (figure 1.3 (a-b)).



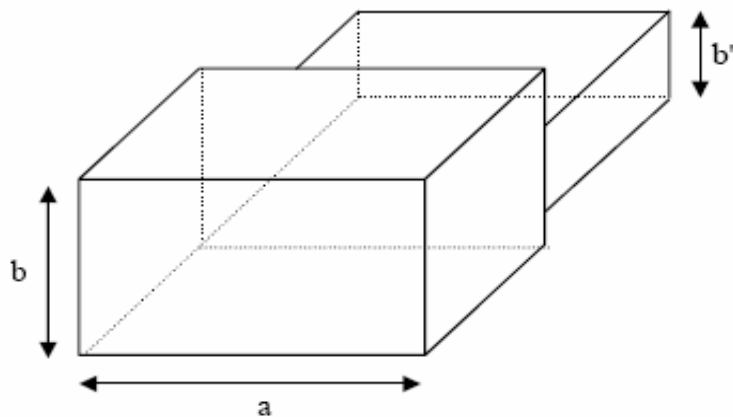


**Fig1.3.a** : Simple discontinuité guide rectangulaire -guide rectangulaire

**Fig1.3.b** : Jonction inductive entre deux guides d'ondes rectangulaires

## 2- les discontinuités plan E :

Elles surviennent lorsque les deux guides formant la discontinuité ont des hauteurs différentes. Au passage de la jonction il y a réduction ou élargissement de la hauteur du guide (figure 1.4).



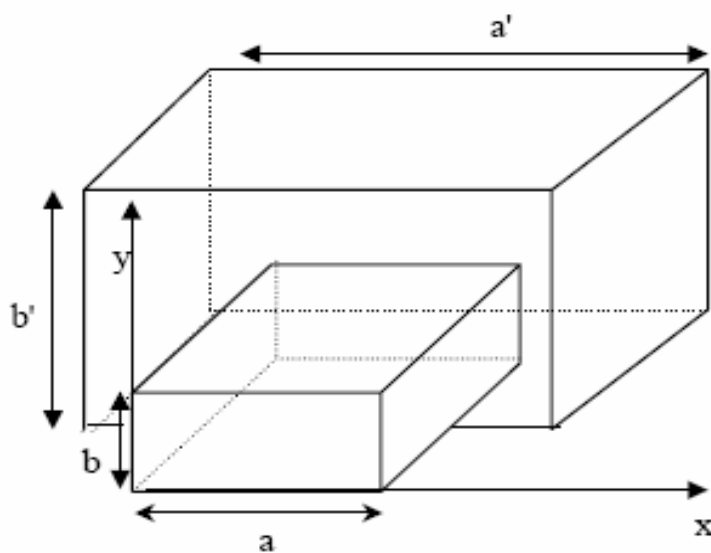
**Fig1.4** : Simple discontinuité plan E guide rectangulaire -guide rectangulaire

### 3- les discontinuités plan E et plan H :

Elle se traduisent par une réduction ou un élargissement de la section du guide pour les guides concentriques ou plus généralement par un décalage par rapport à  $x$  et/ou  $y$  de l'un des guides pour les guides non concentriques. Dans cette section nous allons caractériser deux types de discontinuités simples planE-planH.

#### a) discontinuité entre guides rectangulaires concentriques :

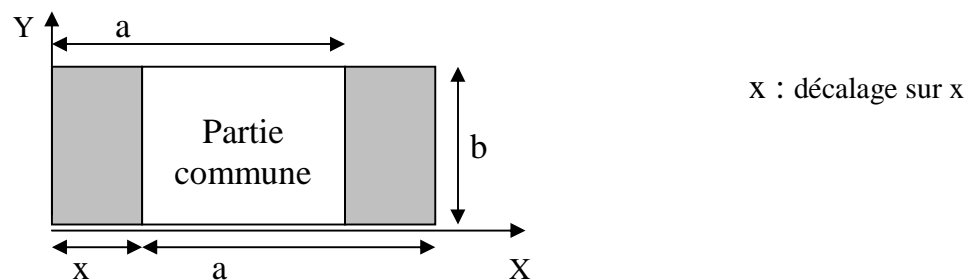
Un exemple de ce type de discontinuités est présenté à la figure 1.5. C'est le cas d'une discontinuité entre guides uni-axiaux avec élargissement de la section du guide.



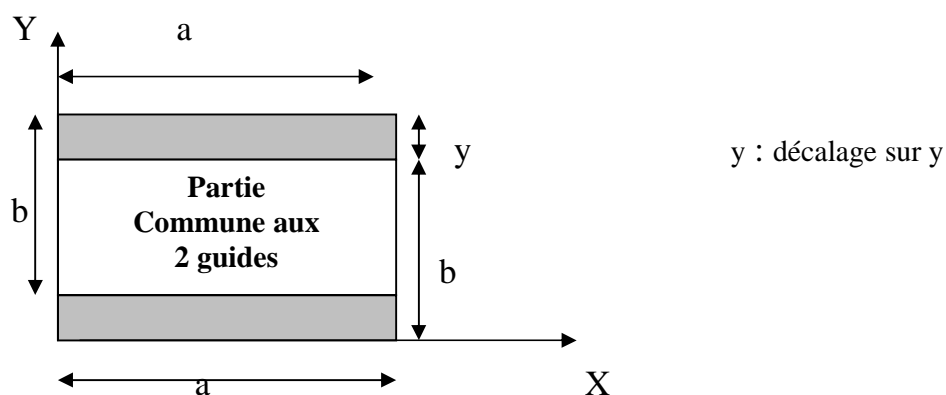
**Fig1.5:** Discontinuité entre deux guides rectangulaires concentriques

#### b) discontinuités entre guides rectangulaires non concentriques :

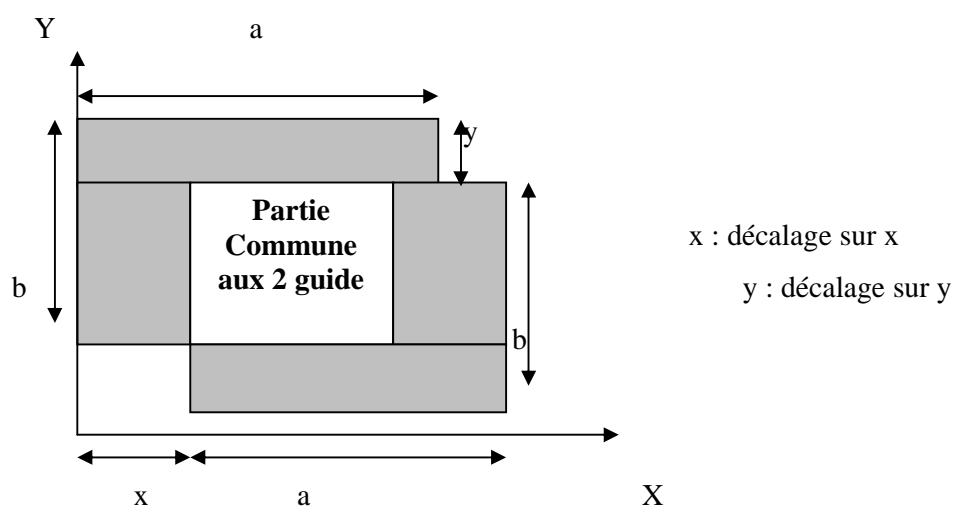
Pour ce type de discontinuité, les deux guides formant la jonction ne sont pas concentriques mais excentrés. L'un des guides est décalé soit par rapport  $x$ , soit par rapport à  $y$  ou par rapport à  $x$  et  $y$  à la fois. Les discontinuités résultantes sont illustrées dans le plan de la section droite à la figure 1.6 dans le cas des guides de mêmes sections.



**Figure 1.6 a :** Discontinuité entre guides rectangulaires décalés par rapport à x ou fenêtre inductive.



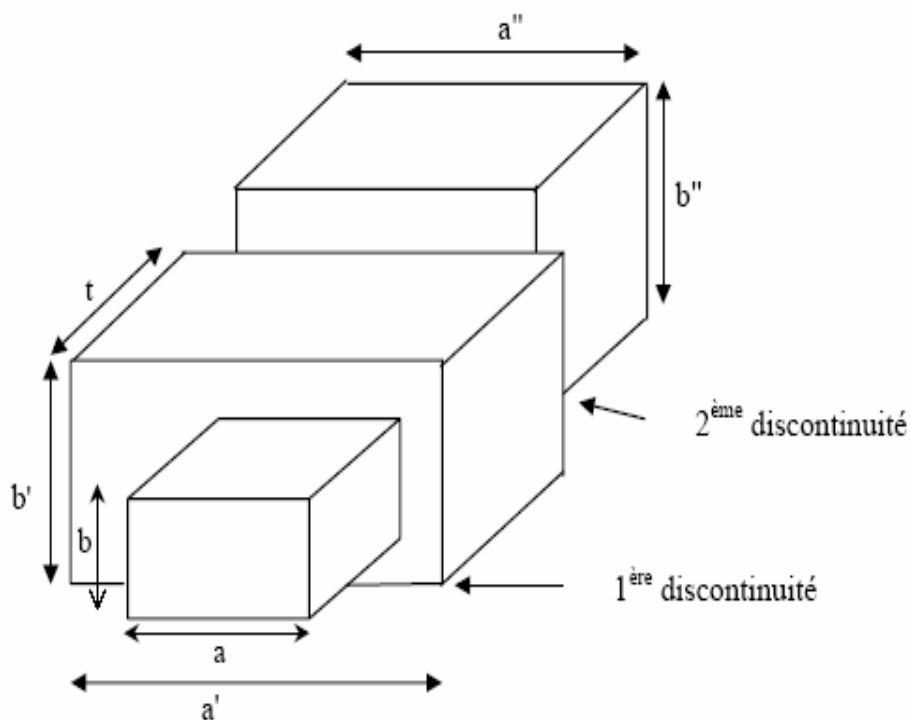
**Figure 1.6 b :** Discontinuité entre guides rectangulaires décalés par rapport à y ou fenêtre capacitive



**Figure 1.6 c :** Discontinuité entre guides rectangulaires décalés par rapport à x et y

### III.2 Analyse d'une double discontinuité entre guides d'ondes rectangulaires homogènes

L'étude d'une double discontinuité formée par la mise en cascade de trois guides rectangulaires uni-axiaux (figure 1.7) va nous permettre de mettre en évidence l'efficacité de la nouvelle formulation variationnelle multimodale.



**Figure 1.7 :** Double discontinuité guide rectangulaire-guide rectangulaire.

En effet, dans les méthodes classiques basés sur la TRM, la matrice de diffraction de la structure est obtenue en chaînant de proche en proche les matrices de diffraction individuelles des discontinuités séparées entre elles par des sections de guides intermédiaires. Ici, cette matrice de diffraction est déterminée directement en calculant la matrice impédance de l'ensemble de la structure. Dans ce processus de calcul tous les modes du guide intermédiaire sont pris en compte.

---

## IV -La technique de Raccordement Modal :

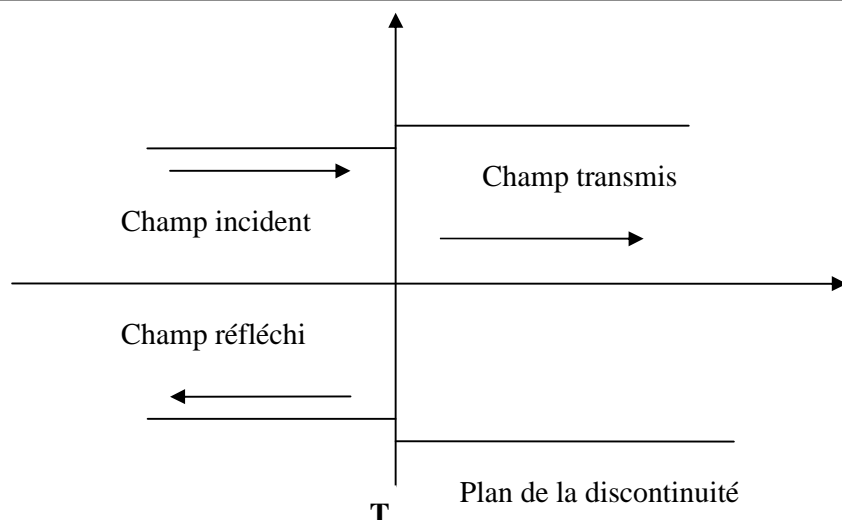
### IV.1- Définition :

La méthode de raccordement modal (analyse modale) est une des méthodes les plus fréquemment utilisées dans la formulation des problèmes aux limites. En générale, cette technique est appliquée quand la géométrie de la structure peut être identifiée à une jonction de deux ou plusieurs régions où chacune application à un système de coordonnées séparées. Cette méthode a été introduite par J.Schinger durant les années quarante. Elle offre l'avantage de tenir compte de l'épaisseur non nulle des rubans conducteurs, et elle est très bien adaptée pour l'analyse des structures non homogènes à plusieurs couches diélectriques. Cependant, comparée à d'autres technique numérique telle que la méthode spectrale (SDA) par exemple, l'analyse modale a un taux de convergence relativement lent.

La méthode de raccordement modal a été appliquée pour la résolution des problèmes de dispersion dus aux diverses discontinuités en guide d'onde, en lignes à ailettes et, microruban. Elle a été également utilisée pour analyser des structures complexes telles que les filtres plans E, transformateurs d'impédance en guides d'ondes et des diviseurs de puissance. En plus de la dispersion, la résolution des problèmes de valeurs propres peut être déterminée par cette méthode. Elle peut être formulée pour obtenir la fréquence de résonance d'une cavité, ou la fréquence de coupure d'un guide d'onde ainsi que la constante de propagation d'une ligne de transmission. Elle est en particulier convenable pour analyser les lignes de transmission planaire, telle que les lignes à ailettes et les lignes microruban en tenant compte de l'épaisseur fine du ruban métallique [4].

### IV.2-Principe de la méthode :

Le principe de base de la méthode de l'analyse modale est développement du champ en terme de séries infinies de mode fondamental et des modes d'ordre supérieur du guide au niveau de la discontinuité. Cette dernière impose des condition de continuité aux quelles doivent satisfaire les champs électromagnétiques, ces conditions en liaison avec la propriété d'orthogonalité des modes conduisent à un système d'équation linéaire infini à coefficient inconnus. Pour résoudre ce problème il faut troquer ce system infini.



**Figure 1.8** : section longitudinale d'une discontinuité.

Nous supposons que seul le mode fondamental est propagatif.

- Le champ incident (à gauche du plan de raccordement T) est assuré par le mode fondamental  $TE_{10}$ .
- Les champs réfléchis et transmis sont représentés par le mode fondamental et les modes d'ordres supérieurs.

#### **IV.3- Principe de la modélisation et détermination du schéma équivalent électrique :**

Une fois le champ électromagnétique connu, il reste à élaborer un modèle de circuit équivalent qui rend compte de l'action de la discontinuité sur la propagation.

Les amplitudes des ondes réfléchies et transmises sont évidemment liées aux amplitudes des modes d'ordre supérieur excités au voisinage de la discontinuité, mais la plus grande partie de l'énergie transportée par ces modes a été transférée au mode fondamental à une distance de l'ordre de la fraction de la longueur d'onde guidée.

---

Il est donc possible de donner un schéma équivalent valable pour la propagation du mode fondamental à partir d'une distance minimale de discontinuité. Ce schéma repose sur la donnée d'une matrice de répartition exprimant les amplitudes complexes des ondes réfléchi et transmise en fonction de l'amplitude de l'onde incidente. En général, pour rendre plus facile l'interprétation physique des phénomènes, on préfère à cette matrice de répartition une matrice d'impédance ou d'admittance, déduite des formules de passage usuelles, qui permet de plus l'emploi d'éléments à constantes localisées dans les schémas équivalents. On dispose ainsi d'un schéma équivalent du type circuit pour des phénomènes de propagation complexes. Il faut noter cependant que ce schéma équivalent n'est valable qu'au voisinage immédiat de la discontinuité et que les valeurs de ses éléments sont des fonctions de la géométrie et de la fréquence.

## V- L'application des discontinuités uni- axiales :

Dans la conception des composants micro-ondes ou en ondes millimétriques, les discontinuités entre les guides d'ondes jouent un rôle particulièrement important. Ces discontinuités sont utilisées pour réaliser divers types de fonctions (filtrage, déphasage, adaptation de puissance, etc...).

### V.1- Filtrage :

#### V.1.1- Définition du filtrage micro- ondes :

Le filtrage est l'action servant à éliminer une fréquence ou une bande de fréquences, ou inversement, à favoriser une fréquence ou une bande de fréquences. Autrement dit, c'est l'action de modifier les composantes spectrales d'un signal électrique. [5]

On distingue quatre familles de filtres, selon qu'ils favorisent ou défavorisent les composantes spectrales d'un signal dans une bande de fréquences :

- les filtres passe-bas qui transmettent des signaux de fréquence inférieure à une certaine fréquence  $f_c$ , appelée fréquence de coupure ;
- les filtres passe-haut qui transmettent des signaux de fréquence supérieure à la fréquence de coupure  $f_c$  ;

- les filtres passe-bande qui transmettent des signaux de fréquence comprise entre deux fréquences limites  $f1$  et  $f2$  ;
- les filtres coupe-bande ou réjecteurs de bande qui sont des filtres duaux des filtres passebande.

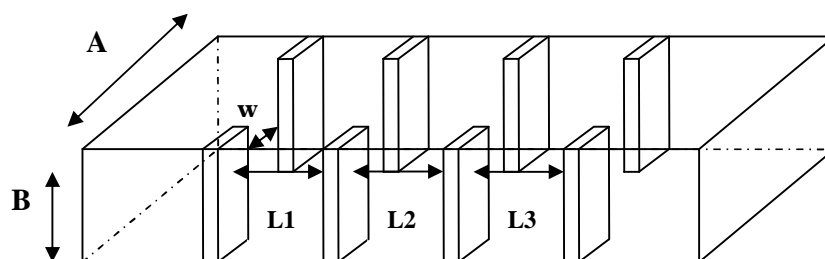
Les filtres sont parmi les composants les plus utilisés dans les systèmes de télécommunication où ils trouvent leur application principalement dans le multiplexage fréquentiel des signaux.

### V.1.2- Caractérisation des obstacles dans les guides d'onde rectangulaires :

La solution des problèmes d'obstacles dans les guides du type iris est d'un intérêt pratique important pour la conception de diverses structures micro - ondes tels que les filtres ou les iris utilisés pour assurer le couplage entre les différentes cavités, nous distinguons les iris inductifs, capacitifs et résonants.

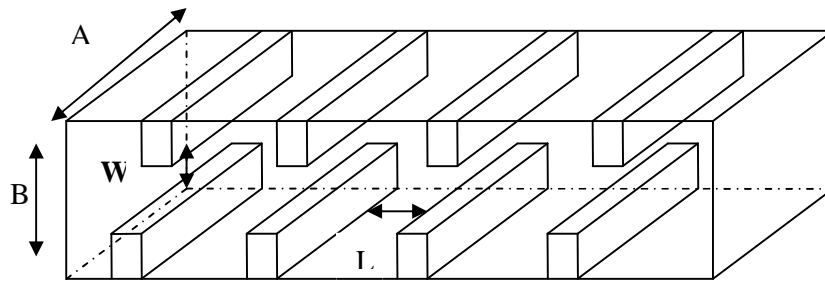
#### ➤ Filtres à cavités résonantes :

Le schéma de principe d'un filtre à cavités résonantes est montré sur la figure (Fig 1.9) et son circuit équivalent sur la figure (fig 1.10). Ces filtres sont constitués de résonateurs de type série, séparés par des iris inductifs ou capacitifs fonctionnant en inverseurs d'impédance.



**Fig1.9-a** : Filtre à iris inductifs

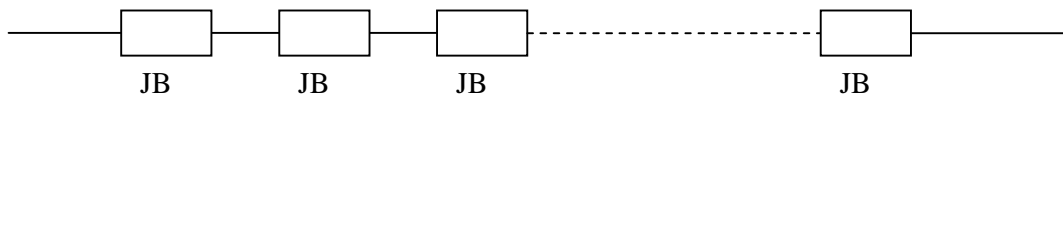




**Fig1.9-b** : Filtre à iris capacitifs



**Fig1.10-a** : Schéma équivalent d'un filtre à inductif



**Fig1.10-b:** Schéma équivalent d'un filtre à capacitif

## V.2- Adaptation :

### V.2.1- Définition du transformateur

Un transformateur est un circuit utile pour l'adaptation d'une impédance de charge réelle à une ligne de transmission.

