

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université de Constantine
Faculté des sciences de l'ingénieur
Département d'Electronique

THEME

*Evaluation De La Fréquence De Résonance Complexe Et
De La Bande Passante D'une Antenne Microbande
Rectangulaire Par La Méthode Neurospectrale*

OPTION

MICRO-ONDES

MEMOIRE

Présenté Pour L'obtention Du Diplôme De Magister En Electronique

PAR : ADDACI RAFIK

Soutenu le : 16/10/2006

Devant Le Jury :

<u>Présidente :</u>	Dr. LASSOUED Saida	Prof. U. de Constantine
<u>Rapporteur :</u>	Dr. BENGHALIA Abdelmadjid	Prof. U. de Constantine
<u>Examineurs :</u>	Dr. CHAABI Abdelhafid	Prof. U. de Constantine
	Dr. FORTAKI Tarek	M.C. U. de Batna

Dédicaces

Aux êtres qui me sont les plus chers

« MES PARENTS »

*Pour leur AMOUR, leur EDUCATION et leurs
SACRIFICES.*

*A ma SŒUR et notre petit chouchou IMAD, que Dieu vous
bénisse et vous garde.*

A mon gentil petit frère HAROUN.

*A mes SŒURS, pour qui je souhaite une bonne continuation
dans leurs études et projets d'avenir.*

A mon oncle AISSA à qui je porte un grand respect et amour.

A mes chers amis et frères, NAZIH, LOTFI et LAMINE.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

A tous ceux qui m'ont aidé à faire ce travail.

RAFIK

Sommaire

● DEDICACES ●

● REMERCIEMENT ●

● SOMMAIRE ●

● Liste des Figures ●

● Liste des Tableaux ●

● INTRODUCTION GENERALE ●

Introduction Générale.....2

● CHAPITRE I ●

Généralités Sur Les Antennes Microbandes

I.1/ Introduction.....5

I.2/ Description De L'Antenne Microbande.....5

I.3/ Mécanisme de Base et Caractéristiques Electriques.....7

I.3.1/ Le Modèle de Ligne de Transmission.....9

I.3.2/ Le Modèle de Cavité.....9

I.3.3/ L'Impédance d'Entrée.....10

I.3.4/ Le Facteur De Qualité.....13

I.4/ Quelques Notions Sur Les Antennes Microbandes.....13

I.4.1/ Quelques Techniques d'Excitation.....14

I.4.2/ Nouvelles Techniques Pour l'Amélioration de la Bande Passante.....17

I.5/ Quelques méthodes d'analyse des structures planaires.....18

● CHAPITRE II ●

Les Réseaux De Neurones (ANN)

II.1/ Introduction.....	22
II.2/ Historique.....	22
II.3/ Pourquoi Les Réseaux De Neurones Artificiels.....	23
II.4/ Les Neurones Biologiques Et Les Neurones Artificiels.....	24
II.5/ Le Neurone Artificiel Elémentaire.....	26
II.6/ Les Réseaux De Neurones.....	27
II.6.1/ Les Réseaux De Neurones Bouclés (Dynamiques).....	28
II.6.2/ Les Réseaux De Neurones Non Bouclés (Statiques).....	28
II.6.3/ L'apprentissage Des Réseaux De Neurones.....	29
II.6.3.1/ L'apprentissage Non Supervisé.....	30
II.6.3.2/ L'apprentissage Supervisé	30
II.7/ Le Perceptron Multicouche MLP.....	30
II.7.1/ Mise En Œuvre Du Réseau De Neurones MLP	31
II.7.2/ Propriétés Fondamentales Du MLP	31
II.7.2.1/ L'approximation Universelle.....	31
II.7.2.2/ La Parcimonie	31
II.7.2.3/ La Modélisation Statique	32
II.7.3/ L'apprentissage Des Réseaux MLP	32
II.7.3.1/ L'algorithme De Rétropropagation Des Erreurs.....	32
II.7.3.2/ L'implantation De L'algorithme De Rétropropagation Des Erreurs.....	35
II.7.3.3/ Les Paramètres D'apprentissage.....	35
II.7.4/ Choix Du Nombre D'unités Cachées.....	36
II.8/ Conclusion.....	37

● CHAPITRE III ●

Mise En Equation Du Problème

III-1/ Introduction.....	39
III-2/ Formulation (Approche) Spectrale Du Problème.....	41