- Un transformateur quart d'onde multisections peut être conçu pour produire des caractéristiques optimums d'adaptation sur une bande de fréquence désirée.
- Un transformateur à une section est suffisant pour une adaptation d'impédance à bande étroite.

Les transformateurs ont beaucoup d'autres applications. Ils peuvent être utilisés dans la conception des circuits tels que :

- Filtres passe bas, passe bande...ect
- Coupleur directionnel
- transformateur acoustique.

➤ **Transformateur homogène :**

C'est un dispositif dont lequel les rapports des longueurs d'ondes des différentes sections et des impédances caractéristique à différentes position le long de la direction de propagation sont indépendantes de la fréquence.

➤ **Transformateur non homogène :**

Les rapports des longueurs d'ondes des différentes sections avec les impédances caractéristiques à des positions différentes le long de la direction de propagation peuvent changer avec la fréquence.

**V – Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons étudié la modélisation des discontinuités uni- axiale en guide d'onde rectangulaire. Parmi les approches utilisées pour modéliser les discontinuités nous avons présenté la technique de Raccordement Modal. Et nous distinguons deux types de fonctionnement des discontinuités (filtrages et adaptation).

*Chapitre II*

**Généralité sur les méthodes  
d'optimisation**

**I - Introduction :**

L'optimisation est un sujet très ancien qui connaît un nouvel essor depuis l'apparition des ordinateurs et dont les méthodes s'appliquent dans de très nombreux domaines : logistique, automatique, robotique, sciences de l'ingénieur, traitement du signal, etc. L'optimisation est aussi un sujet très vaste qui touche aussi bien au calcul des variations, qu'à la recherche opérationnelle (domaine de l'optimisation des processus de gestion ou de décision), en passant par le contrôle optimal.

La résolution d'un problème d'optimisation consiste à explorer un espace de recherche afin de maximiser (ou minimiser) une fonction donnée. Les complexités (en taille ou en structure) relatives de l'espace de recherche et de la fonction à maximiser conduisent à utiliser des méthodes de résolution radicalement différentes. En première approximation, on peut dire qu'une méthode déterministe est adaptée à un espace de recherche petit et complexe et qu'un espace de recherche grand nécessite plutôt une méthode de recherche stochastique (Recuit simulé, Algorithme génétique, Réseau de neurones ....).

Dans la plupart des cas, un problème d'optimisation se divise naturellement en deux phases : recherche des solutions admissibles puis recherche de la solution à coût optimal parmi ces dernières. Suivant la méthode employée, ce découpage est plus ou moins apparent dans la résolution. [6]

Dans la littérature, deux sortes de problèmes d'optimisation reçoivent l'appellation, non strictement définie, de problèmes "difficiles" :

- certains problèmes d'optimisation combinatoire, pour lesquels on ne connaît pas d'algorithme exact "rapide" ;
- certains problèmes d'optimisation à variables continues, pour lesquels on ne connaît pas d'algorithmes permettant de repérer un optimum global à coup sûr, et en un nombre fini de calculs.

En pratique, l'objectif n'est pas d'obtenir un optimum absolu, mais seulement une bonne solution, et la garantie de l'inexistence d'une solution sensiblement meilleure.

## II -Généralisation des définitions

Soit  $x$  un vecteur de dimension finie  $n$  dont les composantes  $x_i$  vérifient  $a_i < x_i < b_i$ , avec  $i=1, \dots, n$ , où  $a_i$  et  $b_i$ , sont les composantes données de deux vecteurs  $A$  et  $B$ , de dimension  $n$ . Les Vecteurs  $A$  et  $B$  définissent un domaine hyperrectangulaire que l'on note  $X \subset R^n$ .

Soit la fonction  $f$  à valeurs réelles définie comme suit :

$$\begin{aligned} f &: X \rightarrow R \\ x &\rightarrow f(x) \end{aligned}$$

Dans ce travail, nous nous intéresserons uniquement à la recherche des minima d'une fonction, puisqu'un problème de maximisation peut toujours se ramener à un problème de minimisation. Le problème considéré est celui de trouver le ou un minimum global de  $f$ , et d'éviter d'être piégé dans un minimum local.

$$f(x^*) \text{ est un minimum local} \Leftrightarrow \left[ \exists \varepsilon > 0 / \forall x \in X : \|x - x^*\| < \varepsilon \Rightarrow f(x) \geq f(x^*) \right] \text{ et } x^* \in X.$$

$$f(x^*) \text{ est un minimum global} \Leftrightarrow \forall x \in X : f(x) \geq f(x^*) \text{ et } x^* \in X.$$

$$\text{Pour un minimum global} : f(x^*) = y^* = \min_x \{f(x)\}$$

## III - Voisinage et transformation élémentaire [7] :

Le principe d'une méthode itérative est le suivant :

A partir d'une solution de départ  $x_0$ , on engendre une suite (finie) de solutions de proche en proche,  $x_{i+1}$  étant calculée à partir de  $x_i$  de telle façon que :  $f(x_{i+1}) < f(x_i)$ , pour tout  $i$ . Pour mettre en oeuvre cette méthode, il est impératif de définir la transformation élémentaire (ou locale) permettant d'engendrer la nouvelle solution  $x_{i+1}$  à partir de la solution courante  $x_i$ . Une transformation ne sera considérée comme élémentaire que si elle ne modifie qu e "faiblement" la solution courante.

Une transformation élémentaire ou le passage d'une solution  $x_i$  à une autre  $x_{i+1}$ , s'effectue par un "mouvement"  $s(x_i)$  :

$$x_i \rightarrow x_{i+1} = s(x_i) \in S(x_i) \quad (2.1)$$

Où  $S(x_i)$  est l'ensemble de toutes les solutions que l'on peut atteindre par une transformation élémentaire de  $x_i$ .

On dit qu'une solution  $S(x_i)$  ainsi obtenue est voisine de la solution  $x_i$ . L'ensemble des solutions pouvant être obtenues à partir de  $x_i$  en appliquant une transformation élémentaire est nommé le "voisinage de  $x_i$ ", soit  $S(x_i)$ .

Une solution voisine d'une solution  $x_i$  peut résulter de la variation d'une seule composante de  $x_i$  :

$$S(x_i) = x_i + e \quad (2.2)$$

Où  $e$  est un vecteur de dimension  $n$  dont la composante  $i$  est de valeur  $1$  et les autres composantes sont nulles.

Pour une fonction objectif  $f$  à une variable, l'ensemble des transformations élémentaires pourrait être limité à deux transformations :  $S(x) = x \pm \epsilon$ , où  $\epsilon$  est égale à la précision souhaitée de la solution.

#### IV- Méthodes de modélisation et d'optimisation:[8]

Nous pouvons diviser ces méthodes en deux catégories. Celles qui permettent de déterminer un optimum local, ces méthodes sont appelées méthodes locales, et celles qui s'efforcent de déterminer un optimum global, ces méthodes sont appelées méthodes de recherche globale.

##### IV.1- Quelques méthodes classiques d'optimisation locale :

Le principe d'une méthode d'optimisation locale est le suivant :

A partir d'une solution de départ, considérée temporairement comme étant la valeur, on engendre par transformations élémentaires une suite finie de voisins.

##### IV.1.1- Recherche aléatoire (méthode de Monte-Carlo)

C'est la plus simple des méthodes stochastiques. Cette méthode consiste à tirer à chaque itération une solution au hasard. La fonction objectif  $f$  est évaluée en ce point. La nouvelle valeur est comparée à la précédente. Si elle est meilleure que la précédente, cette valeur est enregistrée, ainsi que la solution correspondante, et le processus continue. Sinon on repart du point précédent et on recommence le procédé, jusqu'à ce que les conditions d'arrêt soient atteintes

### IV.1.2- Amélioration itérative (méthode de la descente)

Cette méthode vise à déterminer une solution  $S(x)$  dans le voisinage de la solution courante  $x$ , telle que  $f(s(x)) < f_{min}$  ( $f_{min}$  désigne la valeur minimale courante de  $f$ ).

La méthode consiste à engendrer, à chaque itération, un  $N$ - échantillon, suivant un procédé aléatoire ou cyclique, ou suivant une loi de distribution uniforme, dans le voisinage de la solution courante  $x$ . La fonction objectif  $f$  est évaluée en chaque point de l'échantillon, et la solution  $x'$  correspond à la plus petite valeur de  $f$  obtenue,

$$f(x') = f(s(x)) = \min_{1 < i < N} [f(s_i(x))] \quad (2.3)$$

Cette nouvelle valeur  $f(x')$  est comparée à la valeur minimale courante  $f_{min}$ . Si elle est meilleure, cette valeur est enregistrée, ainsi que la solution correspondante, et le processus continue. Sinon l'algorithm prend fin, on a atteint un minimum local.

### IV.1.3 Méthode du polytope de Nelder -Mead :

C'est une méthode d'optimisation locale [Neld65] [Wood85] qui est fréquemment utilisée. Cette méthode déterministe est dite "directe" : elle tente de résoudre le problème en utilisant directement la valeur de la fonction objectif, sans faire appel à ses dérivées. Cette méthode est surtout appréciée pour sa robustesse, sa simplicité de programmation, sa faible consommation de mémoire (peu de variables) et son faible temps de calcul. Cet algorithme est robuste car il est très tolérant aux bruits dans les valeurs de la fonction objectif. En conséquence, la fonction n'a pas besoin d'être calculée exactement et il est possible d'avoir recours à une approximation de la valeur de la fonction.

Contrairement aux autres méthodes qui démarrent à partir d'un point initial, la méthode de Nelder-Mead utilise un "polytope" de départ. Un polytope est une figure géométrique de  $(n+1)$  points,  $n$  étant la dimension du problème. Le polytope de départ est obtenu par le tirage aléatoire d'un point  $x_1$  dans l'espace solution, les autres points  $x_i$  sont choisis de manière à former une base [Press88, Press91], généralement une base orthogonale :

$$x_i = x_1 + \lambda e_i \quad (2.4)$$

Où  $e_i$ ,  $i = 2, \dots, n+1$  sont des vecteurs unitaires linéairement indépendants, et  $\lambda$  est généralement une constante, adaptée à la caractéristique du problème (domaine de variation

des différentes composantes). On peut choisir des  $\lambda_i$  différents pour chaque vecteur de direction. Mais généralement, pour définir une base orthonormée, on prend un seul  $\lambda_i$  égal à l'unité, et le produit scalaire entre deux vecteurs unitaires  $e_i$  est nul. Le polytope  $P_0$  défini par les sommets  $x_1, x_2, \dots, x_{n+1}$ , est noté  $P_0 = \langle x_1, x_2, \dots, x_{n+1} \rangle$ .

A chaque itération de l'algorithme du polytope,  $n+1$  points sont utilisés pour déterminer un pas d'essai. Les points  $x_i$  sont ordonnés de manière à avoir  $f(x_1) \leq f(x_2) \leq \dots \leq f(x_{n+1})$ .

Des points de test sont obtenus en utilisant de très simples opérations algébriques, qui se traduisent par des transformations géométriques élémentaires (réflexion, contraction, expansion, et multicontraction appelée aussi rétrécissement), et ces points sont acceptés ou rejetés en fonction de la valeur de la fonction objectif. Le polytope se transforme, il s'étend, se contracte, à chaque mouvement. Ainsi il s'adapte à l'allure de la fonction, jusqu'à ce qu'il s'approche de l'optimum. Pour déterminer la transformation adéquate, la méthode utilise uniquement la valeur de la fonction objectif aux points considérés. A chaque transformation, le plus mauvais point courant  $x_h$  est remplacé par le nouveau point déterminé.

Les conditions d'arrêt de l'algorithme dépendent de la différence de valeur de la fonction objectif entre le meilleur et le plus mauvais point : aussitôt que cette différence est inférieure à un certain seuil, l'algorithme est interrompu.

Soit  $\bar{x}$  le centre de gravité des points  $x_i$ , avec  $i \neq n+1$ , formant le polytope  $P$  et nous écrivons  $[x_i, x_j]$  pour définir la distance de  $x_i$  à  $x_j$ .

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (2.5)$$

Le point réfléchi  $x_r$  est déterminé en calculant le symétrique, par rapport au centre de gravité, du plus mauvais point  $x_{n+1}$  du polytope, et il est obtenu en utilisant la relation suivante :

$$x_r = (1 + \alpha)\bar{x} - \alpha x_{n+1} \quad (2.6)$$

Où  $\alpha$  est une constante positive, généralement égale à 1, appelée constante de réflexion. Ainsi le point  $x_r$  se trouve, sur la droite joignant  $x_{n+1}$  et  $\bar{x}$ , tel que  $[x_r, \bar{x}] = \alpha [x_{n+1}, \bar{x}]$ .

Le point réfléchi est accepté si  $f(x_1) \leq f(x_r) < f(x_{n+1})$ , et à l'itération suivante on réitère la réflexion avec le nouveau polytope défini par  $\langle x_1, x_2, \dots, x_n, x_r \rangle$ . On note que  $x_r$  n'est pas ordonné par rapport aux autres  $x_i$ .

Si la valeur de la fonction objectif au point réfléchi est inférieure à celle au point  $x_1$ , i.e.  $f(x_r) < f(x_1)$ , alors l'essai précédent a produit un "bon" point, et on continue dans cette direction



par une expansion du pas. L'expansion déterminée par :

$$x_e = \gamma x_r + (1 - \gamma)\bar{x} \quad (2.7)$$

La constante d'expansion  $\gamma$ , dont la valeur est supérieure à l'unité, désigne le rapport de la distance  $[x_e, x]$  à la distance  $[x_r, x]$ . Le point ainsi obtenu  $x_e$  est accepté si  $f(x_e) < f(x_r)$ , sinon seul le point réfléchi  $x_r$  est accepté, et le point  $x_e$  est rejeté. On ordonne le nouveau polytope ainsi obtenu (les points  $x_i$ ), et on réitère le procédé.

Le critère d'arrêt est une mesure de déplacement du polytope d'une itération  $k$  à l'itération suivante  $(k+1)$ . L'algorithme s'arrête lorsque :

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|x_i^k - x_i^{k+1}\|^2 < \varepsilon \quad (2.8)$$

Où  $x^{k+1}$  est le sommet remplaçant le sommet  $x^k$  à l'itération  $(k+1)$ , et  $\varepsilon$  est un nombre réel positif donné.

#### IV.1.4- Les méthodes d'optimisation hybride classique : [9]

Les méthodes hybrides sont des méthodes d'optimisation qui combinent l'usage d'un modèle équivalent simple du dispositif, avec celui d'un modèle électromagnétique rigoureux. Dans le cas des méthodes hybrides dites "classiques", le modèle simplifié est réalisé en décomposant le dispositif en plusieurs sous-ensembles, qui peuvent ensuite être modélisés par des éléments issus de la bibliothèque d'un logiciel de simulation circuit. L'ensemble de ces éléments constitue un modèle simplifié qui peut être simulé avec un temps de calcul très court. Dans le cas des méthodes hybrides classiques, l'étude commence par l'optimisation du modèle simplifié pour déterminer la valeur des différents paramètres, qui permettent d'obtenir la réponse objective :

$$R_{OBJECTIF} = R_{SIMPLIFIEE}(X_0) \quad (2.9)$$

$X_0$  représente l'ensemble des différents paramètres  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  utilisé comme point de départ. Le jeu de paramètres  $X_0$  déterminés sur le modèle simplifié, sert ensuite à décrire le modèle électromagnétique rigoureux. Une fois que l'analyse électromagnétique de ce modèle est terminée, la réponse  $R_{RIGOREUSE}(X_0)$  est comparée avec la réponse objective. Si la réponse  $R_{RIGOREUSE}(X_0)$  n'est pas satisfaisante, l'ensemble des paramètres "X" sont ajustés sur le modèle simplifié tel que :

$$R_{RIGOREUSE}(X_0) = R_{SIMPLIFIEE}(X_0 + X_1) = R_{SIMPLIFIEE}(X_1) \quad (2.10)$$

Avec :  $X_I = X_0 + \Delta X_I$

Les variations  $\Delta X_I$  des paramètres du modèle simplifié, servent alors à compenser l'erreur entre les deux modèles. Ils sont donc utilisés pour corriger les dimensions sur le modèle électromagnétique rigoureux, tel que :

$$R_{RIGOUREUSE}(X_I') = R_{RIGOUREUSE}(X_0 + \Delta X_I) \quad (2.11)$$

Tant que le jeu de paramètres " $X_i$ " ne permet pas d'obtenir une réponse  $R_{RIGOUREUSE}(X_i')$  satisfaisante, le modèle simplifié doit de nouveau être utilisé pour déterminer un jeu de paramètres " $X_{i+1}$ ", tel que, " $X_{i+1} = X_i + \Delta X_{i+1}$ ".

$X_i$  représente l'ensemble des différents paramètres  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  pour la "i-ème" itération.

## IV.2-Les méthodes d'optimisation globale :

### IV.2.1 - Classification des méthodes d'optimisation globale

Dans la littérature, les méthodes développées pour résoudre des problèmes d'optimisation globale sont réparties, selon les auteurs, en différentes classes [Törn89]. Pour Goldberg, selon les critères de robustesse, les méthodes d'optimisation sont subdivisées en trois types [Gold89]: les méthodes déterministes, les méthodes énumératives, et les méthodes stochastiques utilisant un processus aléatoire guidé.

**A- méthodes déterministes :** qui n'utilisent aucun concept stochastique, requièrent des hypothèses sur la fonction  $f$  à optimiser, telles que :  $f$  est continue et dérivable en tout point du domaine  $S$  des solutions, ou  $f$  possède une constante de Lipschitz  $L$ , c'est-à-dire :

$$\forall (x_1, x_2) \in X^2, |f(x_1) - f(x_2)| \leq L \|x_1 - x_2\| \quad (2.12)$$

Les méthodes déterministes se divisent en deux classes principales : les méthodes d'exploration directe et les méthodes d'exploration indirecte.

- Les méthodes indirectes cherchent à atteindre les extrema locaux en résolvant les systèmes d'équations, souvent non linéaires, obtenus en annulant le vecteur gradient de la fonction étudiée. La recherche d'un extremum hypothétique commence par la restriction de l'espace de recherche aux points de pente nulle dans toutes les directions.

- Les méthodes d'exploration directes recherchent les optima locaux en se déplaçant dans une direction qui dépend du gradient de la fonction. Pour trouver un minimum local, on peut emprunter la direction de la plus forte pente.

Ces méthodes présentent deux inconvénients majeurs :

- en pratique, un grand nombre de fonctions à optimiser ne sont pas dérivables et souvent même pas continues. Il est difficile de savoir si la fonction  $f$  à étudier satisfait ou non à de telles conditions ;
- ces méthodes ne convergent vers l'optimum global que lorsque le point de départ de l'algorithme est proche de cet optimum.

**B- les méthodes énumératives :** sont de principe simple ; dans un espace de recherche fini, ou infini mais discrétisé, un algorithme énumératif évalue la valeur de la fonction à optimiser en chaque point de l'espace solution. L'utilisation d'un tel algorithme est intéressante lorsque le nombre de points n'est pas très important. Mais en pratique beaucoup d'espaces de recherche sont trop vastes pour que l'on puisse explorer toutes les solutions une par une et tirer une information utilisable.

Ces méthodes présentent deux inconvénients majeurs :

- elles sont inadaptées aux problèmes de grande dimension ;
- elles ne sont pas guidées par un raisonnement ou un processus intelligent, qui conduit la recherche vers des sous-espaces, susceptible de contenir une bonne solution, sans balayer tout l'espace des solutions.

**C- Les méthodes stochastiques :** Sont des méthodes où l'approche de l'optimum est en partie ou entièrement guidée par un processus stochastique. Les procédures purement aléatoires, qui explorent et mémorisent le meilleur élément trouvé, ne sont pas non plus efficaces et robustes. On leur préfère les méthodes dites pseudoaléatoires ; ces méthodes utilisent un choix aléatoire comme outil pour guider une exploration "intelligente" de l'espace des solutions.

Ces méthodes présentent un inconvénient majeur : on ne peut garantir leur convergence que d'une manière asymptotique (ou pas du tout...).

La plupart des algorithmes stochastiques sont itératifs et comportent trois éléments principaux un mécanisme de perturbation, un critère d'acceptation et un critère d'arrêt. Ils sont appliqués à partir d'un ou plusieurs points de la fonction objectif, choisis aléatoirement.

#### IV.2.2 Les principales métaheuristiques modernes :

Parmi les différentes méthodes stochastiques d'optimisation globale, nous allons uniquement nous intéresser aux heuristiques "modernes" [Reev95]. Le mot "heuristique" vient du grec heurein (découvrir) et qualifie tout ce qui sert à la découverte, à l'invention et à la recherche. Pour l'algorithmique, les heuristiques sont des méthodes qui cherchent à approcher une solution optimale; on les appelle parfois méthodes approchées .

Une heuristique peut être conçue pour résoudre un type de problème donné, ou bien être conçue comme une méthode générale, qui peut être adaptée à divers problèmes d'optimisation: dans le second cas, elle est désignée sous le terme de "métaheuristique".

Les métaheuristiques sont à l'origine dédiées aux problèmes combinatoires [Char96], où les paramètres ne peuvent prendre que des valeurs discrètes ; par exemple, dans le cas du problème du voyageur de commerce, la permutation de deux villes voisines est un moyen d'engendrer les tournées voisines d'une tournée donnée et la distance entre deux configurations peut être considérée comme le nombre minimal de transformations élémentaires nécessaires pour passer de l'une à l'autre. Cette distance, ainsi définie, induit une topologie dans l'espace des configurations. Pour l'optimisation d'une fonction continue, ces méthodes d'optimisation peuvent être adaptées moyennant des transformations plus ou moins aisées, en inventant une nouvelle topologie. Chaque paramètre doit être discrétisé de façon individuelle. La difficulté majeure réside dans la détermination de la taille optimale du pas de discrétisation et de sa direction (résultant des variables sur lesquelles on agit) [Siar98].

Le choix de la loi de discrétisation est un compromis entre deux situations extrêmes :

- Si le pas est trop petit, on n'explore qu'une région limitée de l'espace des configurations, et l'algorithme risque d'être piégé dans un minimum local ;
- Si le pas est trop grand, la recherche devient quasiment aléatoire.

La meilleure solution peut consister à élaborer une topologie adaptative. Les heuristiques comportent souvent plusieurs paramètres contrôlant les différents opérateurs et l'influence du ou des processus stochastiques. L'efficacité d'une heuristique dépend du choix de ses paramètres de contrôle. Ce réglage est complexe, surtout quand le nombre de paramètres est élevé et quand la plage de variation de chacun de ces paramètres est étendue. Les différents paramètres sont généralement corrélés, ce qui rend encore plus difficile leur réglage. Enfin pour un jeu de paramètres de contrôle donnés, l'aspect stochastique fait que les résultats varient d'une exécution à l'autre.

#### IV.2.2.1- La méthode de recherche tabou

La recherche tabou *RT* est une métaheuristique originalement développée par Glover [Glov86] et indépendamment par Hansen [Hans86], sous l'appellation de "steepest ascent mildest descent". Elle est basée sur des idées simples, mais elle est néanmoins très efficace.

Cette méthode combine une procédure de recherche locale avec un certain nombre de règles et de mécanismes permettant à celle-ci de surmonter l'obstacle des optima locaux, tout en évitant de cycler [Char96] [Reev95]. Elle a été appliquée avec succès pour résoudre de nombreux problèmes difficiles d'optimisation combinatoire : problèmes de routage de véhicule [Gend94], problèmes d'affectation quadratique [Skor90], problèmes d'ordonnement [Widm89], problèmes de coloration de graphes [Hert87], etc.

#### IV.2.2.2-La méthode du recuit simulé :

Le recuit simulé [Kirk83] [Cern85] trouve ses origines dans la thermodynamique. Cette méthode est issue d'une analogie entre le phénomène physique de refroidissement lent d'un corps en fusion, qui le conduit à un état solide, de basse énergie. Il faut abaisser lentement la température, en marquant des paliers suffisamment longs pour que le corps atteigne "l'équilibre thermodynamique" à chaque palier de température. Pour les matériaux, cette basse énergie se manifeste par l'obtention d'une structure régulière, comme dans les cristaux et l'acier.

L'analogie exploitée par le recuit simulé consiste à considérer une fonction  $f$  à minimiser comme fonction d'énergie, et une solution  $x$  peut être considérée comme un état donné de la matière dont  $f(x)$  est l'énergie. Le recuit simulé exploite généralement le critère défini par l'algorithme de Metropolis [Metr53] pour l'acceptation d'une solution obtenue par perturbation de la solution courante.

Pour une "température"  $T$  donnée, à partir d'une solution courante  $x$ , on considère une transformation élémentaire qui changerait  $x$  en  $s(x)$ . Si cette perturbation induit une diminution de la valeur de la fonction objectif  $f$ ,  $\Delta f = f(s(x)) - f(x) < 0$ , elle est acceptée. Dans le cas contraire, si  $\Delta f = f(s(x)) - f(x) \geq 0$ , la perturbation est acceptée tout de même

avec une probabilité  $p = \exp \frac{-\Delta f}{T}$

Le paramètre de contrôle  $T$  est la "température" du système, qui influe sur la probabilité d'accepter une solution plus mauvaise. A une température élevée, la probabilité d'acceptation d'un mouvement quelconque tend vers 1 : presque tous les changements sont acceptés.

L'algorithme équivaut alors à une marche aléatoire dans l'espace des configurations. Cette température est diminuée lentement au fur à mesure du déroulement de l'algorithme pour simuler le processus de refroidissement des matériaux, et sa diminution est suffisamment lente pour que l'équilibre thermodynamique soit maintenu.

L'efficacité du recuit simulé dépend fortement du choix de ses paramètres de contrôle, dont le réglage reste très empirique.

Les principaux paramètres de contrôle sont les suivants :

- La valeur initiale de la température,
- La fonction de décroissance de la température,
- Le critère de changement de palier de température,
- Les critères d'arrêt.

Pour le calcul de la température de départ, plusieurs méthodes ont été proposées. Une des méthodes est basée sur l'observation de la variation moyenne de la fonction  $f$ . A partir d'une solution initiale  $x_0$  on génère, par transformations élémentaires aléatoires, un certain nombre de solutions  $x'_0$  (environ 50 à 100) telles que  $f(x'_0) > f(x_0)$ , et on calcule la variation moyenne  $\langle |\Delta f| \rangle_{init}$ . Une température initiale  $T_{init}$  est calculée de façon à accepter au départ une certaine proportion  $p_{init}$  de mouvements dégradant la fonction  $f$ . Pour une température initiale "moyenne", la valeur de  $p_{init}$  est de 0.5. La valeur de  $T_{init}$  est déduite de la formule suivante :

$$P_{init} = \exp \frac{-\langle |\Delta f| \rangle_{init}}{T_{init}} \quad (2.13)$$

Le rôle de la température  $T$  au cours du processus de recuit simulé est très important. Une forte décroissance de température risque de piéger l'algorithme dans un minimum local, alors qu'une faible décroissance au début du processus entraîne une convergence très lente de l'algorithme. Un compromis pour adapter la décroissance de la température à l'évolution du processus consiste à utiliser une variation logarithmique. La loi logarithmique de décroissance de la température, qui assure la convergence théorique du recuit simulé, est la suivante:

$$T_k = \frac{\mu}{\text{Log}(1+k)} \quad (2.14)$$

Où  $k$  est le nombre de paliers de température effectués, et  $\mu$  une constante positive. En pratique, on adopte souvent une décroissance géométrique  $T_{k+1} = \alpha T_k$ , avec ( $0 < \alpha < 1$ ), car la loi précédente induit un temps de calcul prohibitif [Siar86] [Siar94].

Pour le changement de palier de température, on peut simplement spécifier un nombre de transformations, acceptées ou non, au bout duquel la température est abaissée.

#### IV.2.2.3- L'algorithme génétique : [10]

Les principes fondamentaux de ces algorithmes ont été exposés par Holland. Ces algorithmes s'inspirent du fonctionnement de l'évolution naturelle, notamment la sélection de Darwin, et la procréation selon les règles de Mendel.

La sélection naturelle, que Darwin appelle l'élément "propulseur" de l'évolution, favorise les individus d'une population qui sont le mieux adaptés à un environnement. La sélection est suivie de la procréation, réalisée à l'aide de croisements et de mutations au niveau du patrimoine génétique des individus (ou "génotype"), constitué d'un ensemble de gènes. Ainsi deux individus "parents", qui se croisent, transmettent une partie de leur patrimoine génétique à leurs descendants. Le génotype de l'enfant fait que celui-ci est plus au moins bien adapté à l'environnement. S'il est bien adapté, il a une plus grande chance de procréer dans la génération future. Au fur et à mesure des générations, on sélectionne les individus les mieux adaptés, et l'augmentation du nombre des individus bien adaptés fait évoluer la population entière.

Genetic algorithms (GAs) have been used for design and optimization of microwave circuits such as filters because of their efficiency in nonlinear multi-parameter search and optimization. GAs have been used in conjunction with EM tools for circuit optimization. However, the time-consuming nature of EM simulations limits the use of these tools for interactive optimization using genetic algorithms. GAs can sort out the overall optimal area very fast, but converging to a global optimum point is very slow. Some hybrid algorithms involving traditional optimization methods can be used to overcome this problem.

#### Principe de base des algorithmes génétiques :

Dans les algorithmes génétiques, on essaie de simuler le processus d'évolution d'une population. On part d'une population de  $N$  solutions du problème représentées par des

---

individus. Cette population choisie aléatoirement est appelée population parent. Le degré d'adaptation d'un individu à l'environnement est exprimé par la valeur de la fonction coût  $f(x)$ , où  $x$  est la solution que l'individu représente. On dit qu'un individu est d'autant mieux adapté à son environnement, que le coût de la solution qu'il représente est plus faible. Au sein de cette population, intervient alors la sélection au hasard d'un ou deux parents, qui produisent une nouvelle solution, à travers les opérateurs génétiques, tels que le croisement et la mutation. La nouvelle population, obtenue par le choix de  $N$  individus parmi les populations parent et enfant, est appelée génération suivante. En itérant ce processus, on produit une population plus riche en individus mieux adaptés.



*Chapitre III*

**Les réseaux de neurones**

**I- Introduction :**

Les réseaux de neurones 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.

**II- Historique : [11]**

Le champ des réseaux neuronaux va démarrer par la présentation en 1943 par W. McCulloch et W. Pitts du neurone formel qui est une abstraction du neurone physiologique. Le retentissement va être énorme. Par cette présentation, ils veulent démontrer que le cerveau est équivalent à une machine de Turing, la pensée devient alors purement des mécanismes matériels et logiques.

Une machine de Turing se résume à une tête de lecture comportant un nombre fini d'états internes et à un ruban. La puissance de l'analyse de Turing (1912-1954) tient au fait que sa tête de lecture ne lit qu'un seul symbole à la fois, et que cette lecture, associée à la table d'états adéquate, suffit à effectuer toutes les opérations possibles. La Machine de Turing est toutefois une machine imaginaire, abstraite, et idéale. Elle n'a pu être construite. Son fonctionnement implique en effet d'avoir un ruban extensible à volonté donc infini! La combinaison de cette mémoire infinie et d'un nombre d'états fini a cependant apporté la preuve que, si un problème est calculable, alors il existe une machine pour le résoudre. Dès lors, une MACHINE, reprenant les règles de toutes les autres, est UNIVERSELLE.

En 1949, D. Hebb présente dans son ouvrage « The Organization of Behavior » une règle d'apprentissage. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui s'inspirent encore de la règle de Hebb.

En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception et une couche liée à la prise de décision. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience.

Dans la même période, Le modèle de L'Adaline (ADaptive LINar Element) a été présenté par B. Widrow et Hoff. Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux

fortement diminuer jusqu'en 1972, où T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes. C'est en 1982 que J. Hopfield présente son étude d'un réseau complètement rebouclé, dont il analyse la dynamique.

### III- Définition :

Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones, cellule) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau (de neurone) est fortement influencé par la connections des éléments entre eux. On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique (reconnaissance de caractères par exemple) en ajustant les valeurs des connections (ou poids) entre les éléments (neurone) [12].

La représentation mathématique du neurone introduite par Mc-Culloch et Pitts (1943) est illustrée par la figure 3.1. Chaque cellule reçoit des entrées sous forme vectorielle ( $\mathbf{X}$ ), effectue une somme pondérée ( $\mathbf{W}\mathbf{X}$ ), et génère à l'aide d'une fonction de transfert ( $G$ ) linéaire ou non, un résultat réel ( $Y$ ) de la forme :

$$Y = G(\mathbf{W}\mathbf{X} + b) \quad (3.1)$$

Où  $\mathbf{W} = (w_{i,1}, w_{i,2}, \dots, w_{i,N})$  sont les poids du neurone  $i$  (ou matrice des poids),  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  sont les entrées du neurone  $i$  (ou vecteur d'entrée),  $b$  est le biais du neurone, et  $\mathbf{Z} = (b + \mathbf{W}\mathbf{X})$  est la somme pondérée des entrées appelées entrées nettes ou potentiel du neurone  $i$ , et constitue l'argument de la fonction de transfert (ou fonction d'activation)  $G$  du neurone  $i$ . La fonction d'activation non linéaire classique est la fonction sigmoïde inspirée par le neurone formel de Mc-Culloch et Pitts (1943) [13] définie par :

$$G(\alpha) = (1 - e^{-\alpha})^{-1} \quad (3.2)$$

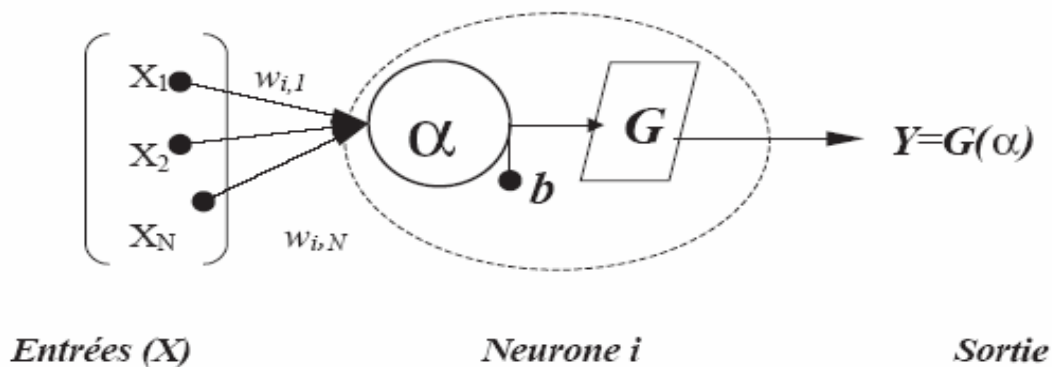


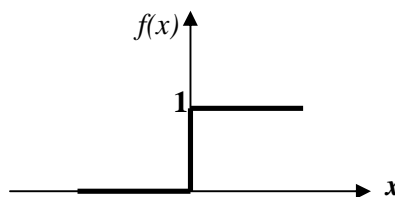
Fig. 3. 1 : Neurone artificiel a entrées multiples .

**La fonction de transfert (d'activation) :**

En général, la fonction d'activation d'un neurone représente l'état d'activation de ce neurone. Elle peut prendre les formes principales suivantes [14].

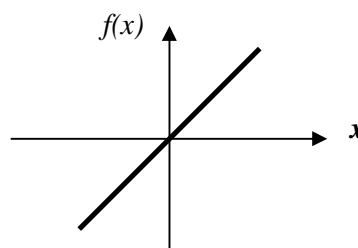
➤ **Fonction a seuil (Pas unitaire) :**

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x > 0 \end{cases}$$



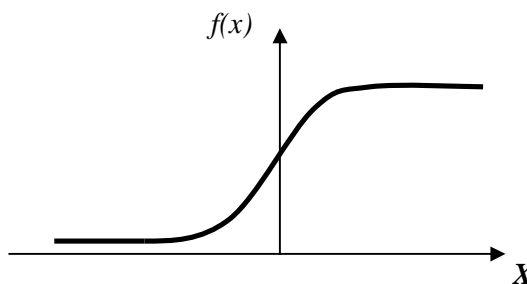
➤ **Fonction Identité :**

$$f(x) = x$$



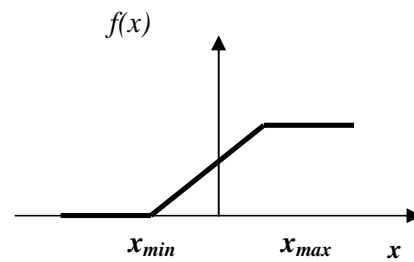
**Fonction Sigmoïde :**

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\beta x}}$$



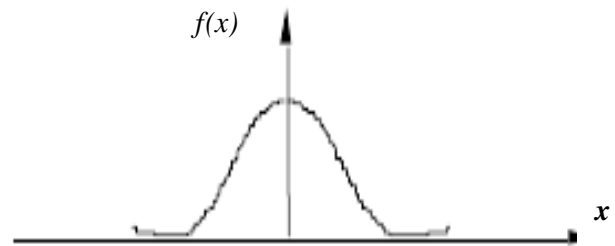
➤ **Fonction Linéaire seuillée :**

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < x_{\min} \\ m x + b & \text{si } x_{\min} < x < x_{\max} \\ 1 & \text{si } x > x_{\max} \end{cases}$$



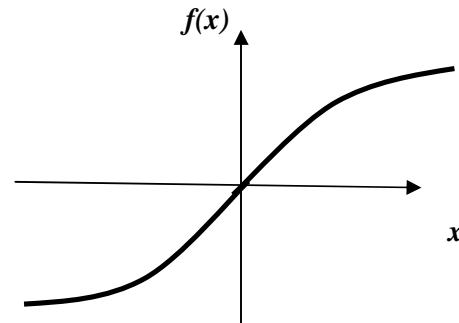
➤ **Fonction Gaussienne :**

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \frac{e^{-(x-\mu)^2}}{-\sigma^2}$$



➤ **Fonction Tangente Hyperbolique :**

$$f(x) = \text{Thanh}(x) = \frac{\text{Sinh}(x)}{\text{Cosh}(x)} = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$$



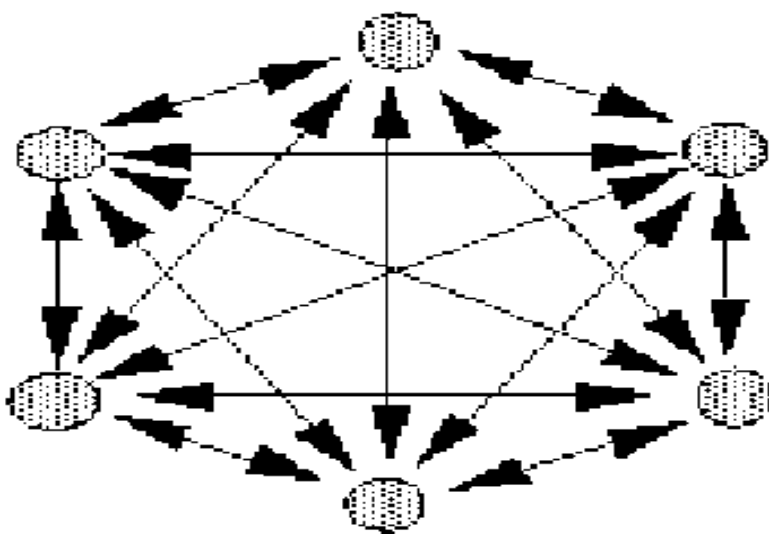
#### IV- Les types de réseaux de neurones : [15]

##### IV.1- Réseaux non bouclés :

Dans un réseau non bouclé, l'information circule uniquement des entrées du réseau vers sa sortie : il n'y a pas de boucle de retour, par exemple RN MCP. Les réseaux non bouclés sont utilisés en classification, reconnaissance des formes (caractères, parole, ...), en prédiction.....

**IV-2 Réseaux bouclés (entièrement connectés):**

Ces réseaux sont caractérisés par le fait que leurs neurones sont tous connectés entre eux. Dans cette configuration, chaque neurone reçoit des informations de la part de tous les autres neurones, les traite et les envoie à sa sortie puis à tous les autres neurones figure 3.2. Et sont utilisés comme mémoire associative (Hopfield, réseaux à attracteurs) ou pour des tâches de traitement du signal ou de commande.



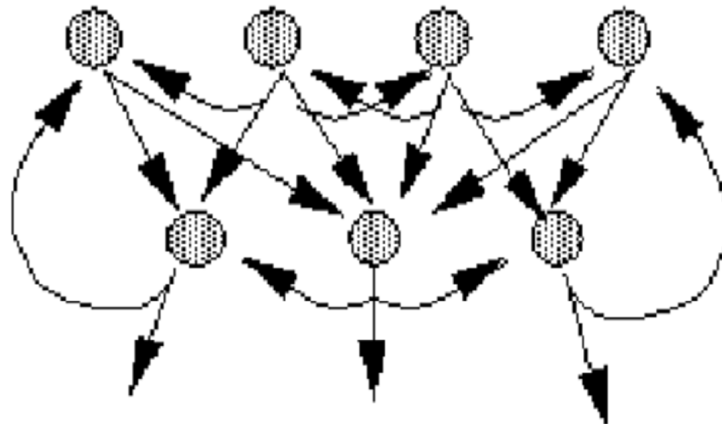
**Fig. 3. 2 :** Réseaux entièrement connectés

**V- Architectures de réseaux de neurones :**

Définir l'architecture d'un RNA revient à faire un choix judicieux du vecteur d'entrée, de la taille du réseau (ou nombre total de couches et de neurones), de la structure du réseau (c.-à-d. le type d'interconnexion entre les couches de neurones) et des fonctions de transfert, sans disposer de procédure standard (à présent).