III-2-1/Transformées vectorielles de Fourier.....	41
III.2-2/ Détermination Du Tenseur De Green Pour La Structure Etudiée... 48	
III-2-3/ Formulation Des Paramètres Caractéristiques De L'antenne.....	52
III-2-3-1/ Equation Intégrale Du Champ Electrique.....	52
III-2-3-2/ Résolution De L'équation Intégrale Par La Procédure De Galarkin.....	53
III-2-3-3/ Calcul De La Fréquence De Résonance Et La Bande Passante.....	55
III-2-3-4/ Choix Des Fonctions De Base.....	55
III-3/ Un Réseau De Neurone Artificiel Pour Le Calcul De La Fréquence De Résonance Complexe (approche neurospectrale).....	57
III-3-1/ Choix De La Base De Données (Apprentissage Et Validation).....	58
III-3-2/ L'apprentissage Du Réseau MLP.....	58
III-3-3/ Optimisation De l'Architecture.....	62
III-3-4/ Le Modèle Finale.....	65
III-4/ Comparaison Des Résultats Obtenus Par Notre Méthode (Neurospectrale) est celles Obtenus Par D'autre Méthode.....	66
III-5/ Conclusion.....	67

● CHAPITRE IV ●

Discussion Et Interprétation Des Résultats

IV-1/ Introduction	69
IV-2/ Interprétation Des Résultats Numériques	69
IV-2-1/ Variation de la fréquence de résonance complexe et de la bande passante de l'antenne en fonction de l'épaisseur (h) et de la permittivité (ϵ_r) du substrat... 72	
IV-2-1-1/ La Fréquence Réelle	72
IV-2-1-2/ La Fréquence Imaginaire.....	75
IV-2-1-3/ La Bande Passante.....	78
IV-2-2/ Effet Des Différents Paramètres Sur Le Rayonnement De L'antenne.....	81
IV-2-2-1/ Comparaison Entre Le Rayonnement Des Deux Premiers Modes Fondamentaux.....	81
IV-2-2-2/ Comparaison Entre Le Rayonnement Pour Les	

<i>Différents Plans</i>	84
<i>IV-2-2-3/ L'influence De La Longueur Du Patch</i>	89
<i>IV-2-2-4/ L'influence De La Largeur Du Patch</i>	94
<i>IV-2-2-5/ L'influence De L'épaisseur Du Substrat</i>	99
<i>IV-2-2-6/ L'influence De la permittivité Du Substrat</i>	104
<i>IV-3/ Conclusion</i>	109

● CHAPITRE V ●

<i>Conclusion Générale</i>	111
----------------------------------	-----

● ANNEXES ●

● BIBLIOGRAPHIE ●

Remerciements

Je tiens à remercier tout d'abord DIEU le tout puissant qui m'a donné, durant toutes ces années, la santé, le courage et la foi pour arriver à ce jour.

Je ne peux, réellement, trouver les expressions éloquentes que mérite mon encadreur M. : Abdelmadjid Benghalia, afin de le remercier pour sa sympathie, ses encouragements, son aide, son dévouement pour le travail et sa présence totale, au cours de cette modeste étude.

J'adresse mes remerciements aux membres de jury qui m'ont fait l'honneur d'évaluer, d'examiner, et d'enrichir mon modeste travail.

Je tiens à remercier, particulièrement M. : Fortaki Tarek pour sa gentillesse et sa disponibilité.

Mes remerciements vont également à tous les enseignants et les responsables de notre Institut, surtout M. : Hassen.

Enfin, j'exprime mes remerciements à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

INTRODUCTION GENERALE

De grandes innovations techniques ont marqué, par leur importance, l'évolution des télécommunications pour répondre à des exigences des utilisateurs telles que : facilité d'accès ou surtout mobilité. Pour atteindre ces attentes c'est tout naturellement que les techniques de transmission radio ont pris leurs essors pour connecter les utilisateurs professionnels ou particuliers. Ceci favorise l'émergence de nouveaux concepts technologiques dans l'exploitation des fréquences de plus en plus élevées du spectre électromagnétique. Parmi ces concepts, la miniaturisation des circuits ainsi que l'accroissement de leur fréquence de fonctionnement qui a donné naissance à de nombreuses structures planaires de transmission de l'information, de par leur encombrement réduit, leur poids et leur facilité de fabrication empruntée à la technologie classique des circuits basse fréquence, ces structures sont largement exploitées dans le milieu industriel.

Les dispositifs microbandes qui répondent à plusieurs exigences des circuits planaires sont largement utilisés dans les circuits micro ondes tels que: les lignes de transmission, les filtres, résonateurs,...etc. Dans les lignes à transmission microbandes apparaît un nombre considérable de discontinuités causées par les jonctions imposées entre les différents systèmes, ces discontinuités étaient traitées dans un premier temps comme source de perte au niveau de l'information transmise par la ligne, à partir de cela l'idée de réaliser l'antenne microbande a été développée [1]- [3].