Le choix de la taille du réseau incombe à l'utilisateur. Il n'existe pas dans la littérature d'éléments suffisants pour déterminer objectivement le nombre de neurones requis pour résoudre un problème donné. Les approches heuristiques proposées par différents auteurs (Hecht-Nielsen 1987; Baum et Haussler 1989; Widrow et Lehr 1990; Zurada 1992; Murata et al. 1994; Kohavi 1995; Jacobs et al. 1997; Rudolph 1997) sont toutes expérimentales et ne

s'appliquent qu'à des cas particuliers. La définition de la taille du réseau et de sa structure sont deux étapes difficiles de la construction d'un RNA (Rumelhart et al. 1986; Hassoum 1995), mais le choix de la structure du réseau reste plus facile à effectuer parce qu'il n'existe que deux formes principales de structure : la forme dite « feedforward » et la forme récursive avec « feedback ». Le réseau récursif (figure 3.3) peut être totalement ou partiellement bouclé (Elman 1990; Kasabov 1996) tandis que le réseau non bouclé (exemple du PMC) ne présente aucun « feedback » entre les neurones, il s'agit en fait d'un cas particulier de réseau bouclé où les poids récurrents sont nuls (White 1992; Giles et al. 1994). La structure du réseau est une caractéristique importante dans la classification des RNA. C'est pourquoi la notion de structure est parfois utilisée comme synonyme d'architecture (Maren et al. 1990; Hertz et al. 1991). Plus de 190 architectures différentes de RNA. Chaque architecture possède des particularités propres et peut servir à des applications spécifiques (Sarle 1994; Haykin 1994). Cependant, ces différences topologiques n'impliquent pas nécessairement celles des algorithmes utilisés.



**Fig. 3.3 :** Réseaux avec connexions arrière (réseaux récurrent ou feedback).

### V.1- Le perceptron (SLP): [16] [17]

C'est un des premiers réseaux de neurones, conçus en 1958 par Rosenblatt. Il est linéaire et monocouche. Il est inspiré du système visuel. La première couche (d'entrée) représente la rétine. Les neurones de la couche suivante (unique, d'où le qualificatif de

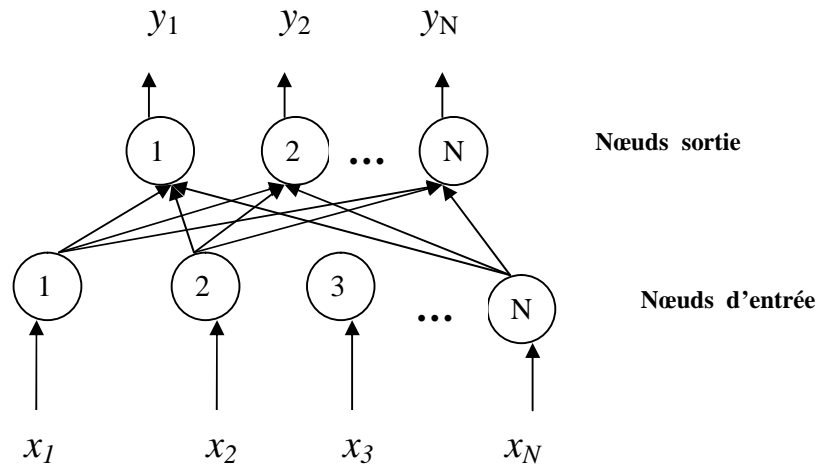
monocouche) sont les cellules d'association, et la couche finale les cellules de décision. Les sorties des neurones ne peuvent prendre que deux états (-1 et 1 ou 0 et 1).

Seuls les poids des liaisons entre la couche d'association et la couche finale peuvent être modifiés. La règle de modification des poids utilisée est la règle de Widrow -Hoff : si la sortie du réseau (donc celle d'une cellule de décision) est égale à la sortie désirée, le poids de la connexion entre ce neurone et le neurone d'association qui lui est connecté n'est pas modifié. Dans le cas d'état contraire le poids est modifié « proportionnellement » à la différence entre la sortie obtenue et la sortie désirée :

$$w \leftarrow w + k (y_d - y) \quad (3.3)$$

Où  $y$  est la sortie obtenue,  $y_d$  la sortie désirée et  $k$  une constante positive.

En 1969, Papert et Minsky ont démontré les limites du perceptron classique, incapable, par exemple de simuler la fonction ou exclusif (xor).



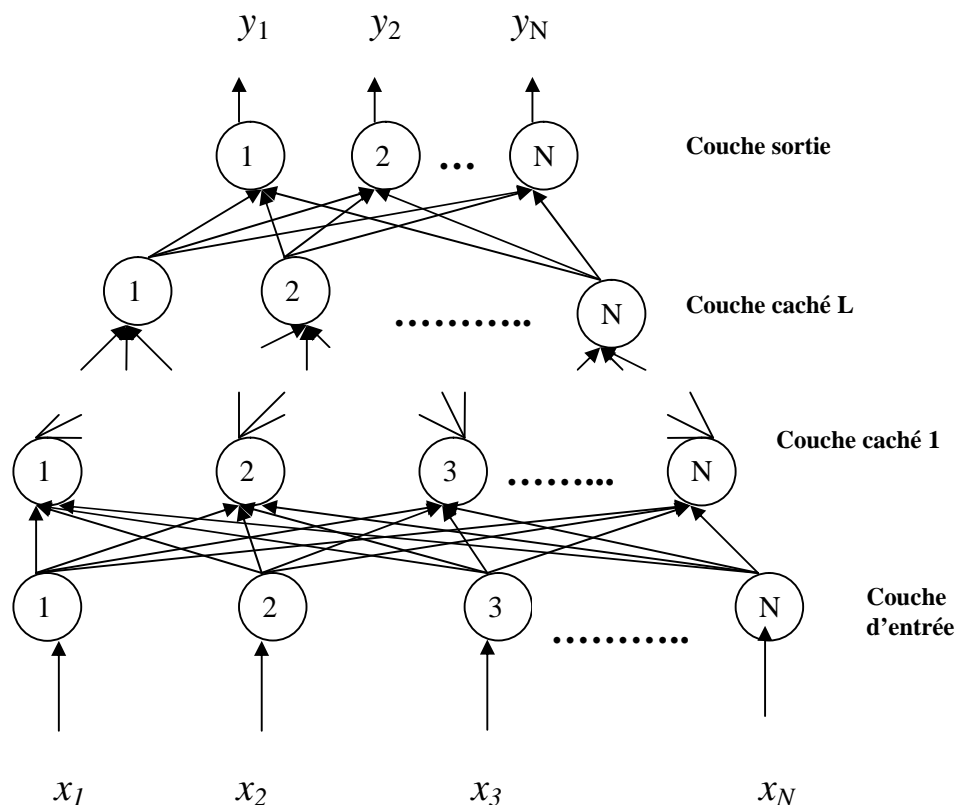
**Fig3.4:** Architecture de SLP

## V.2- Le perceptron multicouche (MLP): [18]

Le réseau de neurone PMC se compose d'une couche d'entrée, d'une ou plusieurs couches cachées, et d'une couche de sortie, comme représentée sur la (figure 3.5). Supposer que le nombre de couches cachées est  $L$ . La couche d'entrée est considérée comme couche  $0$ .



Laisser le nombre de neurones dans la couche cachée  $l$  être  $N_l$ ,  $l = 1, 2, \dots, L$ . Les  $X_N$  représenter les paramètres d'entrée à PMC, et  $Y_N$  soit la sortie qui peut être calculé selon les formules standard de PCM.



**Fig3.5:** Perceptron multi-couches (PMC).

Le calcul des poids dépend de l'algorithme de formation. Pour l'algorithme de formation rétropropagation, et pour un réseau de neurones (PMC) de deux couche. On peut faire les étapes suivantes :

- 1-Initialisation de tous les poids  $W$  à de petites valeurs aléatoires
- 2- Choisir un élément de l'ensemble des couples d'entraînement  $(X)$

On note par  $(X_k, D_k)$  le couple  $n^{\circ}=k$  de l'ensemble des couples d'apprentissage, ou  $X_k$  les paramètres d'entrées et  $D_k$  les sorties désirées

3- Calcule de la sortie du réseau  $Y$ , l'équation (3. 1)

4- Calcule l'erreur entre la sortie du réseau et la sortie désirée

On définit l'erreur par :

$$E_k = Y_k - D_k = \frac{1}{2} \sum_j^p (Y_{jk} - D_{jk})^2 \quad (3. 4)$$

Où  $Y_k$  est la sortie du réseau correspondant à l'entrée  $X_k$ ,  $P$  représente le nombre de couples d'apprentissage.

On définit l'erreur globale comme étant la somme des erreurs sur chaque couple d'apprentissage.

$$E = \sum_{K=1}^P E_k \quad (3. 5)$$

5- Corriger les poids du réseau de manière à minimiser l'erreur

La minimisation de l'erreur globale revient à la minimisation de l'erreur  $E_k$  sur chaque couple d'apprentissage. A cet effet, on utilise la descente de gradient.

La loi de variation des poids entre la couche cachée et la couche de sortie est la suivante.

$$\Delta_K W_{kj} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} \quad (3. 6)$$

Où  $\eta$  est un taux lié à la stabilité et la vitesse de convergence. Pratiquement, on prend :  $0.1 < \eta < 1$ .  $\Delta_K W_{kj}$  est la variation du poids de la connexion entre le neurone  $j$  de la couche cachée et le neurone  $k$  de la sortie et ceci pour le couple d'entraînement  $K$ .

On peut écrire aussi :

$$\Delta_K W_{kj} = \eta \delta_{kK} OUT_{jK} \quad (3. 7)$$

$OUT_{jK}$  étant la sortie du neurone  $j$  de la couche cachée, avec :

$$\delta_{kK} = (D_{kK} - Y_{kK}) OUT_{kK} (1 - OUT_{kK}) \quad (3. 8)$$

La modification du poids entre le neurone  $j$  de la couche cachée et le neurone  $i$  de la couche d'entrée est donné par :

$$\Delta_K W_{ji} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial W_{ji}} = \eta \delta_{jK} X_{iK} \quad (3. 9)$$

Avec  $X_{iK}$  la composante  $i$  du  $K^{ième}$  vecteur d'entrée et nous avons:

$$\delta_{jK} = OUT_{jK} (1 - OUT_{jK}) \sum_i W_{kj} \delta_{iK} \quad (3.10)$$

6- Refaire les étapes 2 à 5 pour chaque couple d'apprentissage tant que l'erreur n'est pas inférieure à un seuil choisi.

### V.3- Fonction radiale de base (RBF NN): [19]

Les réseaux neurones de fonction radiale de base ont les possibilités semblables à celle de MLP NNs. La différence est que le RBF approche le problème comme problème d'approximation de fonction.

La structure d'un neurone radial de base est illustrée dans la figure 3.6. Le procédé commence par un vecteur des entrées, Puis calculée la distance entre les entrées et le vecteur des poids, multipliée par le vecteur  $b$  et envoyée à la fonction radiale. Ceci peut être exprimé comme fonction.

$$y = g(\|w - p\|b) \quad (3.11)$$

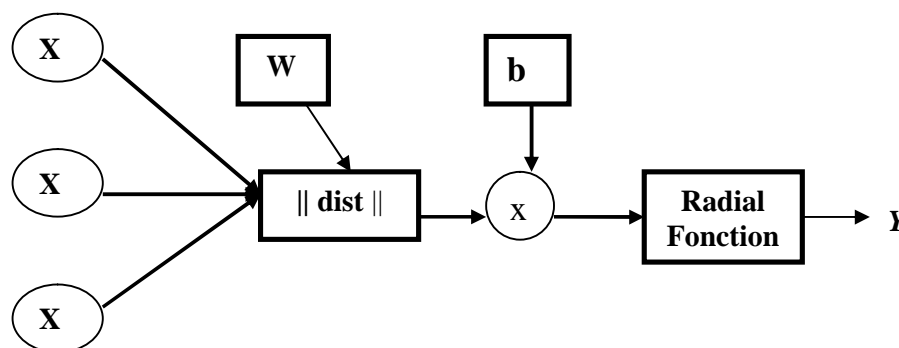


Fig 3.6: Radial basis function *RBF*.

---

L'architecture du réseau entier de RBF se compose de deux couches. La première couche est une couche cachée de neurones radiaux de base et la deuxième couche est une couche linéaire la même qu'utilisée dans la deuxième couche du feedforward MCP RN.

La motivation avec un réseau radial de base est tout à fait simple. Plus une entrée est à un poids étroite, plus la valeur est à zéro étroite. De ce fait passant par le RBF que le résultat du noeud sera de près d'un. Par conséquent, il fera affecter un plus grand sur le réseau.

Il y a deux types de réseaux radiaux de base sont employés pour examiner. Le premier de ces derniers est un réseau zéro d'erreur de formation. *Données*  $m$  entrées ,  $m$  neurones de radial de base sont créées. Par conséquent, il n'y a aucune erreur pour la formation de réseau parce que chaque neurone détecte correctement chaque entrée. L'inconvénient de cette approche est qu'il y a un grand nombre d'inputs/neurones.

La deuxième approche est comme suit. Au commencement, la couche radiale de base n'a aucun neurone. Les étapes suivantes sont répétées jusqu'à ce que l'erreur moyenne carrée du réseau (MSE) tombe au-dessous d'un but indiqué :

1. le réseau est simulé.
2. le vecteur d'entrée avec la plus grande erreur est trouvé.
3. le neurone radial de base ajouté avec des poids égaux à ce vecteur.
4. les poids linéaires de couche sont remodelés pour réduire au minimum l'erreur.

Une fois que le MSE est au-dessous d'une certaine limite, le réseau serait exercé et nous procédons réduire au minimum le RBF NN.

### VI.3.1- Stratégies d'étude de réseau de neurones de fonction radiale de base :

Il y a un certain nombre de choix pour la forme de la fonction non linéaire  $g$  (3. 11) impliquée dans la transformation des modèles d'entrée  $x$  aux modèles transformés  $g(x) = (g_1(x), \dots, g_j(x))$  d'entrée, et tous ces choix garantissent que la structure RBF -NN résultante peut mettre en application tracer continu d'un espace d'entrée de la dimensionnalité arbitraire à un espace de rendement de la dimensionnalité arbitraire. Le choix le plus populaire pour la fonction  $g$  est une fonction gaussienne multivariable avec une matrice appropriée de moyen et d'autocovariance.

$$g_j(x) = \exp\left[-\frac{1}{2}(x - v_j)^T \Sigma_j^{-1}(x - v_j)\right] \quad (3. 12)$$

Là où  $v_j$  est le vecteur moyen (centres) et  $\sum_j$  est la matrice d'autocovariance de la fonction gaussienne multivariable correspondant au neurone  $j$  de la couche cachée. Étant donné l'expression ci-dessus pour les fonctions  $g$  impliquées dans la couche cachée de la structure de RBF NN, nous pouvons voir que nous avons à notre disposition de paramètres qui peuvent être modifiés pour atteindre notre objectif. Ces paramètres sont les vecteurs moyens et les matrices d'autocovariance de chaque fonction gaussienne dans la couche cachée et des poids d'intercommunication de la couche cachée. Il y a quatre stratégies d'étude primaires qui ont été proposées dans la littérature pour changer les paramètres d'un RBF -NN parmi ces stratégies on a :

➤ **La stratégie de choix dirigé des centres**

Les approches heuristiques de choisir les centres et les covariances des fonctions gaussiennes nous mènent à RBF-NN qui sont suboptimaux (c.-à-d., ils ne généralisent pas bien une fois exposés aux données avec lesquelles ils n'ont pas été formés). Le sens unique autour de ce problème doit appliquer un procédé de descente de gradient pour choisir les centres du Gaussiens ou les centres et les matrices de covariance du Gaussiens.

Le temps qu'il prend pour que le RBF-NN converge aux augmentations d'une solution quand nous sommes forcés de optimiser les paramètres additionnels (par exemple, centres de Gaussiens) sans compter que l'intercommunication cachée de couche de rendement pèse. Dans le suivant, nous démontrons les équations qui concernent les changements des poids et les centres du gaussien dans le cas où on assume que les matrices de covariance sont diagonaux de désaccord constant.

La fonction erreur liée au RBF-NN, quand le modèle d'entrée de  $P^{\text{th}}$  est présenté à la couche d'entrée du RBF-NN, est donnée par :

$$E^p(w) = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L [d_l^2(p) - y_l^2(p)]^2 \quad (3.13)$$

Le procédé de descente de gradient nous indique que le changement de  $w_{ij}$  devrait être proportionnel (constante de la proportionnalité indiquée en tant que  $\eta$ ) au gradient négatif. C'est-à-dire,

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E^p(w)}{\partial w_{ij}} \quad (3.14)$$

De (3. 13) et (3. 14) nous concluons cela

$$\Delta w_{ij} = \eta [d_i^2(p) - y_i^2(p)] \frac{\partial y_i^2(p)}{\partial w_{ij}} \quad (3. 15)$$

Cependant, depuis  $y_i^2(p) = \sum_{m=0}^J w_{ij} g_m[x(p)]$ , nous pouvons facilement obtenir à partir de (3. 15) cela

$$\Delta w_{ij} = \eta [d_i^2(p) - y_i^2(p)] g_i[x(p)] \quad (3. 16)$$

Pour calculer la quantité de changement prée par chacun des centres des fonctions Gaussiennes, nous appliquons encore la règle de descente de gradient pour déterminer cela

$$\Delta v_j = -\eta \frac{\partial E^p(w)}{\partial v_j} \quad (3. 17)$$

Après le même procédé que celui a suivi en haut pour calculer  $\partial E / \partial w_{ij}$ , nous obtenons cela

$$\Delta v_j = \eta \sum_{l=1}^l [d_l^2(p) - y_l^2(p)] w_{lj} \frac{\partial g_j[x(p)]}{\partial v_j} \quad (3. 18)$$

Et finalement

$$\Delta v_j = \eta \sum_{l=1}^l [d_l^2(p) - y_l^2(p)] w_{lj} g_j[x(p)] \sum_j^{-1} (x(p) - v_j) \quad (3. 19)$$

### VI.3.2- L'algorithme de réseau de neurones de la fonction radial de base :

**Etape 1 :** Choisir les valeurs initiales pour les poids à partir de couche cachée à couches de sortie. Ces poids sont choisis pour être de petites valeurs aléatoires. Choisir les valeurs initiales pour les centres du Gaussiens dans la couche cachée. Ces centres sont aléatoirement choisis des données de formation. Choisir les valeurs initiales pour les éléments diagonaux des covariances de la fonction gaussienne. Ces désaccords tous sont choisis pour être égaux à certains constants. Les éléments au loin-diagonaux des covariances du Gaussiens sont choisis pour être égaux à zéro.

**Etape 2 :** Présenter le modèle d'entrée  $P^{\text{th}}$  à la couche d'entrée du RBF-NN

**Etape 3 :** Calculer les sorties des neurones dans les couches cachées et les couches de sorties du RBF-NN.

$$g_j[x(p)] = \exp\left\{ -\frac{1}{2}(x(p) - v_j) \sum_j^{-1} (x(p) - v_j)^T \right\} \quad (3.20)$$

$$y_i^2(x(p)) = \sum_{j=0}^J w_{ij} g_j[x(p)] \quad (3.21)$$

**Etape 4 :** Comparer les sorties réelles à la couche de sortie et les sorties désirées. Si  $y_i^2(p) = d_i^2(p)$  pour  $1 \leq i \leq I$ , passent à l'étape 5. Si  $y_i^2(p) \neq d_i^2(p)$  pour certains  $I$ , procèdent changer les valeurs de poids/paramétrer comme suit :

$$\Delta w_{ij} = \eta [d_i^2(p) - y_i^2(p)] g_i[x(p)] \quad (3.22)$$

$$\Delta v_j = \eta g_j[x(p)] \sum_{i=1}^I [d_i^2(p) - y_i^2(p)] w_{ij} g_j[x(p)] w_{ij} (x(p) - v_j) \quad (3.23)$$

**Etape 5 :** Si  $p=PT$  et la fonction cumulatif d'erreur  $E(w) = \sum_{p=1}^{PT} E^p(w)$  est plus petit qu'un seuil préspecifié, nous considérons la formation accomplie. Si  $p = PT$  et  $E(w)$  est plus grand que le seuil préspecifié, alors nous revenons à l'étape 2 commençant par le premier modèle d'entrée de l'index  $p=1$ . Si le  $p \neq PT$ , nous reviennent à l'étape 2, en augmentant l'index  $p$  de un.

#### V .4- Réseaux de neurones récurrents [20]

Les réseaux de neurones artificiels récurrents (RNR), qui possèdent une mémoire interne grâce aux cycles dans leur graphe d'interconnexion, ont des capacités d'approximation universelle pour les problèmes temporels comparables à celles des réseaux à propagation avant (RPA) pour les problèmes statiques. Il a été démontré qu'en pratique l'emploi de connexions à retards dans ces réseaux permettait de réduire les temps d'apprentissage et d'améliorer la prise en compte des dépendances à long terme. La principale difficulté de cette approche réside dans le manque de techniques automatiques pour la construction des réseaux récurrents à retards. En l'absence d'information a priori, les connexions à retards sont

---

généralement utilisées massivement, sous la forme de méta-connexions FIR(p) contenant p connexions associées à des retards variant de 0 à p. Les réseaux qui en résultent contiennent un grand nombre de connexions, ce qui diminue en général les capacités de généralisation et augmente les temps de calcul lors de l'apprentissage.

## VI - L'apprentissage. [21]

La notion d'apprentissage, bien que connue déjà depuis Sumer, n'est pas modélisable dans le cadre de la logique déductive : celle-ci en effet procède à partir de connaissances déjà établies dont on tire des connaissances dérivées. Or il s'agit ici de la démarche inverse : par observations limitées, tirer des généralisations plausibles.

La notion d'apprentissage recouvre deux réalités souvent traitées de façon successive :

- mémorisation : le fait d'assimiler sous une forme dense des exemples éventuellement nombreux,
- généralisation : le fait d'être capable, grâce aux exemples appris, de traiter des exemples distincts, encore non rencontrés, mais similaires.

Ces deux points sont partiellement en opposition. Si on privilégie l'un, on élaborera un système qui ne traitera pas forcément de façon très efficace l'autre.

Dans le cas des systèmes d'apprentissage statistique, utilisés pour optimiser les modèles statistiques classiques, réseaux de neurones et automates markoviens, c'est la généralisation qui est l'objet de toute l'attention.

Cette notion de généralisation est traitée de façon plus ou moins complète par plusieurs approches théoriques.

- La généralisation est traitée de façon globale et générique par la théorie de la régularisation statistique introduite par Vladimir Vapnik. Cette théorie, développée à l'origine en Union Soviétique, s'est diffusée en Occident depuis la Chute du Mur. La théorie de la régularisation statistique s'est diffusée très largement parmi ceux qui étudient les réseaux de neurones en raison de la forme générique des courbes d'erreurs résiduelles d'apprentissage et de



généralisation issues des procédures d'apprentissage itératives telles que les descentes de gradient utilisées pour l'optimisation des perceptrons multi-couches. Ces formes génériques correspondent aux formes prévues par la théorie de la régularisation statistique ; cela vient du fait que les procédures d'apprentissage par descentes de gradient, partant d'une configuration initiale des poids synaptiques explorent progressivement l'espace des poids synaptiques possibles ; on retrouve alors la problématique de l'augmentation progressive de la capacité d'apprentissage, concept fondamental au cœur de la théorie de la régularisation statistique. La généralisation est aussi au cœur de l'approche de l'inférence bayésienne, enseignée depuis plus longtemps. Le théorème de Cox-Jaynes fournit ainsi une base importante à un tel apprentissage, en nous apprenant que toute méthode d'apprentissage est soit isomorphe aux probabilités munies de la relation de Bayes, soit incohérente . C'est là un résultat extrêmement fort, et c'est pourquoi les méthodes bayésiennes sont largement utilisées dans le domaine.

### **VI-1- 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 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 choisi.

### **VI.2- Apprentissage non supervisé**

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 vecteur d'entrée qui ont une classe de vecteurs d'entrée, la sortie correspondante.

Le format des données d'entrée va affecter l'évolution des poids et biais des réseaux de neurones lors de leur apprentissage

### **VI.3- Les Algorithmes d'apprentissage (Algorithme Formation): [22]**

Les algorithmes de formation adoptés dans cette étude optimisent les poids en essayant de réduire au minimum la somme de différences carrées entre les valeurs désirées et

---

réelles des neurones de sortie, à savoir :

$$E = \frac{1}{2} \sum (y_{dj} - y_j)^2 \quad (3.24)$$

Là où  $y_d$  est la valeur désirée du neurone  $j$  et  $y_j$  est le Sortie réel de ce neurone. Chaque  $w_{ji}$  de poids est ajusté en ajoutant un  $\Delta w_{ji}$  d'incrément à lui. Le  $\Delta w_{ji}$  est choisi pour réduire  $E$

aussi rapidement que possible. L'ajustement est effectué au-dessus de plusieurs itérations de formation jusqu'à ce qu'une valeur d'une manière satisfaisante petite de  $E$  soit obtenue ou un nombre donné d'itérations sont atteints.

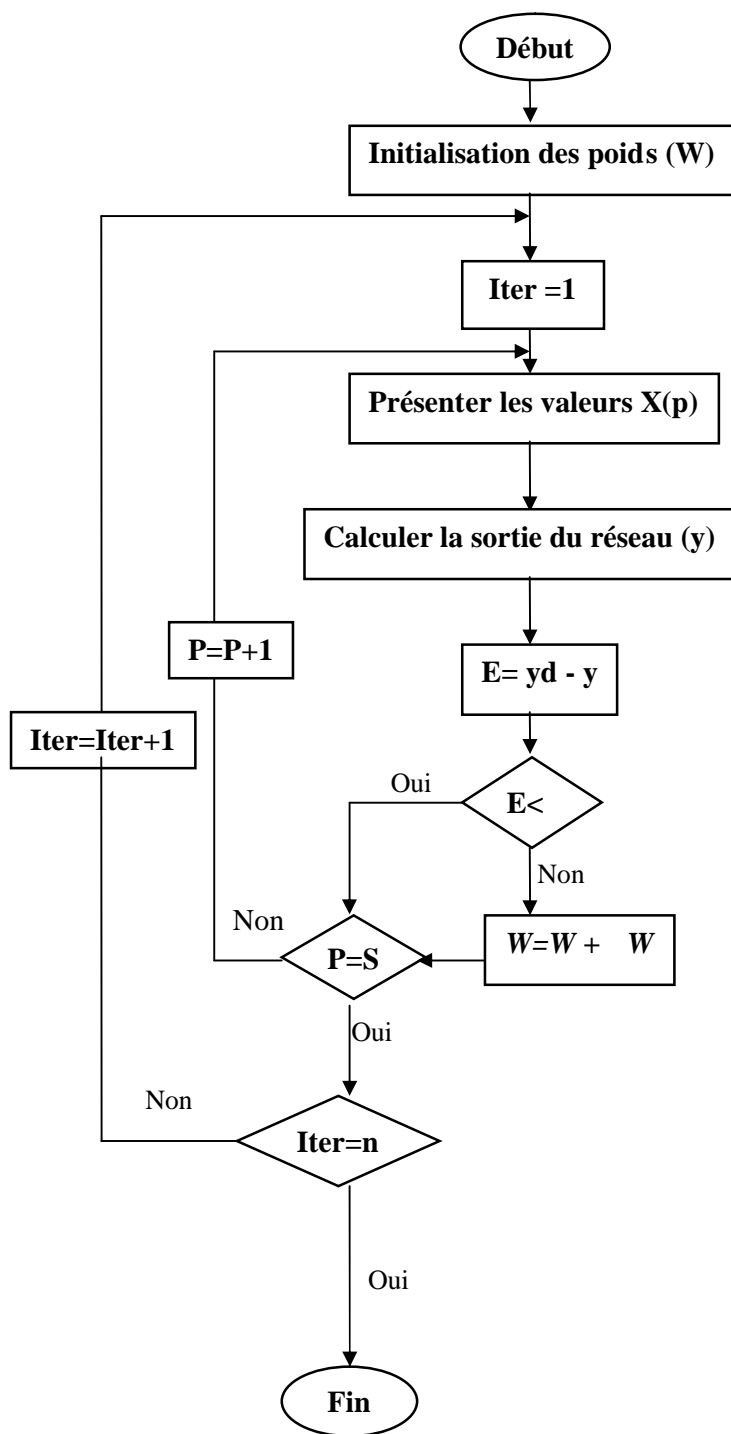


Fig3.7 : L'organigramme de l'algorithme d'apprentissage

---

Le calcul de  $\Delta w_{ji}$  dépend de l'algorithme de formation adopté, parmi ces algorithmes il y a :

### 1- Rétropropagation (BP)

C'est une méthode de gradient de descente et l'algorithme le plus généralement adopté de formation de RN MCP. Cet algorithme donne le changement *de*  $\Delta w_{ji}(k)$  dans le poids du raccordement entre les neurones *i* et *j* à l'itération *k*. Une fonction de formation de réseau met à jour le poids et les valeurs polarisées selon la descente de gradient. Elle forme un réseau avec des règles d'étude de poids et de polarisation avec les mises à jour par accroissement après chaque présentation d'une entrée. Les entrées sont présentées dans l'ordre aléatoire. Il a un problème local de minimum. La méthode est basée sur des fonctions par accroissement de formation d'ordre aléatoire.

### 2-Quasi-Newton (QN)

Ceci est basé sur la méthode de Newton mais n'exige pas le calcul des deuxièmes dérivés. Ils sont mis à jour par une matrice approximative de Hesse de l'algorithme à chaque itération. La mise à jour est calculée en fonction du gradient. La ligne fonction de recherche est employée pour localiser le minimum. La première direction de recherche est le négatif du gradient de l'exécution. Dans des itérations de réussite les directions de recherche sont calculées selon le gradient.

### 3- Resilient propagation (RP)

Cet algorithme fournit généralement une convergence plus rapide que la plupart des autres algorithmes et le rôle du RP doit éviter la mauvaise influence de la taille des dérivés partiels sur la mise à jour de poids.

### 4- Levenberg - Marquardt (LM)

C'est une méthode des moindres carrés d'évaluation basée sur l'idée maximum de voisinage. Le LM combine les meilleurs dispositifs de la technique de Gauss-Newton et de la méthode de raide-descente, mais évite plusieurs de leurs limitations.



En particulier, il généralement ne souffre pas du problème de la convergence lente.

**VII- Conclusion:**

Dans ce chapitre nous avons fait une étude approfondie sur les réseaux de neurones, qui sera appliquée dans le chapitre quatre pour l'optimisation des paramètres géométriques de quelque transitions en guides d'ondes rectangulaire .

## *Chapitre IV*

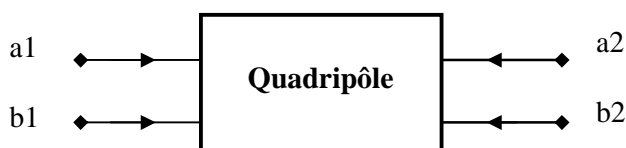
Optimisation de filtre et transformateur en  
guide d'onde rectangulaire à l'aide des  
réseaux de neurones

## I- Introduction :

Les Transitions micro-ondes sont largement utilisés dans les satellites et les systèmes de communication terrestres, et avec la complexité croissante du matériel de communication par satellite sans fil, il y a un besoin d'une méthode plus rapide de concevoir ce genre de transition. On s'est avéré que le réseau de neurones artificiel (RNA) ou le réseau de neurones simplement (RN) est des moyens rapides et efficaces de modeler les dispositifs électromagnétiques complexes, ou la situation actuelle present appliqué à différents secteurs de modeler et d'optimisation électromagnétiques [23].

## II- La matrice S :

Le concept d'une matrice de dispersion ( $S$ ) est l'un des concepts fondamentaux de l'électromagnétique. Il peut être très commode dans l'analyse des caractéristiques de beaucoup des dispositifs électroniques et de communication aussi bien que des circuits micro-ondes. Beaucoup des caractéristiques importantes des systèmes micro-ondes peut écrites avec l'utilisation de la terminologie de matrice  $S$ . Bien qu'elle soit applicable à tout nombre de ports, dans l'illustration ci-dessous nous montrons un quadripôle pour lequel deux paramètres  $S$  peuvent être présentés comme suit :



**Fig4.1 :** représentation des paramètres  $S$  d'un quadripôle.

$$S_{11} = \left. \frac{b_1}{a_1} \right|_{a_2=0} \quad (4.1a)$$

$$S_{21} = \left. \frac{b_2}{a_2} \right|_{a_1=0} \quad (4.1b)$$

Avec

$$a_n = \frac{V_n^+}{\sqrt{Z_o}}, \quad b_n = \frac{V_n^-}{\sqrt{Z_o}} \quad (4.2)$$

En référence à fig4.1,  $S_{11}$  s'appelle le coefficient de réfléchissant. Selon (4a1), si  $b_1$  est égal à  $a_1$ , alors l'énergie entrant sortir, ainsi  $S_{11} = 1$ , ou, en d'autres termes, il y aurait de 100%-réflexion.  $S_{21}$  est le coefficient de transmission décrivant la transmission d'un champ passant par le système.

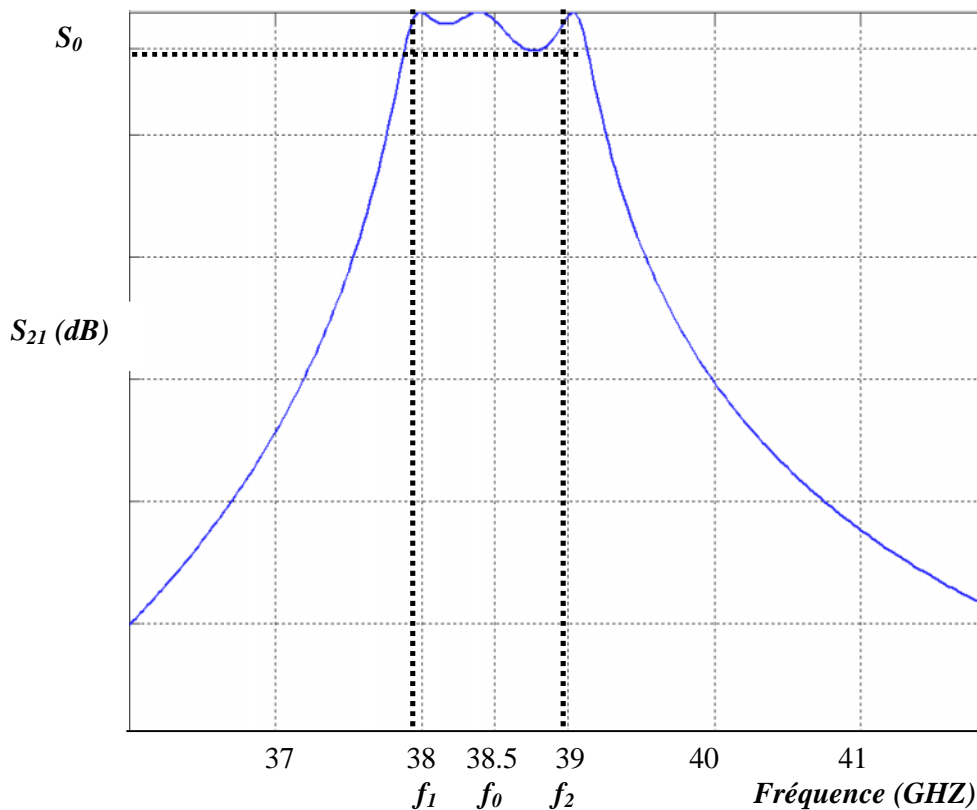
### III. Méthode d'optimisation :

L'optimisation des filtres micro-onde consiste à régler les dimensions physiques des différents éléments constitutifs afin de satisfaire un gabarit de filtrage objectif donné. Dans ce partie en utilisant les réseaux de neurones pour faire cette optimisation

Nous considérons le problème d'optimisation comme suit : trouver une configuration de la structure tels qu'une importance d'un paramètre  $S$  à l'étude est moins ou plus grand que un niveau assigné ( $S_0$ ) dans la gamme de fréquence ( $f_1, f_2$ ) autour de la fréquence de fonctionnement  $f_0$  ( $f_1 < f_0 < f_2$ ).

$|S_{mn}|$  est une fonction multivariable de la fréquence  $f$  et des paramètres de système  $X = [X_1, X_2, \dots, X_m]^T$  qui devient une fonction objective de la conception optimale.  $S_0$  et ( $f_1, f_2$ ) sont interprétés comme contraintes appropriées. La représentation pour le paramètre  $S_{21}$ , est montrée dans la figue (4.2).





**Fig4.2 :** La réponse  $S_{21}$  en fonction de la fréquence.

**III.1- Etude de problème : [24]**

$$\vec{X} = [f, x_1, x_2, \dots, x_m] \tag{4.3}$$

$X$  est un vecteur contenant des  $m$  paramètres (géométriques) d'un dispositif donné,  $f$  est la fréquence. Nous extrayons  $f$  à partir de  $X$  de la façon suivante :

$$\vec{Y} = \vec{S}_{ij}(f_q) = [y_q, q = 1, 2, \dots, n]^T \tag{4.4}$$

Là où  $Y$  est un vecteur contenant la réponse du dispositif à l'étude (par exemple, les paramètres  $S$  d'un  $P$ -port dispositif,  $i, j = 1, \dots, p$ ). En réalité, le problème électromagnétique est :

$$\vec{Y} = F(\vec{X}) \tag{4.5}$$

L'équation (4.5) peut être modélisée par chemin d'un RN par un ensemble de paires d'échantillon

$$\{(\vec{X}_k, \vec{Z}_k) \mid k = 1, 2, \dots, D\} \quad (4.6)$$

Là où  $X_k, Z_k$ , sont des vecteurs des dimensionnels  $m$  - et  $n$  respectivement, représentant l'échantillon  $k$  de  $X$  et de  $Z$ , et  $D$  est le nombre d'échantillons de  $X$  et de  $Z$ . Ainsi que  $Z_k$  est

$$\vec{Z}_k \approx \vec{Y} = F(\vec{X}) \quad \text{pour } k = 1, 2, \dots, D \quad (4.7)$$

$Z_k$  sont les paramètres  $S$  produit par la simulation numérique donnée par les paramètres géométriques  $X_k$ . Le modèle de RN pour (4.5) est :

$$\vec{Y} = G(\vec{X}, \vec{W}, \vec{b}) \quad (4.8)$$

Là où  $W$  et  $b$  sont les paramètres du modèle de RN (poids et vecteurs polarisés), et  $X$  et  $Y$  sont l'entrée et Sortie du modèle de neurone. La définition de  $W$  et  $b$  et comment  $Y$  est calculé dans (4.8) détermine la structure du RN.

L'équation (4.8) représente le problème original de (4.5) quand le modèle de neurone est formé par des données dans (4.6).

Le problème de formation est décrit comme une détermination de  $W$  et de  $b$  tels que carré de l'erreur moyenne entre la sortie  $Y$  de RN et la sortie désirée  $Z$  est réduite au minimum :

$$E(\vec{W}, \vec{b}) = \frac{1}{D} \sum_{k=1}^D \left( G(X_k, W_l, b_l) - \vec{Z}_k \right)^2 \quad (4.9)$$

Une fois que exercée, le modèle de RN peut être employé pour prévoir les valeurs de sortie de (4.5) :

$$\vec{Y} \approx G(\vec{X}, \vec{W}_{opt}, \vec{b}_{opt}) \quad (4.10)$$

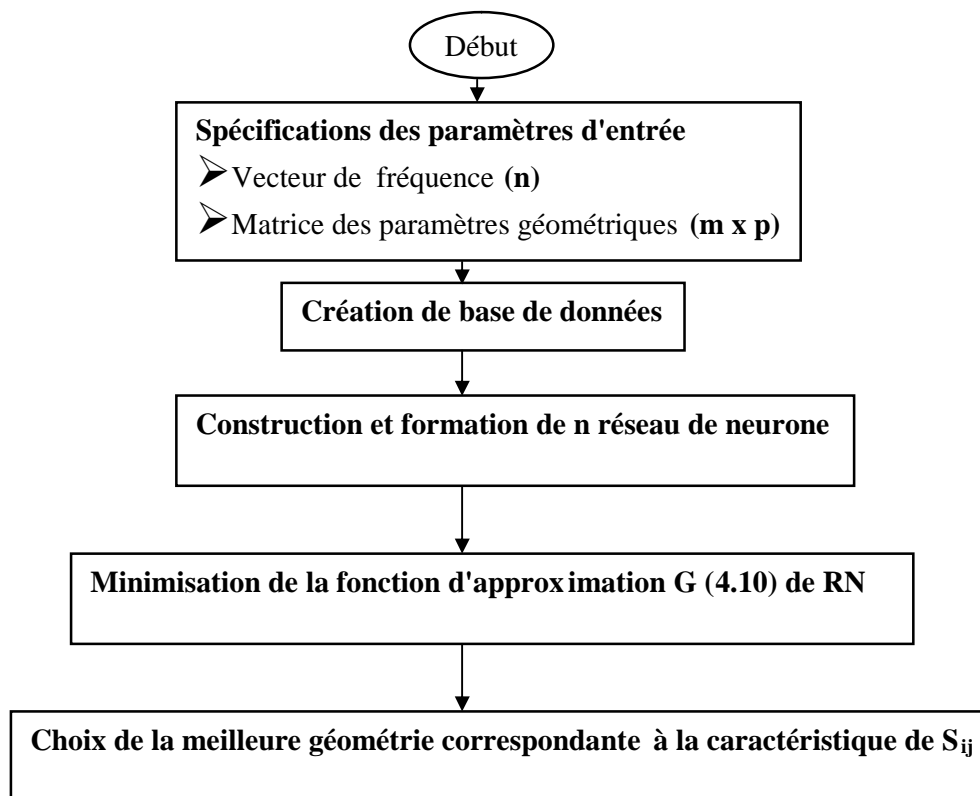
### **III.2- Méthode des moindres carrés :**

Après qu'un RN soit créé et formé, il peut être défini comme fonction  $G$  représentée par (4.10). La technique des moindres carrés de minimisation peut être employée pour déterminer son minimum. L'algorithme applique une méthode basée sur la méthode réfléchissante intérieure de Newton. En particulier, cette technique est globalement et quadratiquement convergente.