Durant la dernière décennie, la théorie et la technologie des antennes imprimées ont connu une croissance rapide, et les antennes microbandes ont été l'une des technologies les plus innovatrices dans la théorie des antennes et leurs conceptions. Elles ont trouvé rapidement une large application dans les systèmes micro ondes modernes.

Bien que l'idée de l'antenne remonte à 1950 [4], [5] mais ce n'était que depuis 1970 qu'une attention sérieuse a été donnée à cet élément, où une structure planaire qui se constitue d'une bande conductrice séparée d'un plan de masse par un substrat diélectrique a été décrite par BAYRON [6]. Peu après, en 1973, MUNSON a mis au point un élément microbande [7] et des résultats concernant les géométries rectangulaires et circulaires ont été présentés par HOWELL et SANFORD qui ont prouvé que l'élément microbande peut être utilisé pour la conception de réseaux d'antenne servant à la communication par satellites [8]-[10], bien d'autres travaux relatifs aux plaques microbandes ont été publiés par GARVIN en 1975, HOWELL, WEINSHELL, JAMES et WILSON [11]-[14].

La modélisation mathématique du radiateur microruban de base a été initialement effectuée par l'application de l'analogie des lignes de transmission au patch rectangulaire simple [15], [16], ainsi la première analyse mathématique d'une grande variété de forme des patches microbandes a été publiée en 1977 par LO et AL [17]. En 1978 l'antenne patch microbande est devenue beaucoup plus largement connue et utilisée dans une variété de système de communication.

Plusieurs approches ont été menées pour modéliser cette antenne, l'approche qui nous intéresse, est l'approche neuronale c'est à dire qu'elle se base sur des réseaux de neurones. En effet, ces outils présentent des propriétés intéressantes en traitement de signal grâce à leur aptitude à généraliser des fonctions non linéaires, à leur résistance au bruit ainsi qu'à leur stabilité. Ces outils se révèlent un excellent moyen de modélisation et d'égalisation.

Ce manuscrit est scindé en cinq chapitres, quatre annexes et une bibliographie. Il est représenté comme suit :

Chapitre I : Une vue générale sur les antennes microbandes est donnée, ainsi qu'une présentation des différentes méthodes d'analyse.

Chapitre II : Une introduction générale des réseaux de neurones, leur définition, la théorie et les domaines d'application sont représentés dans ce chapitre.

Chapitre III : Dans ce chapitre, nous utilisons la méthode spectrale dans la formulation mathématique du problème de la fréquence de résonance complexe de la structure rectangulaire, après quoi, cette structure sera modélisée en introduisant les réseaux de neurones, surtout pour évaluer la fréquence de résonance complexe et la bande passante.

Chapitre IV : après la formulation mathématique du problème nous passons à une comparaison de nos résultats avec les résultats théoriques et expérimentaux de la littérature, et finalement, une synthèse et interprétation des résultats.

Chapitre V : Dans ce chapitre, nous donnons une conclusion générale de ce mémoire, en énumérant les différentes phases importantes de ce manuscrit. On parlera aussi des problèmes rencontrés et des suggestions pour des travaux futures.

Pour aider le lecteur à bien s'en servir de ce travail, quatre annexes et une liste de références bibliographiques ont été ajoutés à la fin de ce manuscrit.

I.1/ Introduction :

La technique des circuits imprimés a révolutionné les domaines de l'électronique et, plus récemment, celui des hyperfréquences où elle se prête particulièrement bien à la réalisation des circuits d'antennes et des antennes plaques.

Les plaques microbandes peuvent trouver application dans les circuits intégrés micro ondes comme résonateurs planaires pour oscillateurs et filtres. Ces plaques peuvent être utilisées, aussi, comme éléments rayonnants. Avant d'aborder le sujet en question, nous avons préféré d'exposer, en premier lieu, une présentation de la structure simplifiée de ses antennes, leurs avantages et inconvénients ainsi que les différentes techniques d'alimentation existantes. Finalement, nous terminerons ce chapitre en présentant les méthodes d'analyse les plus répandues des antennes plaques.

I.2/ Description De L'Antenne Microbande :

Comme montré dans la figure [FIG.I-1], la configuration de base d'une antenne microbande, communément appelée antenne patch, est une ligne microbande de forme particulière. Elle se compose d'un plan de masse et d'un substrat diélectrique dont la surface porte un ou plusieurs éléments métalliques.