L'algorithme renvoie un minimum correspondant aux paramètres géométriques de la taille  $m$ . Cette méthode ne renvoie pas nécessairement un minimum global. Par conséquent, des conjectures multiples ont été employées dans tout le domaine pour augmenter la probabilité de trouver le minimum global.

### **VI. Les étapes d'optimisation: [25]**

Pour faire l'optimisation à l'aide de réseau de neurone nous avons cinq étapes de base qui sont illustrées par l'organigramme de la figure (4.3) :



**Fig4.3:** L'organigramme d'optimisation des paramètres  $S_{ij}$

➤ **Etape 1 (Spécifications des paramètres d'entrée)**

Dans la première étape on charge les données d'entrée pour un système (structure). Ces données d'entrée tiennent les informations sur la gamme de fréquence de la taille ( $n$ ), ou  $n$  est le nombre des points de l'intervalle  $[f_1, f_2]$ , et la matrice des paramètres géométriques de système à optimiser de la taille ( $m \times p$ ), où  $m$  représente le nombre des variables géométriques à optimisés, et  $p$  le nombre de point pour chaque paramètre dans toute l'exécution de ce projet nous choisissons le même nombre des points pour chaque variable  $p=3$ .

➤ **Etape 2 (Création de la base de données)**

Après que les paramètres initiaux ont été choisis, la base de données créant une liste de points obtenus à partir de la matrice des limites des paramètres donnés. Par conséquent, la

liste des points de base de données est de la taille  $(m \times S)$  et  $S=p^m$ . Alors la base de données forme une boucle de la liste des paramètres.

Puis on utilise la méthode de raccordement modale (TRM) et modifions le projet de sorte que nous simulions réellement le système correctement. Après la modification et la simulation du système pour le nombre indiqué d'itérations, le simulateur enregistre les résultats de  $S_{ij}$  (taille  $S \times n$ ).

➤ **Etape 3 (Construction et formation de réseau radial de base)**

Cette étape concerne la construction du réseau de neurones. La première étape dans ce processus est la graduation spécifiquement linéaire, pour indiquer l'intervalle optimal dans lequel les données sont données au réseau. Par ce que dans les applications micro-ondes, la graduation est une opération fortement valable considérée puisque l'ordre des grandeurs des valeurs des paramètres d'entrée peut être très différent, nous appliquons la graduation linéaire des échantillons des données sur les paramètres d'entrée à partir de la base de données selon la formule suivante :

$$D(\bar{x}) = \bar{y}_{\min} + \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} (\bar{y}_{\max} - \bar{y}_{\min}) \quad (4.11)$$

La graduation a été mise en application afin de trouver une gamme optimale pour les entrées de réseau de neurones pour chacun des structures analysées.

La graduation a été mis en application pour les gammes variables  $[-r, r]$  avec le paramètre  $r$  de graduation s'étendant de 1 à 20, et pour notre structures l'intervalle optimal de graduation a été choisi égale à 3 ( $r = 3$ ).

Une fois que les matrices du paramètre et de point ont été mesurées, nous avons créé et formé le réseau de neurone, ou nous avons choisi comme architecture le réseau radial de base (RBF) avec la fonction d'activation Gaussienne. Le réseau entier se compose de  $n$  RN distinct correspondant à une fréquence particulière ;  $n$  ici est déterminé par le nombre des points dans  $[f_1, f_2]$ .

➤ **Etape 4(Optimisation et Comparaison)**

Quand le réseau est formé, nous réduisons au minimum la fonction  $G$  (4.10) avec l'algorithme **{lsqnonlin}** de méthode des moindres carrés du MATLAB. Cette technique de minimisation ne garantit pas le minimum global, nous choisissons deux valeurs pour chaque paramètre géométrique  $m$ . La collection de ces valeurs équivalentes aux  $2^m$  probabilités. Les résultats du procédé de minimisation rapportent les valeurs géométriques optimisées possibles.

Puis ces valeurs géométriques sont passées à la méthode de raccordement modale, si la fonction objective  $S_{11}$  a été réduite au minimum dans la gamme de fréquence, indiquée par  $(f_1, f_2)$ , nous enregistrons les géométries et le paramètre  $S$ , et avons notre solution.

**VI- L'application :**

Les étapes passées ont été appliquées pour optimiser des paramètres géométriques de plusieurs composants micro-ondes d'une structure de guide d'ondes.

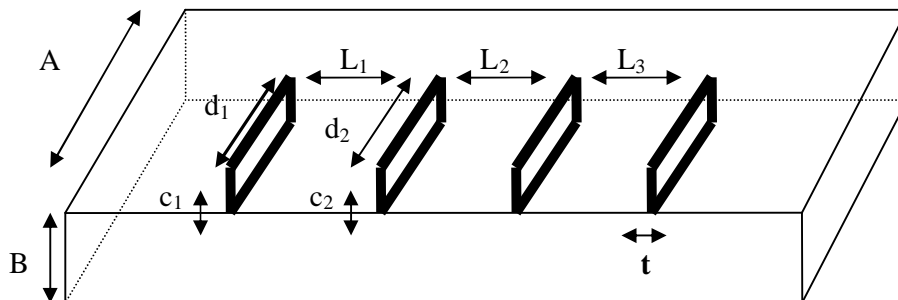
**VI.1-les system micro -onde :**

Dans cette section, nous nous présentons les résultats détaillés pour cinq constructions particulières.

Dans chaque cas, minimisation de  $|S_{11}|$  être une fonction de la fréquence et des paramètres géométriques à optimiser. Les résultats  $S_{11}$  réduits au minimum implique les résultats  $S_{21}$  augmente au maximum.

**Structure A : Filtre à iris rectangulaires résonnants centrés**

Nous étudions tout d'abord un filtre composé à trois résonateurs dans la bande Ka. Le guide principal est un WR28 ( $a=7.112$  mm,  $b= 3.556$ mm), avec l'épaisseur  $t=0.1$ mm



**Fig4.4 :** les géométries de la structure A

Dans le tableau (4.1) sont consignés les variables géométriques et les gammes correspondantes. Nous optimisons les caractéristiques  $S_{11}$ ,  $S_{21}$  dans l'intervalle  $(f_1, f_2) = (38, 39\text{GHZ})$ , La fréquence de fonctionnement  $f_0 = 38.8\text{GHZ}$ .

| <i>Variable</i> | <i>Gamme</i>          |
|-----------------|-----------------------|
| <i>d</i>        | $0.071 < d/A < 0.316$ |
| <i>c</i>        | $0.492 < c/B < 0.844$ |
| <i>L</i>        | $0.602 < L/A < 0.640$ |

**Tableau 4.1 :** Les variables du Structure A (fig. 4.4)

Les figures (4. 5, 4. 6) représentent la variation du coefficient de réflexion et du coefficient de transmission respectivement en fonction de la fréquence.

Nous avons fait l'optimisation de  $S_{11}$  et  $S_{21}$  pour six ensembles des paramètres géométriques pour la base de donnée de la taille (6 x 729). Les résultats obtenus sont comparés avec ceux de la référence [26] (Tableau 4. 2)

**Tableau 4.2 :** Les géométries optimisées pour la structure A.

| <b>Géométries</b>       | <b><i>RN</i></b> | <b><i>Réf [26]</i></b> |
|-------------------------|------------------|------------------------|
| <b><math>d_1</math></b> | <b>1.90</b>      | <b>1.932</b>           |
| <b><math>c_1</math></b> | <b>2.75</b>      | <b>2.524</b>           |
| <b><math>d_2</math></b> | <b>0.85</b>      | <b>1.032</b>           |
| <b><math>c_2</math></b> | <b>2.75</b>      | <b>1.934</b>           |
| <b><math>L_1</math></b> | <b>4.33</b>      | <b>4.340</b>           |
| <b><math>L_2</math></b> | <b>4.50</b>      | <b>4.494</b>           |



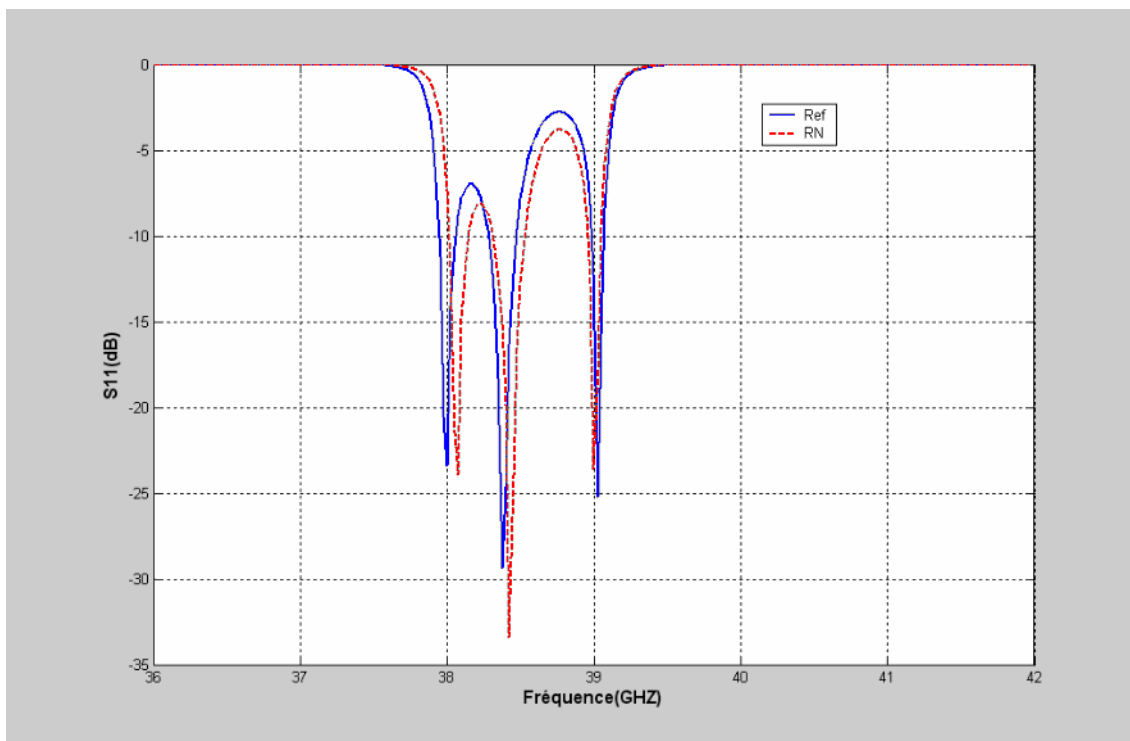


Fig4.5 : Caractéristiques optimisées de  $S_{11}$  en fréquence pour la structure A.

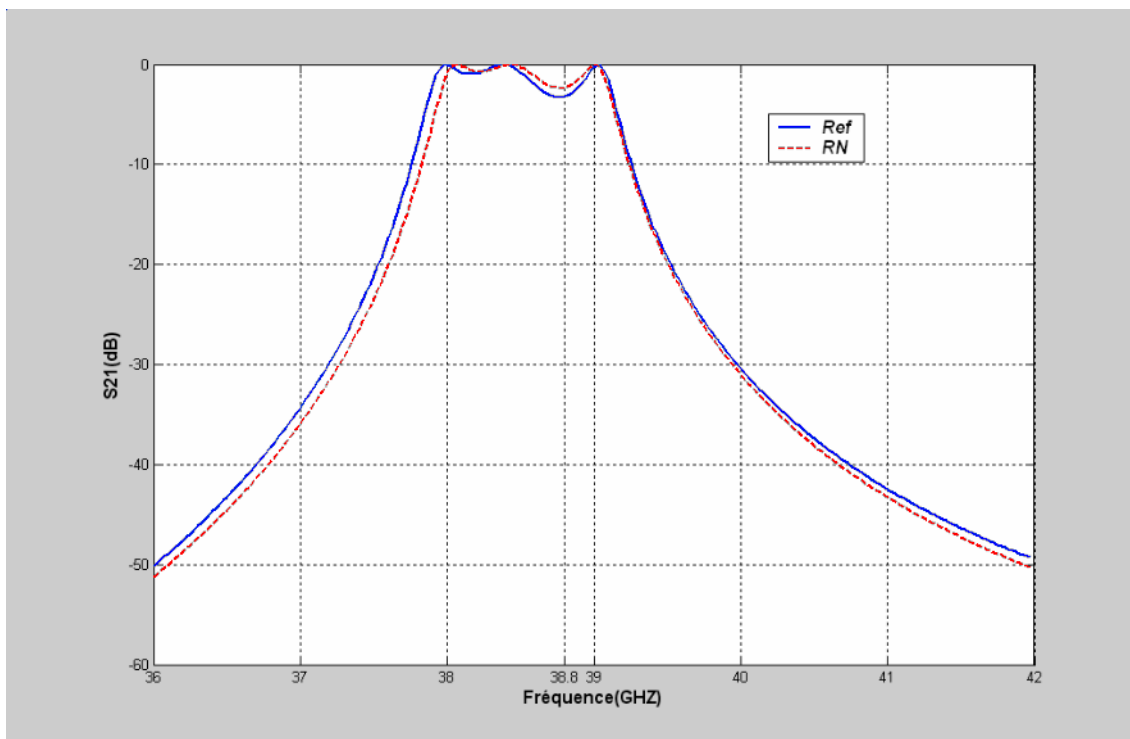
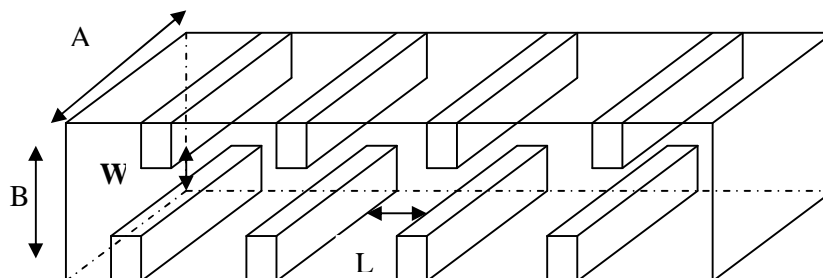


Fig4.6 : Caractéristiques optimisées de  $S_{21}$  en fréquence pour la structure A.

**Structure B: Filtre a iris capacitifs rectangulaires.**

C'est un filtre réalisé à partir de quatre iris capacitifs, soit trois cavités rectangulaires. Le guide principal est un guide standard WR75 ( $A=19.05\text{mm}$ ,  $B=9.53\text{mm}$ ), la fréquence centrale est  $f_0=12\text{GHz}$ , et nous optimisons les caractéristiques  $S_{11}$ ,  $S_{21}$  dans l'intervalle  $(f1, f2)= (11.5, 12.5\text{GHz})$ .



**Fig4.7 :** les géométries de la structure B

Le tableau (4.3) représente les variables géométriques et les gammes correspondantes

| Variable | Gamme                |
|----------|----------------------|
| $W$      | $0.10 < W/B < 0.155$ |
| $L$      | $0.473 < L/A < 1$    |

**Tableau 4.3 :** Les variable du Structure B (fig. 4.7)

Les figures (4. 8, 4. 9) représentes la variation du coefficient de réflexion et du coefficient de transmission respectivement en fonction de la fréquence.

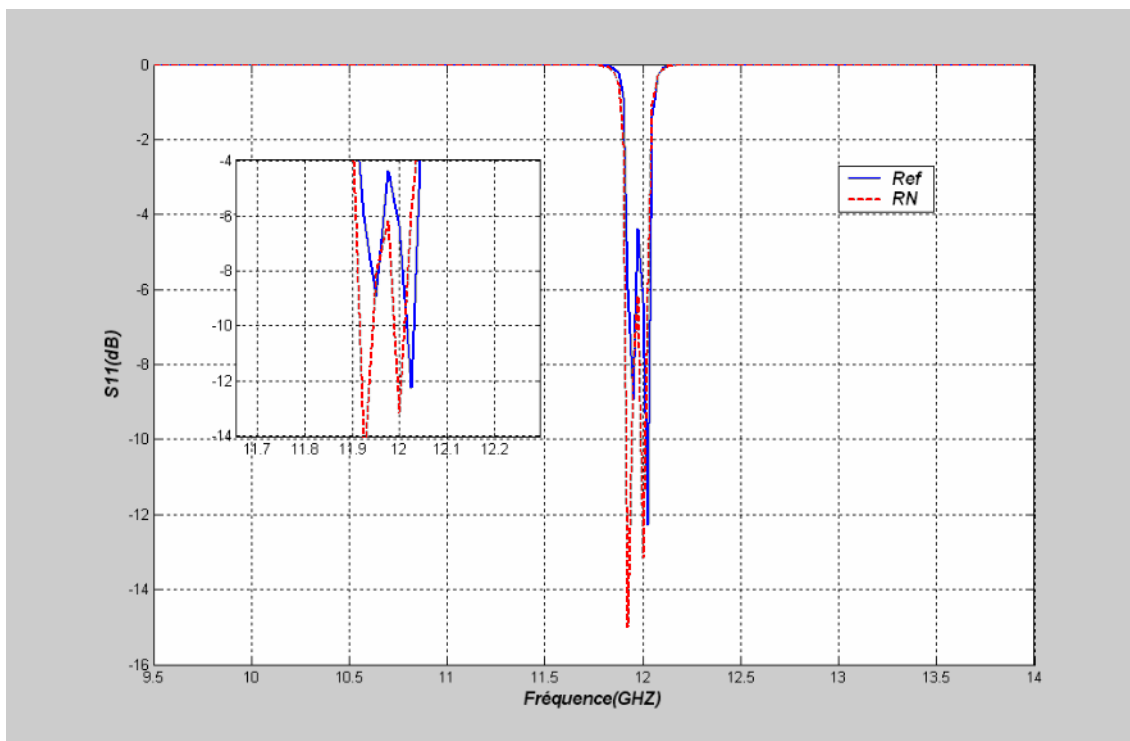


Fig4.8 : Caractéristiques optimisées de  $S_{11}$  en fréquence pour la structure B.

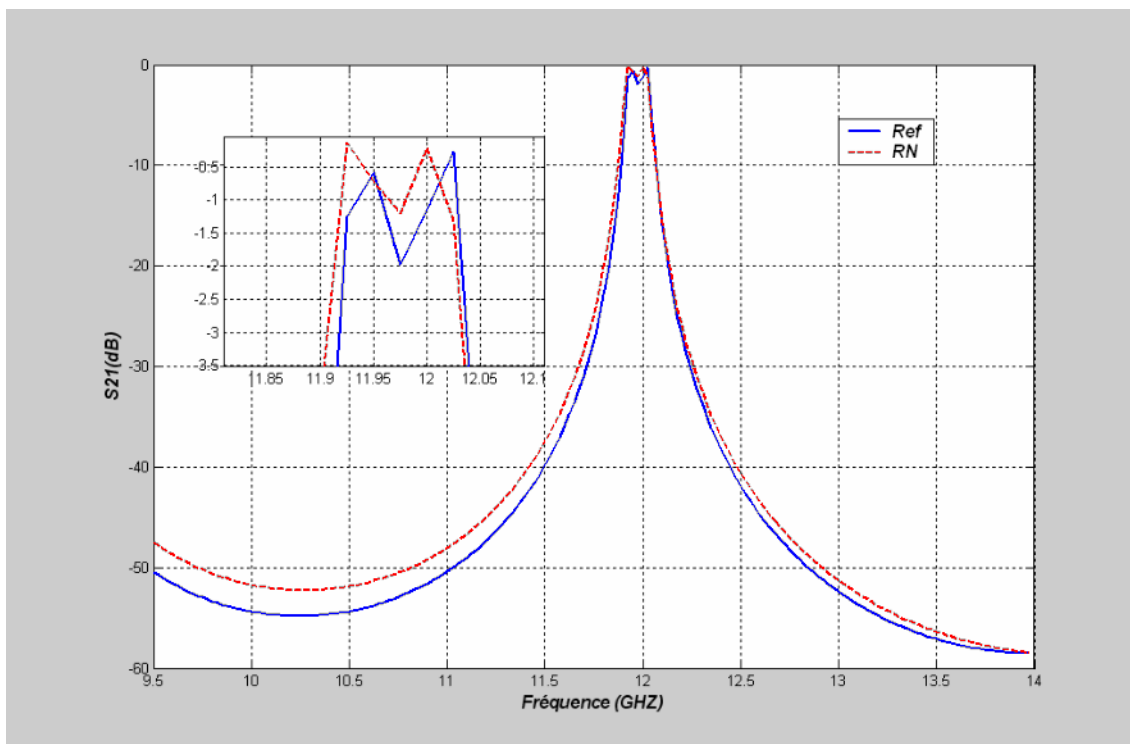


Fig4.9 : Caractéristiques optimisées de  $S_{21}$  en fréquence pour la structure B.

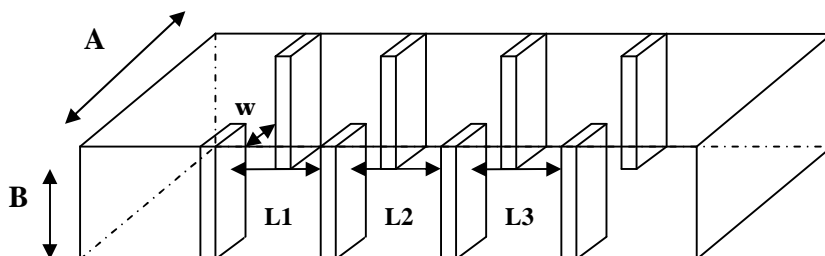
**Tableau 4.4 :** Les géométries optimisées pour la structure B.

| Géométries | RN    | Réf [27] |
|------------|-------|----------|
| $W_1$      | 1.06  | 0.9525   |
| $W_2$      | 1.40  | 1.3335   |
| $L_1$      | 17.33 | 17.25    |
| $L_2$      | 10.67 | 11.35    |

Le tableau 4.4 contient les Quatre ensembles des paramètres géométriques optimisés de la structure B pour la base de donnée de la taille (4 x 81), et l'autre de la référence [27].

**Structure C :** Filtre à obstacles inductifs

Nous avons étudié un filtre à quatre obstacles inductif, soit trois cavités rectangulaires.



**Fig4.10 :** les géométries de la structure C

a)- les iris sont insérés dans un guide WR28. Le tableau (4. 5) contient les variables géométriques et les gammes correspondantes. La fréquence de fonctionnement pour ce projet est  $f_0=35GHz$  et nous optimisons les caractéristiques  $S_{11}$ ,  $S_{21}$  dans l'intervalle  $(f1, f2)= (34.5, 35.5 GHz)$ .

**Tableau 4. 5 :** Les variables de la structure C (WR28).

| <b>Variable</b> | <b>Gamme</b>          |
|-----------------|-----------------------|
| <i>W</i>        | $0.281 < W/A < 0.562$ |
| <i>L</i>        | $0.555 < L/A < 0.686$ |
| <i>t</i>        | $0.126 < t/A < 0.208$ |

Les figures (4. 11, 4. 12) représentent la variation du coefficient de réflexion et du coefficient de transmission respectivement en fonction de la fréquence

Dans le tableau 4. 6 sont présentés les paramètres géométriques optimisés de la structure C pour le guide (WR28), nous optimisons six ensembles des paramètres géométriques de la base de donnée de la taille (6 x 729).

**Tableau 4.6 :** Les géométries optimisées pour la structure C (WR 28).

| <b>Géométries</b>    | <b>RN</b>   | <b>Réf [28]</b> |
|----------------------|-------------|-----------------|
| <b>W<sub>1</sub></b> | <b>3.67</b> | <b>3.6</b>      |
| <b>W<sub>2</sub></b> | <b>2.33</b> | <b>2.4</b>      |
| <b>L<sub>1</sub></b> | <b>4.11</b> | <b>4.15</b>     |
| <b>L<sub>2</sub></b> | <b>4.72</b> | <b>4.7</b>      |
| <b>t<sub>1</sub></b> | <b>1.38</b> | <b>1.45</b>     |
| <b>t<sub>2</sub></b> | <b>1.0</b>  | <b>1.1</b>      |

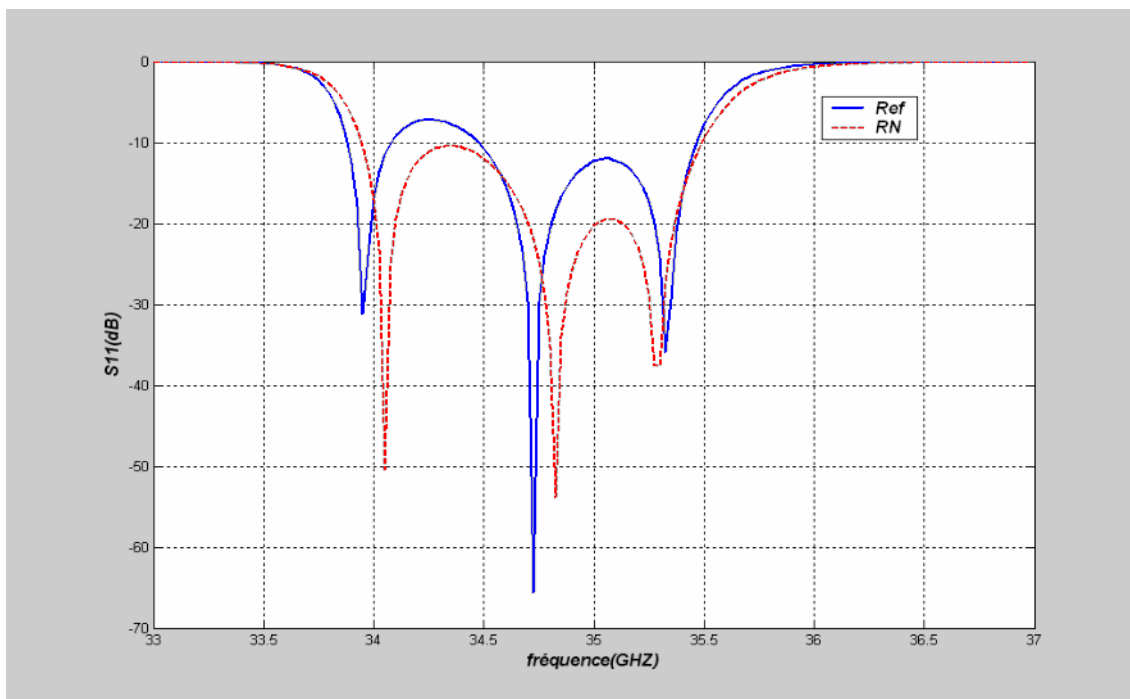


Fig4.11: Caractéristiques optimisées de  $S_{11}$  en fréquence pour la structure C (Guide d'onde WR 28).

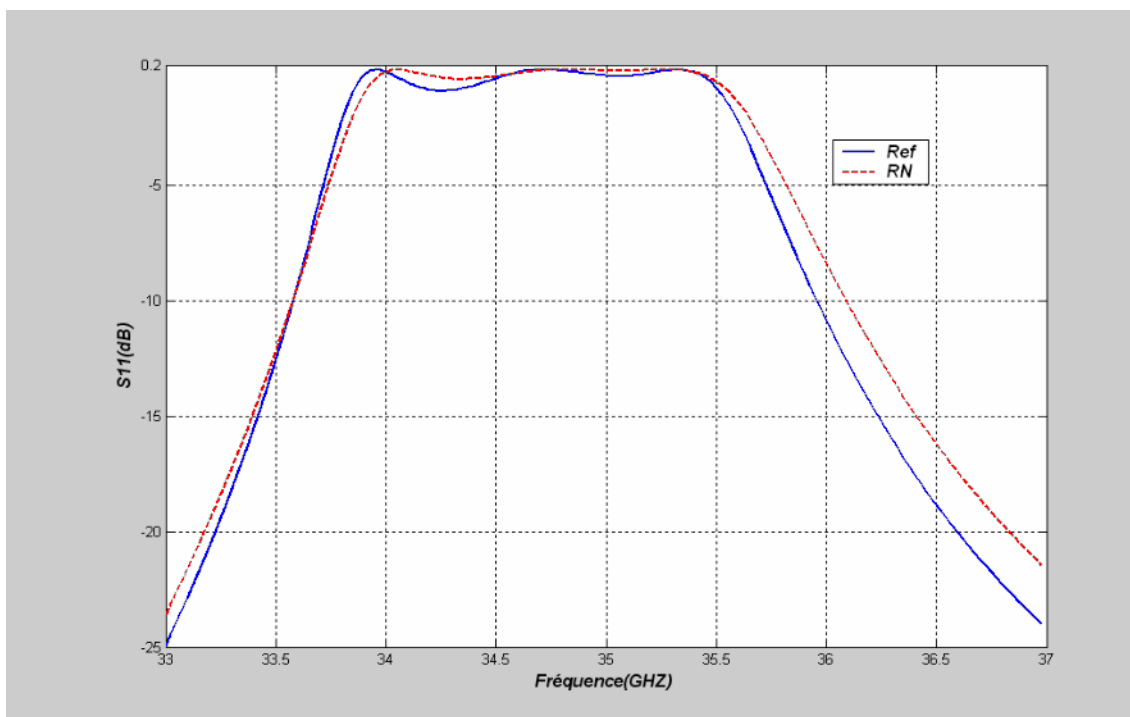


Fig4.13: Caractéristiques optimisées de  $S_{21}$  en fréquence pour la structure C. (Guide d'onde WR 75).

b)- les iris sont insérés dans un guide WR75. Les variables géométriques et les gammes correspondantes sont présentés dans le tableau 4.7. La fréquence de fonctionnement pour ce projet est  $f_0 = 11\text{GHz}$ , et nous optimisons les caractéristiques  $S_{11}$ ,  $S_{21}$  dans l'intervalle  $(f1, f2) = (10.5, 11.5 \text{ GHz})$ , avec l'épaisseur  $t=2 \text{ mm}$

**Tableau 4.7 :** Les variables de la structure C (WR75)

| <b>Variable</b> | <b>Gamme</b>          |
|-----------------|-----------------------|
| $W$             | $0.237 < W/A < 0.536$ |
| $L$             | $0.866 < L/A < 0.981$ |

Les figures (4. 13, 4. 14) représentent la variation du coefficient de réflexion et du coefficient de transmission respectivement en fonction de la fréquence

Dans le tableau 4. 8 sont présentés les paramètres géométriques optimisés de la structure C pour le guide (WR75), nous optimisons quatre ensembles des paramètres géométriques de la base de donnée de la taille (4 x 81).

**Tableau 4. 8:** Les géométries optimisées pour la structure C (WR 75).

| <b>Géométries</b> | <b>RN</b>    | <b>Réf [29]</b> |
|-------------------|--------------|-----------------|
| $W_1$             | <b>9.25</b>  | <b>9.169</b>    |
| $W_2$             | <b>5.45</b>  | <b>5.507</b>    |
| $L_1$             | <b>16.87</b> | <b>16.924</b>   |
| $L_2$             | <b>18.33</b> | <b>18.346</b>   |

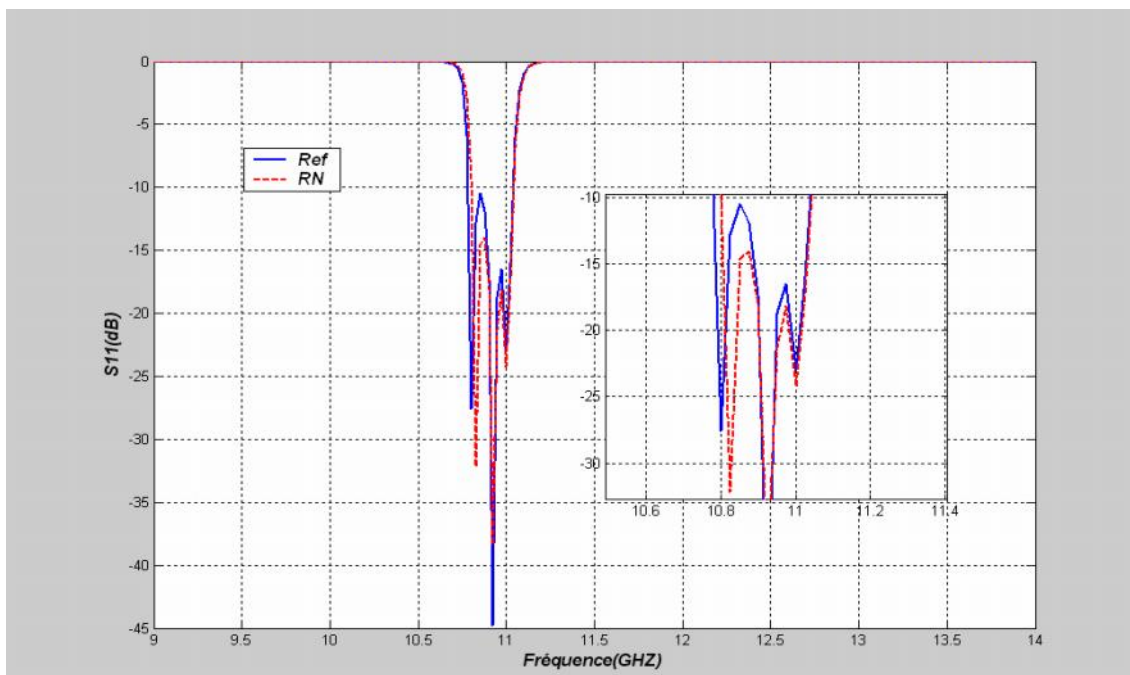


Fig4.13: Caractéristiques optimisées de  $S_{11}$  en fréquence pour la structure C (Guide d'onde WR 75).

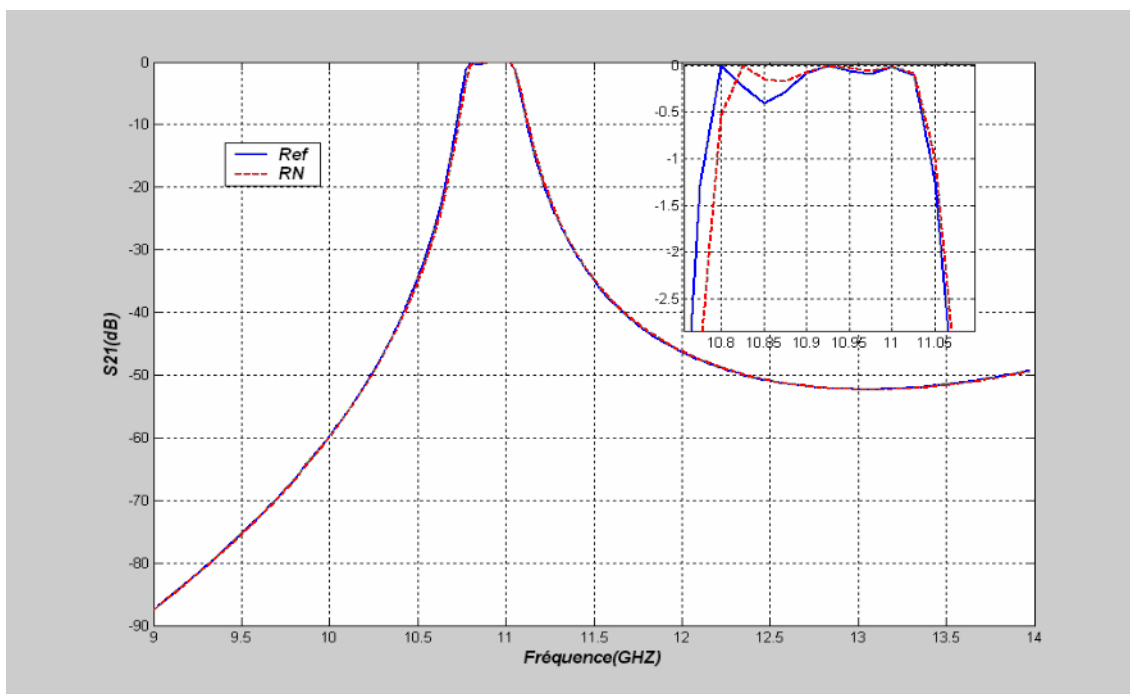
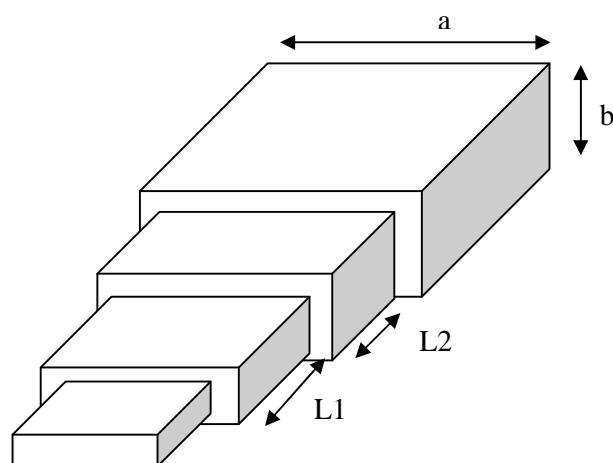


Fig4.14: Caractéristiques optimisées de  $S_{21}$  en fréquence pour la structure C. (Guide d'onde WR 75).



**Structure D: Transformateur à deux paliers :**

Nous avons étudié le cas d'un transformateur à deux paliers WR62/WR42 utilisable dans les bandes Ku et K(12.4-18Ghz et 18-26.5Ghz), la fréquence central et  $f_0=15.5\text{GHz}$ , et nous optimisons les caractéristiques  $S_{11}$  dans l'intervalle  $(f1, f2)=(15,16\text{Ghz})$ .



**Fig4.15 :** les géométries de la structure D

Les variables géométriques et les gammes correspondantes sont présentés dans le tableau 4.9. Les dimensions du guide d'entrée et de la sortie sont inchangées, guide d'entrée ( $a=10.67\text{mm}$ ,  $b=4.32\text{mm}$ ), guide de la sortie ( $a=15.8\text{mm}$ ,  $b=7.9\text{mm}$ )

**Tableau 4.9 :** Les variables du Structure D.

| Variable | Gamme |                    |                   |      |
|----------|-------|--------------------|-------------------|------|
| Guide    | 1     | 2                  | 3                 | 4    |
| $a$      | 10.67 | $10.70 < a < 11.5$ | $11.6 < a < 15.5$ | 15.8 |
| $b$      | 4.33  | $4.63 < b < 6.35$  | $6.4 < b < 7.6$   | 7.9  |
| $l$      |       | $6.67 < l < 7.26$  |                   |      |

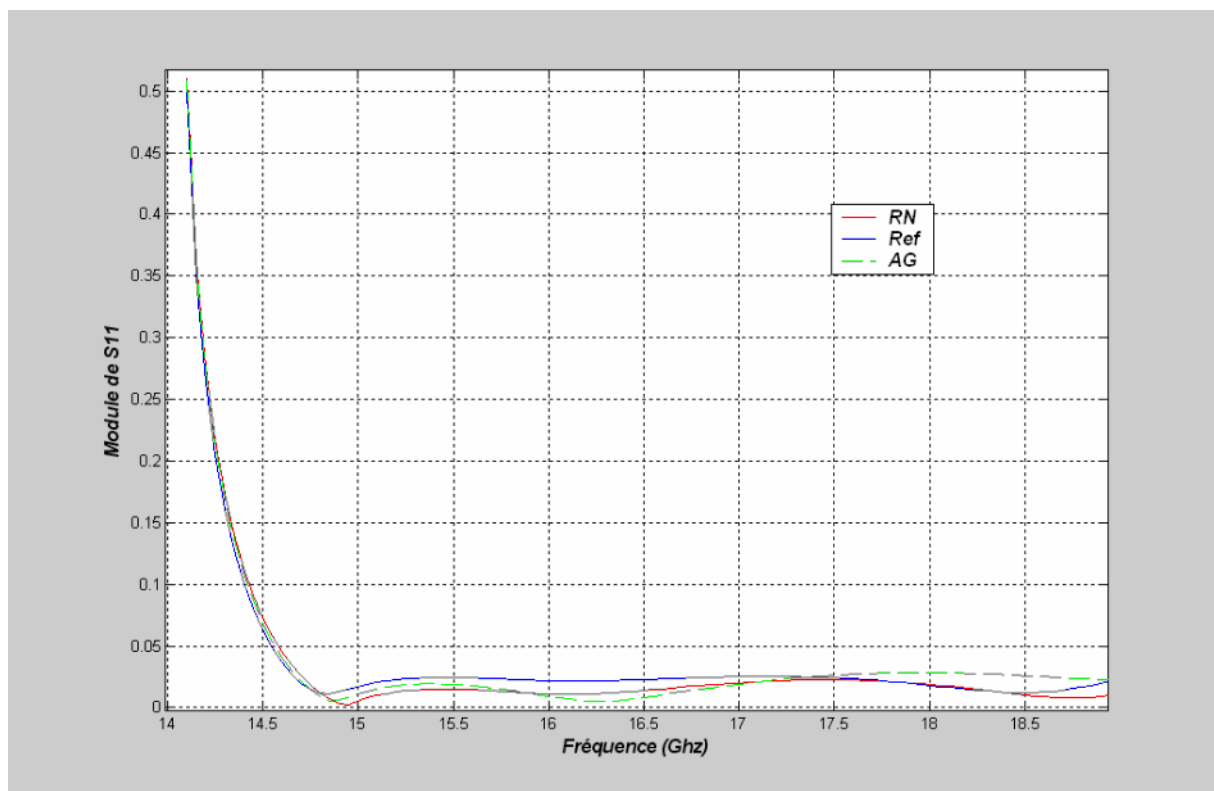


Fig4.16: Caractéristiques optimisées de  $S_{11}$  en fréquence pour la structure D.