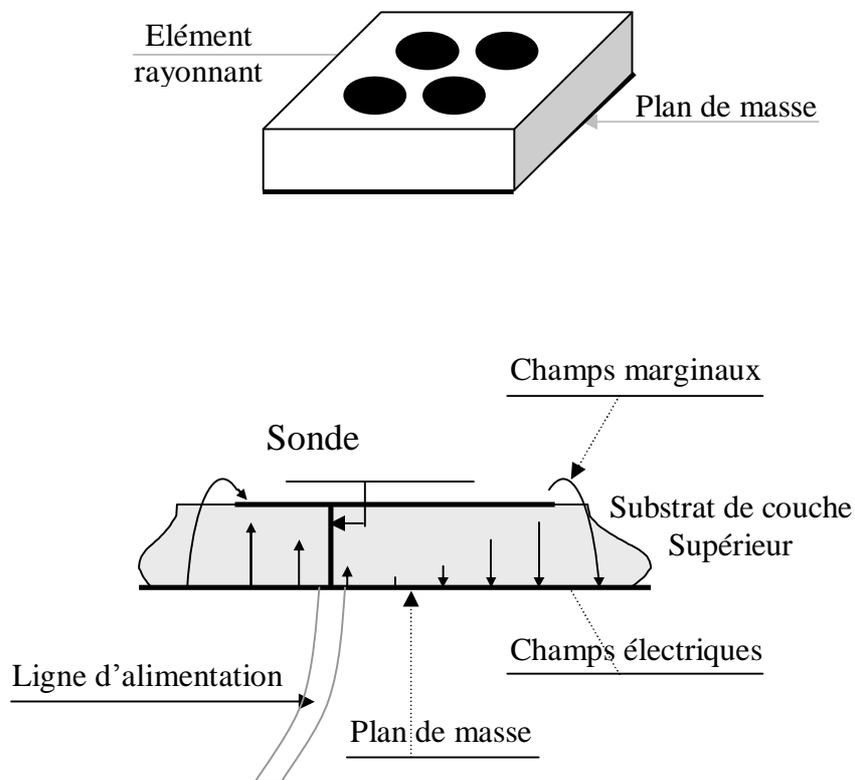


FIG (I-1) : Antenne à éléments imprimés

Puisqu'on a proposé la configuration de base (originale), il faut noter que des douzaines de variation de forme du patch, techniques d'alimentation, configuration du substrat, et des géométries de réseau d'antennes ont été développés par des chercheurs dans le monde entier. La variété dans la conception des antennes microbandes excède probablement celle de n'importe quel autre type d'antenne [18]-[22].

Un aperçu de l'antenne microbande rectangulaire est représenté à la figure ci-dessous [FIG.I-2].

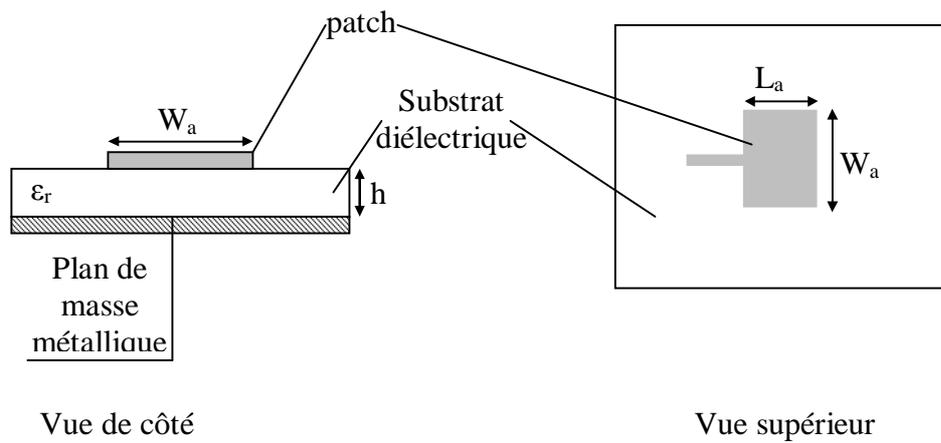


FIG (I-2): Antenne microbande rectangulaire

Ce modèle théorique de base de l'antenne microbande est basé sur les observations suivantes [23] :

A/ La proximité étroite entre le patch et le plan de masse suggère que E est seulement la composante suivant «z», et H seulement les composantes suivant « x » et « y » dans la région bornée par le microruban et le plan de masse.

B/ Le champs dans la région mentionnée ci-dessus est indépendant de la coordonnée «z» pour toutes les fréquences d'intérêt (fréquence de fonctionnement de l'antenne càd 100 Mhz à 10Ghz).

C/ Le courant électrique dans le microruban ne doit pas avoir une composante normale au bord à n'importe quel point sur le bord, ce qui implique que la composante tangentielle de H est négligeable le long du bord.

La région entre le patch et le plan de masse peut donc être traitée comme une cavité formée par le mur magnétique le long du bord et par les murs électriques de dessus et de dessous.

Les antennes microbandes ont suscité beaucoup d'attention ces dernières années ceci à cause de leurs nombreuses propriétés uniques et attrayantes [24], tel que le large domaine de fréquence : 100 Mhz à 10Ghz, faible poids, encombrement réduit, configuration conforme possible, faible coût de fabrication, diversité de polarisation, compatibilité avec les circuits hybrides et MMIC (Microwave Monolithic Integrated Circuits), ainsi q'une possibilité de fabrication simultanée du réseau d'alimentation et d'adaptation avec l'antenne.

Toutefois, ce type d'antenne a également des limitations que ne présentent pas les antennes traditionnelles tels que la bande passante étroite, généralement faible gain, pertes de rayonnement par ondes de surfaces, support uniquement de faibles puissances (100 watts), ainsi que la plupart des antennes rayonnent uniquement dans le demi plan.

Une grande partie du travail du développement dans les antennes microbandes est de réaliser des essais pour surmonter ces problèmes afin de répondre à des exigences de systèmes de plus en plus rigoureux. Cet effort a permis aux antennes microbandes de trouver application dans les deux secteurs militaires et civils.

I.3/ Mécanisme de Base et Caractéristiques Electriques :

Le mécanisme de rayonnement d'une antenne patch rectangulaire se comprend aisément à partir de sa forme géométrique. Considérons une antenne rectangulaire microbande avec une alimentation par sonde, en fonctionnant en mode de transmission, l'antenne est conduite avec une tension entre la sonde d'alimentation et le plan de masse. Ceci excite un courant sur le patch (càd qu'une distribution de charge va s'établir à l'interface substrat/ plan de masse sur et sous l'élément rayonnant) et crée un champ électrique vertical entre le patch et le plan de masse [FIG.I-3]. Le substrat diélectrique est habituellement électriquement mince ($h < 0.05 \lambda_0$), ainsi les composantes du champ électrique parallèles au plan de masse doivent être très petites dans tout le substrat [FIG.I-4].

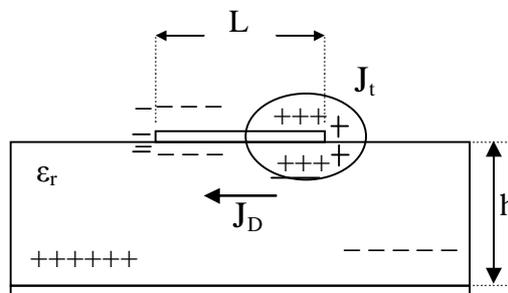


FIG (I-3) : Distribution de charge et densité de courant Sur une antenne micros trip

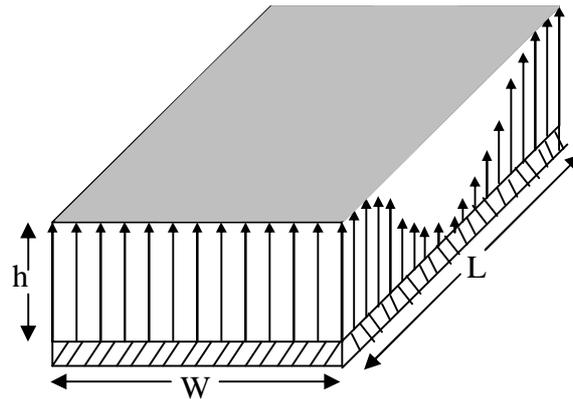


FIG (I-4) : distribution de la composante verticale du champ électrique Dans le mode fondamental de l'antenne

Près des bords, le champ n'est pas entièrement inclus. Cela aboutit aux champs marginaux, qui sont à leur tour la source de la radiation. La plaque rayonnante (patch) résonne quand sa longueur est proche de $(\lambda/2)$, menant le courant et le champ à des amplitudes relativement élevées [FIG.I-5].