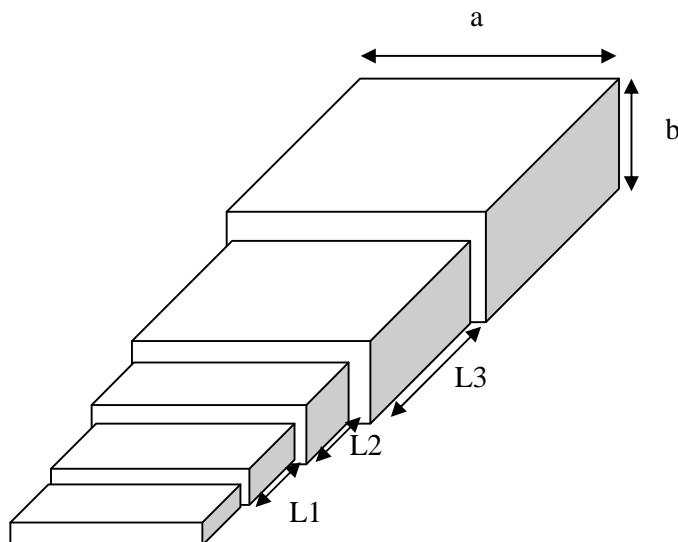
Dans e tableau (4.10) sont présentées les dimensions optimisées de la structure D.

Tableau 4.10 : Les géométries optimisées pour la structure D.

| Numéro | 1     | 2        |         |       | 3        |         |       | 4    |
|--------|-------|----------|---------|-------|----------|---------|-------|------|
|        |       | Ref [21] | AG [30] | RN    | Ref [21] | AG [30] | RN    |      |
| $a_i$  | 10.67 | 10.85    | 10.845  | 10.83 | 12.19    | 12.16   | 12.25 | 15.8 |
| $b_i$  | 4.32  | 4.88     | 4.94    | 4.92  | 6.53     | 6.51    | 6.60  | 7.9  |
| $l_i$  | /     | 7.15     | 6.09    | 6.77  | 7.23     | 7.35    | 7.16  | /    |

**Structure E: Transformateur à trois paliers :**

Pour l'optimisation du transformateur à trois paliers WR90/WR62 utilisable dans les bandes X et Ku (8-12.4Ghz et 12.4- 18Ghz), nous optimisons les caractéristiques  $S_{11}$  dans l'intervalle  $(f_1, f_2) = (10, 14\text{Ghz})$ .

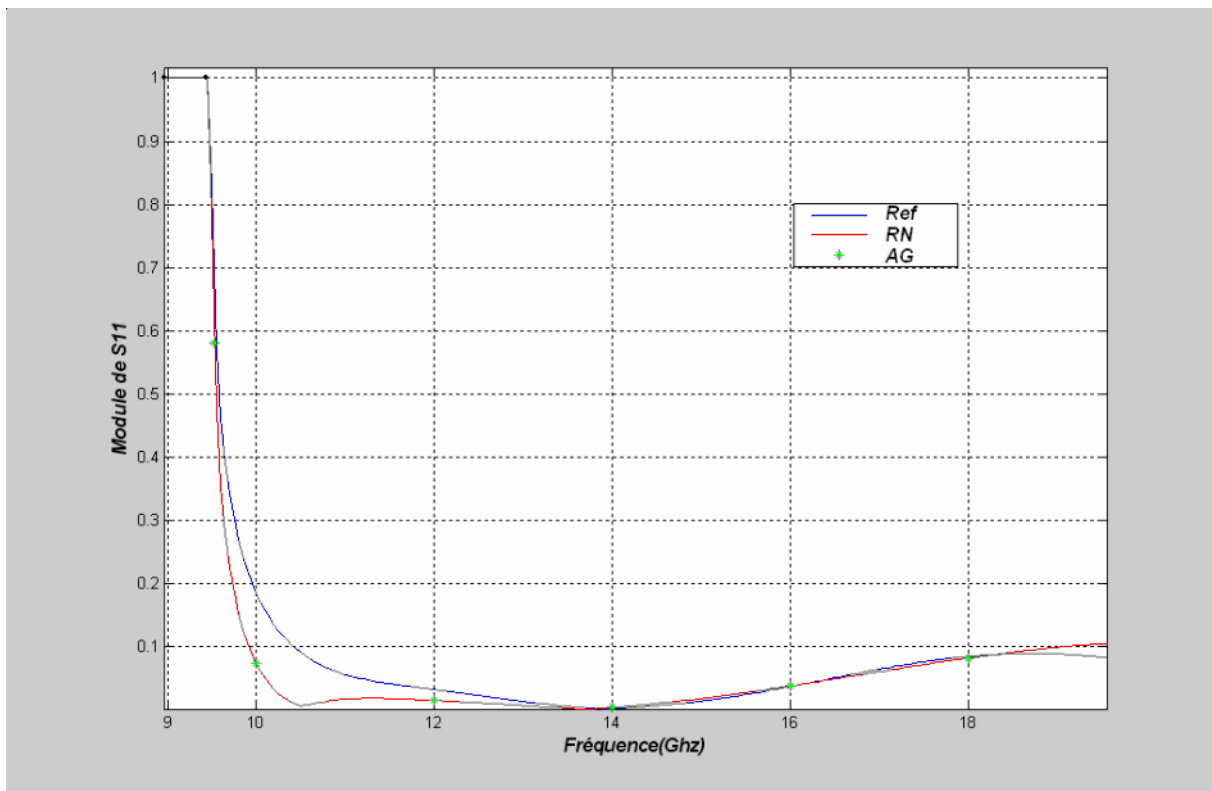


**Fig4.17 :** les géométries de la structure E

Les variables géométriques et les gammes correspondantes sont présentés dans le tableau 4.11. Les dimensions du guide d'entrée ( $a=15.8\text{mm}$ ,  $b=7.9\text{mm}$ ), et guide de la sortie ( $a=22.86\text{mm}$ ,  $b=10.16\text{mm}$ ).

**Tableau 4.11 :** Les variables du Structure E (fig. 4.8)

| Variable | Gamme |                    |                     |                     |       |
|----------|-------|--------------------|---------------------|---------------------|-------|
|          | 1     | 2                  | 3                   | 4                   | 5     |
| $a$      | 15.8  | $15.9 < a < 16.95$ | $17.00 < a < 20.68$ | $20.99 < a < 22.80$ | 22.86 |
| $b$      | 7.9   | $8.00 < b < 8.80$  | $8.98 < b < 9.75$   | $9.82 < b < 10.15$  | 10.16 |
| $L$      |       | $8.55 < L < 8.82$  |                     |                     |       |



**Fig4.18:** Caractéristiques optimisées de S<sub>11</sub> en fréquence pour la structure E.

Le tableau (4.11) représente les dimensions du transformateur optimisé.

**Tableau 4.11 :** Les géométries optimisées pour la structure D.

| N°             | 1    | 2    |       |       | 3    |       |       | 4    |       |        | 5     |
|----------------|------|------|-------|-------|------|-------|-------|------|-------|--------|-------|
| a <sub>i</sub> | 15.8 | Ref  | AG    | RN    | Ref  | AG    | RN    | Ref  | AG    | RN     | 22.86 |
| b <sub>i</sub> |      | 7.9  | 8.47  | 8.158 | 8.13 | 9.03  | 9.072 | 9.11 | 9.60  | 10.073 |       |
| l <sub>i</sub> | /    | 9.72 | 8.681 | 8.78  | 8.83 | 9.037 | 8.60  | 9.29 | 8.757 | 8.78   | /     |

Les résultats  $S_{11}(f_0)$  de comparaison entre les références et l'optimisation par le réseau de neurones pour les structures de A à C, sont représentés dans le tableau (4.12),  $f_0$  est la fréquence de fonctionnement. Après cette comparaison, nous pouvons voir que le procédé de RN RBF donne de meilleurs résultats. Les paramètres  $S_{11}$  du tableau (4.12) optimisés par le RN correspondent aux valeurs dans le s tableau (4.2, 4.4, 4.6, 4.8).

**Tableau 4.12 :** Les valeurs optimisées de  $S_{11}(f_0)$

| $S_{11}(f_0)$ dB   | RN     | Ref              |
|--------------------|--------|------------------|
| Structure A        | -5     | -3.63 (Ref [26]) |
| Structure B        | -13.16 | -6.35 (Ref [27]) |
| Structure C (WR28) | -20    | -12.5 (Ref [28]) |
| Structure C (WR75) | -24.22 | -23 (Ref [29])   |

CONCLUSION GENERALE

## CONCLUSION GENERALE

---

### CONCLUSION GENERALE

Ce travail a eu pour objet l'optimisation des transitions en guides d'ondes rectangulaire (des filtres et des transformateurs). Pour cela, nous avons considéré les Réseaux de neurones.

La méthode d'analyse utilisée pour la modélisation des transitions rectangulaires est la méthode de raccordement modal. Ce travail est basé sur les résultats de travaux préalablement réalisés par le laboratoire d'électromagnétisme et Télécommunications de Constantine.

Nous proposons une technique simple et efficace d'optimisation basée sur les réseaux de neurones artificiels. Cette technique a été utilisée sous forme de programme qui optimise le choix des paramètres désirés. L'algorithme a été mis en application dans l'environnement R12 de MATLAB 6.

Pour l'architecture du réseau, nous avons choisi la fonction radiale de base (RBF) avec la fonction d'activation Gaussienne où les entrées de réseau sont les paramètres géométriques du structure. Les paramètres  $S$  constituent les variables de sortie. Le but est de minimiser le coefficient de réflexion  $S_{11}$  (donc maximiser le coefficient de transmission  $S_{21}$ ) dans la gamme de fréquence  $[f_1, f_2]$ , avec  $(f_1 < f_0 < f_2)$ ,  $f_0$  est la fréquence de fonctionnement.  $S_{11}$  ( $S_{21}$ ) est une fonction de la fréquence et les paramètres géométriques.

Le projet d'optimisation est composé de cinq étapes de base :

- spécifications des paramètres d'entrée.
- création de base de données.
- construction et formation de réseau neurones.
- minimisation de la fonction d'approximation de NN
- choix de la meilleure géométrie correspondante de caractéristiques  $|S_{ij}|$  en fréquence

Pour illustrer l'applicabilité du procédé d'optimisation des différentes structures micro-ondes, nous avons présenté les résultats obtenus pour quelques transitions en guide d'onde rectangulaire :

**1- Filtrage :** Nous avons étudié le cas d'un filtre à trois cavités, pour lequel le filtre est :

- Filtre à iris inductifs
- Filtre à iris capacitifs
- Filtres à iris rectangulaires résonants centré

## CONCLUSION GENERALE

---

### **2- Adaptation :**

- transformateur à deux paliers.
- transformateur à trois paliers.

Une fois appliqué à ces structures, le procédé d'optimisation donne des résultats satisfaisants en comparaison avec les références [26, 27, 28, 29, 30, 31] .

L'avantage de cette technique d'optimisation est la rapidité et la facilité d'exécution, mais l'inconvénient majeur est la difficulté dans le choix de l'intervalle des paramètres géométriques.



# BIBLIOGRAPHIE

## Bibliographie

---

- [1] Philippe Lenoir, **«Développement de méthodes et d'outils dédiés à la conception des dispositifs de filtrage micro onde complexes »** Thèse de Doctorat, Septembre 2005
- [2] Lilonga- Boyenga, **« Contribution à la nouvelle formulation variationnelle : Application aux études des discontinuités et des filtres en guides d'ondes métalliques »** Thèse de Doctorat INP novembre 2005 Toulouse
- [3] A. Wexler, **« Solution of Waveguide discontinuities by Modal analysis »**, IEEE Trans Microwave Theory Tech, vol.MTT-15, N°9, pp.508-517, Sept 1967.
- [4] M. Belmegunai, **« Étude Des Discontinuités Uniaxiales En Guide D'onde Rectangulaires Métalliques. Application A La Modélisation Des Filtres Multicellulaires Micro- Ondes»** Thèse de Magister Constantine 1999
- [5] Dan Busuioc, **« Circuit Model Parameter Extraction and Optimization for Microwave Filters »**, Waterloo, Ontario, Canada 2002
- [6] Nicolas Barnier, Pascal Brisset **«Optimisation par algorithme génétique sous contraintes »**, Technique et science informatiques. Volume 18 - n\_1/1999, page 1 à 29.
- [7] R. Duvigneau **« Introduction aux Méthodes d'Optimisation sans Gradient pour l'Optimisation et le Contrôle en Mécanique des Fluides »** Ecole de printemps OCET Optimisation et Contrôle des Ecoulements et des Transferts 12 - 17 Mars 2006
- [8] Rana J. Pratap, **«Design and Optimization of Microwave Circuits and Systems Using Artificial Intelligence Techniques»** Thèse de Doctorat, Georgia Institute of Technology August 2005
- [9] Cédric Saboureaux **« Analyses électromagnétiques et méthodologies de conception associées, dédiées à l'optimisation de composants et modules millimétriques »** Thèse de Doctorat, septembre 2004.
- [10] Christophe Charbuillet, Bruno Gas, Mohamed Chetouani, Jean - Luc Zarader **«Application d'un algorithme génétique à la synthèse d'un prétraitement non linéaire pour la segmentation et le regroupement du locuteur»** Université Pierre et Marie Curie 2006
- [11] Christos. Christodoulou, Michael Georgiopoulos, **«Applications of neural network in electromagnetics»** Artich House Boston London 2001.
- [12] Dan. Busuioc, **« Circuit Model Parameter Extraction and Optimization for Microwave Filters »** Waterloo, Ontario, Canada 2002.
- [13] Paulin Coulibaly, François Anctil et Bernard Bobée **«Prévision hydrologique par réseaux de neurones Artificiels : état de l'art »** Can. J. Civ. Eng. Vol. 26, 1999
- [14] H.DEMUTH, M. BEALE, **«Neural network toolbox for use with Matlab»**, Users guide, mathworks, 1997

## Bibliographie

---

- [15] Fabien MOUTARDE «**INTRODUCTION AUX RESEAUX DE NEURONES**» Ecole des Mines de Paris, Avril 2007
- [16] Ard DREYFUS «**Reconnaissance de formes par réseau de neurones**» ECOLE POLYTECHNIQUE, juillet 2002
- [17] José Ernesto Rayas-Sanchez, Senior Member «**EM. Based Optimization of Microwave Circuits Using Artificial Neural Networks: The State - Of-The -Art**» IEEE TRANSACTIONS ON MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES VOL.25,NO.1 JANUARY 2004
- [18] X. P. Li, J. J. Gao «**PAD MODELING BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**» Progress in Electromagnetic Research, PIER 74, 167–180, 2007
- [19] François Nufiez and Anja Skrivervik «**Filter Approximation by RBF-NN and segmentation method**» EPFL Ecublens Lausanne, CH-1015, Switzerland 2004
- [20] Romuald Boné «**Réseaux de neurones récurrents pour la prévision de séries temporelles**» Laboratoire d'Informatique (EA 2101) 64 avenue Jean Portalis, 37200 Tours
- [21] Antoine Cornuéjols «**Une nouvelle méthode d'apprentissage : Les SVM. Séparateurs à vaste marge**» BULLETIN DE L 'AFI A numéro 51 - juin 2002
- [22] Mustafa TURKMEN, Celal YILDIZ, and Seref SAGIROGLU «**Neural Analysis of Top Shielded Multilayered Coplanar Waveguides** » Turk J Elec Engin, VOL.12, NO.1, 2004
- [23] H.Kabir, Y.Wang, M.Yu, and Q.J.Zhang «**Application of Artificial Neural Network Techniques in Microwave Filter Modelling, Optimization and Design** » PIER ONLINE, Vol .3, No.7, 2007
- [24] Fang Wang, Vijaya K. Devabhaktuni, Changgeng Xi, Qi -Jun Zhang «**Neural Network Structures and Training Algorithms for RF and Microwave Applications** » Received 11
- [25] Ethan K. Murphy, «**Radial-Basis-Function Neural Network Optimization of microwave Systems** » December 2002.
- [26] R.Yang and A.S.Omar, «**Investigation of Multiple Rectangular Aperture Irises in Rectangular Waveguides Using TE Modes** » IEEE Trans Microwave Theory Tech, vol .MTT- 41 , N°.8,pp.1369-1374, August 1993.
- [27] B. Mohamed, «**Etude Des discontinuités Uniaxiales En guides D'ondes Rectangulaire Métalliques Application à la Modélisation des Filtres Multicellulaires Micro-Ondes**» Thèse de Magister Constantine 1999
- [28] M.Philippe Guillot, «**Contribution à L'étude des Discontinuités en Guides Métallique. Application aux Transitions et aux Filtres,** » thèse de Doctorat, Nov 1994.
- [29] W.Menzel, F.Alessandri, M.Mongiardo, R.Sorrentino, C.Eswarapa,P.P.M.So and W.J.R Hoeffler, «**Analysis of a Millimeter -Wave Filter Using Transmission Line Matrix and**

## Bibliographie

---

**Mode-Matching Methods and Comparison With Measurements** » Annual Review of Progress in Applied computational Electromagnetics, Monterey ,22 -26 March 1993.

[30] Zermane Azziza, «**Application de L'Algorithme Génétique à L'Optimisation de Transition en Guides Rectangulaires Métalliques Creux** »Thèse de Magister 2005

[31] Hartmut Patzelt and Fritz Arndt, «**Double- Plane Steps in Rectangular Waveguides and their Application for Transformers, Irises, and Filters**» IEEE trans. Microwave theory and Techniques , Vol-MTT 30,N°5,PP. 771-776, May 1982

**RESUME**

### **Abstract:**

Artificial neural networks (ANN) have been promising tools for many applications. In recent years, a computer-aided design approach based on (ANN) has been introduced to microwave modelling, simulation and optimization. In this work, the parameters characteristic of filter microwave (resonant filter, filter capacitive iris, filter inductive iris) and of the transformers (transformer two sections, transformer three sections), were given with the use of the models of ANN. These neural models were trained with radial-basis-function network (RBF) modal, and the analysis method used is the mode matching technic. Better performance and learning speed with a simpler structure were achieved from these models. The results have shown that the estimated characteristic parameters are in very good agreement with the results of the references. ANN model presented in this work can be used easily, simply and accurately to determine the characteristic parameters of the devices treated in this these.

**Key Words:** Optimization, artificial neural networks, filter, transformers.

## **Résumé:**

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) ont été les outils prometteurs pour beaucoup d'applications et dans divers. Ces dernières années, une approche de conception assistée par ordinateur (CAO) pour la simulation et l'optimisation de microonde a été mise au point.

Dans ce travail, les paramètres caractéristiques de des transformateurs (transformateur deux paliers, transformateur trois paliers) et de filtre micro-onde (filtre résonnant, filtre iris capacitif, filtre iris inductif) ont été déterminés avec l'utilisation des modèles d'ANN. Ces modèles neuraux ont été formés avec le modèle fonction radiale de base RBF, et la méthode d'analyse utilisée est la méthode de raccordement modal. Une meilleure exécution et une vitesse d'étude avec une structure plus simple ont été réalisées de ces modèles. Les résultats obtenus pour les paramètres caractéristiques des structures étudiées ont été comparés à ceux trouvés dans la littérature. Le modèle d'ANN présenté dans ce travail est d'utilisation simple et bien adapté pour la détermination des paramètres caractéristiques des dispositifs traités dans cette thèse.

**Mots Clés :** Optimisation, réseaux de neurones artificiels, filtrer, transformateur.

---

خلال ه ه السنوات الأخيرة أصبحت الخلايا العصبية المصطنعة من أكثر الوسائل استعمالا في مجال الأمواج القصيرة, و أهم هذه الاستعمالا التحسين.... .  
و في هذا العمل فان الأبعاد الهندسية لبعض المرشحات, (ذات جزئيد ,  
) تم إيجادها بواسطة الخلايا العصبية المصطنعة, حيث تم اختيار الدالة النصف  
قطرية القاعدية ذات الدالة العملية قوص كنوع لهذه الخلايا, و طريقة التحليل المستعملة هي  
طريقة الوصل النمطية . النتائج تثبت أن الأبعاد الناتجة عن استعمال الخلايا العصبية  
المصطنعة هي الأحسد . النوع المستعمل في هذا العمل سهل  
, بسيد , ودقي .

**الكلمات المفتاحية:** التحسين, الخلايا العصبية المصطنعة, .