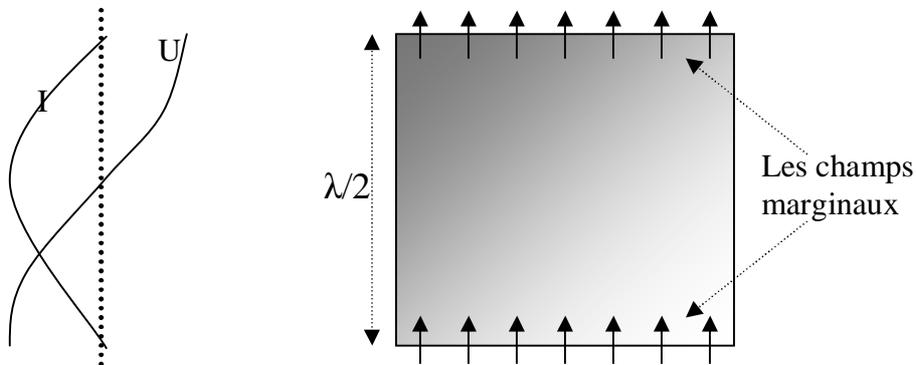


FIG (I-5) : Représentation des champs marginaux

L'utilisation croissante de la technologie des antennes microbandes a besoin de modèles d'analyse capables de prévoir exactement : l'impédance d'entrée, l'accouplement mutuel et le rayonnement de ces antennes. Deux modèles de description, qui ont été quelque peu réussis, et qui sont relativement faciles à employer et peuvent fournir des informations utiles sur les précédentes caractéristiques sont: le modèle de ligne de transmission et le modèle de cavité [25].

1.3.1/ Le Modèle de Ligne de Transmission:

La description analytique la plus simple d'une antenne patch rectangulaire utilise la théorie de ligne de transmission et modèle le patch en tant que deux fentes de rayonnement en parallèle [15], comme montré dans la [FIG.I-6], chaque bord de rayonnement de longueur «W» est modelé comme fente étroite rayonnant dans un demi-espace (demi-plan). L'avantage de ce modèle se situe dans sa simplicité, càd que la fréquence de résonance et la résistance d'entrée sont données par de simples formules :

$$R_{in} = (1/2G_1) = 120\Omega \qquad f_r = [c / (\lambda_d \sqrt{\epsilon_r})] = q[c / (2L \sqrt{\epsilon_r})]$$

où le facteur 'q' détermine l'exactitude de la fréquence de résonance. Dans ce modèle la tension et le courant peuvent être rapprochés comme:

$$I(x) = (V_0 / Z_0) \sin(\pi x/L) \dots \dots \dots (1.1)$$

$$V(x) = V_0 \cos(\pi x/L) \dots \dots \dots (1.2)$$

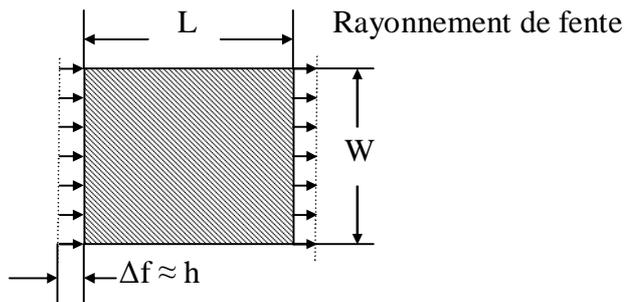


FIG (I-6) : Modélisation de l'antenne patch rectangulaire Par deux fentes couplées

1.3.2/ Le Modèle de Cavité :

Malgré que le précédent modèle de ligne de transmission soit facile à utiliser, il souffre de nombreux inconvénients; il est seulement utile pour des patches de forme rectangulaire, le facteur q doit être empiriquement déterminé. Ces inconvénients et d'autres sont éliminés dans le modèle de cavité [17], [26] où le périmètre de l'élément rayonnant (patch) est rapproché comme mûr magnétique pour lequel les champs électriques et magnétiques du mode résonant dominant peut être exprimé comme :

Le champ électrique vertical : $E_x = E_0 \cos(\pi x / L) \dots \dots \dots (1.3)$

Le champ magnétique transverse : $H_y = H_0 \sin(\pi x/L) \dots \dots \dots (1.4)$

Les modes résonants d'ordre plus supérieur ont plus de variation dans la direction de (x et/ou y). Ce résultat ignore l'effet des champs marginaux aux bords du patch, ainsi un facteur de

correction ad-hoc doit être appliqué à la longueur du patch pour obtenir des fréquences de résonance précises. Une tangente diélectrique efficace de perte est employée pour expliquer la puissance perdue au rayonnement.

1.3.3/ L'Impédance d'Entrée :

Le rapprochement de la tension et du courant donné par les équations (1.1) et (1.2), dans le modèle de ligne de transmission, donnent une explication simple pour la variation d'une caractéristique essentielle de l'antenne microbande qui est l'impédance d'entrée ($Z_{in} = V/I$) [27]. Pour un point d'alimentation à un bord de rayonnement ($x=0$ ou $x=L$), la tension est au maximum et le courant est au minimum, il résulte que l'impédance d'entrée est au maximum. Par contre, si le point d'alimentation est au centre du patch ($x=L/2$), la tension est à zéro, le courant est au maximum donc l'impédance d'entrée est à zéro. Ainsi l'impédance d'entrée peut être contrôlée (commandée) en ajustant la position du point d'alimentation (d'excitation).

Généralement, il faut d'abord déterminer les différentes puissances (rayonnée, dissipée et emmagasinée) de cette antenne, qui interviennent bien entendu dans l'évolution de cette impédance [28].

1.3.3.1/ Puissance Emise Par Rayonnement :

La puissance rayonnée peut être calculée en intégrant la valeur de Poyting sur l'ouverture rayonnante.

$$P_r = R_e \int_0^{p/2} \int_0^p (E_q H_j^* - E_j H_q^*) r^2 \sin q . dj . dq$$

$$P_r = \frac{1}{2} . R_e \int \int_s (\mathbf{E} \times \mathbf{H}) ds$$

Comme elle est rayonnée dans le demi-espace.

$$P_r = \frac{1}{4} h_0 \int_0^{2p} \int_0^p (|E_q|^2 - |E_\phi|^2) r^2 \sin q . dj . d\Phi$$

$h_0 = 120 . p$; C'est l'impédance de l'onde en espace libre.

En plus de la puissance rayonnée, il y a les puissances de perte telles que: puissance perdue dans les deux conducteurs et dans le diélectrique et la puissance perdue par ondes de surface.

1.3.3.2/ Puissance Perdue Dans Les Conducteurs:

Comme les conducteurs ont une conductivité finie, alors ils auront forcément une résistivité ($R_s \neq 0$), et par conséquent ils ne sont pas parfaits et présentent une certaine

résistance qui rend l'ensemble en un milieu qui dissipe une portion de l'énergie totale sous l'effet de joule. Ce qui correspond à une puissance atténuée définie comme suit:

$$P_c = 2 \left\{ \frac{1}{2} R_s \iint_s |J|^2 ds \right\}$$

J : densité de courant électrique sur les deux conducteurs avec : $ds=dx.dy$

Expression de laquelle on peut déduire :

$$P_c = R_s \int_0^a \int_0^b (|H_x|^2 + |H_y|^2) dx.dy$$

Avec : $R_s = \frac{1}{S}$; **S** : la conductivité de métal.

I.3.3.3/ Puissance Perdue Dans Le Diélectrique :

L'isolation n'est jamais parfaite, ce qui se traduit par des pertes par diélectrique, les pertes sont représentées par une conductance parallèle (Uniformément répartie dans le cas des lignes) et dont l'effet sera faible par rapport à celui causé par la résistance R.

$$P_d = \frac{w.e_0.e_R}{2} .tg\delta \iiint_v \mathbf{E} \cdot \mathbf{E}^* dv$$

où **tgδ** représente l'angle de pertes et « **v** » le volume de cavité.

$$P_d = h \frac{w.e_0.e_R}{2} .tg\delta \int_0^a \int_0^b |E_z|^2 dx dy$$

à la résonance l'impédance d'entrée est purement résistive. Elle s'écrit donc

$$Z_e = R + jX$$

avec : $R = \frac{|V|^2}{2.P_r}$

$$V_1 = E_{av} .h$$

où :

E_{av} : le champ électrique moyen au point d'alimentation.

$$P_T = P_r + P_d + P_c$$

Et : $X = \frac{V1}{I}$ avec :

I : le courant d'alimentation.

$$V_1 = j.h.w.m \left\{ \begin{array}{l} \frac{(d-c)}{K^2 a.b} + \sum_{m \neq 0} \frac{8.R_m^2.a}{(m.p)^2.(d-c).b} \cdot \frac{1}{(K^2 - K_{m0}^2)} + \\ \sum_{n \neq 0} \frac{2.(d-c)}{ab(K^2 - K_{0n}^2)} \cdot \cos \frac{n.p.y_0}{b} \cdot \cos \frac{n.p.y_0}{b} + \\ \sum_{n \neq 0} \sum_{m \neq 0} \frac{16.R_m^2.a}{(m.p)^2.(d-c)} \cdot \frac{1}{b(K^2 - K_{mn}^2)} \cdot \cos \frac{n.p.y_0}{b} \cdot \cos \frac{n.p.y}{b} \end{array} \right.$$

I.3.3.4/ Puissance Perdue Par Ondes De Surfaces:

Les ondes de surface liées au substrat diélectrique peuvent être excitées par l'antenne. Puisqu'elle ne contribue pas au modèle de rayonnement primaire de l'antenne, la puissance de l'onde de surface est généralement considérée comme mécanisme de perte. La puissance de l'onde de surface peut également se diffracter à partir des bords de substrat ou d'autres discontinuités et ainsi dégrader le modèle de rayonnement de l'antenne ou ces caractéristiques de polarisation.

La puissance d'ondes de surface développée par un élément simple augmente avec l'épaisseur du substrat et la constante diélectrique, donc c'est une raison de préférer un substrat avec une basse constante diélectrique. Comme une faible valeur de la constante diélectrique (typiquement $\epsilon \ll 2.5$) favorise l'extension du champ autour de la ligne et donc la puissance rayonnée, et sachant également qu'un substrat épais augmente la puissance rayonnée par l'antenne, réduit les pertes par effets joules et améliore la bande passante de l'antenne, donc ce comportement nous mène à conclure que les antennes microbandes fonctionnent mieux quand le substrat est électriquement épais avec une basse constante diélectrique (faible) [FIG.I-7].

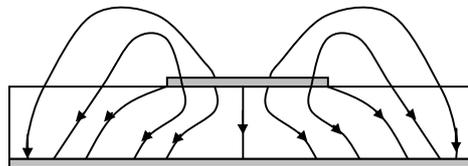


FIG (I-7): Ligne de champ électrique

Contrairement aux antennes microbandes, pour la réalisation des circuits hyperfréquences, on cherchera à minimiser le rayonnement en espace libre de la ligne, par

conséquent, on choisit un substrat de manière à ce que l'énergie électromagnétique reste concentrée dans le diélectrique (plus exactement dans la cavité que forme la bande métallique et le plan de masse). Nous utiliserons donc des substrats avec une constante diélectrique élevée (comme de l'Alumine $\epsilon = 9.9$) pour concevoir par exemple un amplificateur faible bruit.

1.3.4/ Le Facteur De Qualité :

C'est le rapport entre l'énergie emmagasinée et l'énergie dissipée dans le circuit :

$$Q = \frac{W_{em}}{W_d}$$

dans notre cas, le facteur total de qualité se définit par :

$$Q_r = w \cdot \frac{W_T}{P_T}$$

avec :

$$W_T = \frac{h \cdot e}{2} \iint |E_z|^2 ds$$

où P_T est la puissance atténuée et W_T l'énergie totale emmagasinée.

h : Etant l'épaisseur du substrat.

Quand l'antenne opérée est proche des plans des pertes, il résulte des pertes supplémentaires qui sont dues aux courants induits dans la masse. Il est très souhaitable de posséder la résistance totale de puissance rayonnée plus grande que celle de toutes les pertes.

La résistance de radiation de l'antenne est définie comme étant une résistance équivalente qui dissipe une puissance rayonnée totale quand le courant qui passe à travers la résistance d'entrée est égale à celui de l'entrée d'une antenne terminale .

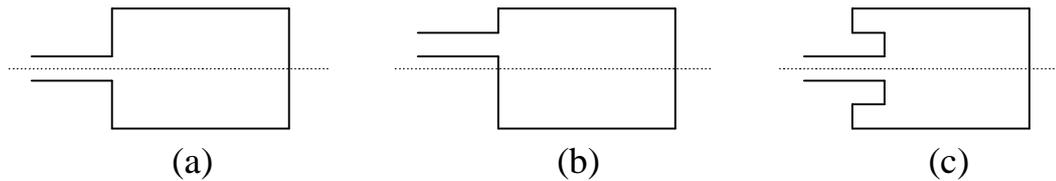
1.4/ Quelques Notions Sur Les Antennes Microbandes:

A l'origine , les antennes microbandes ont employé une ligne d'alimentation microruban ou une alimentation coaxiale via une sonde [18]-[21], l'adaptation est souvent nécessaire entre la ligne d'excitation et l'antenne, cela peut être assuré par un choix convenable de la position de la ligne d'excitation sur la plaque [29].

1.4.1/ Quelques Techniques d'Excitation :

1.4.1.1/ Excitation Par Ligne Microbande :

L'alimentation peut se faire par connexion directe avec une ligne microbande dont le point de jonction est sur l'axe de symétrie de l'élément [FIG.I-8/a], ou d'écalé par rapport à cet axe de symétrie [FIG.I-8/b] car cela permet une meilleure adaptation d'impédance; dans ce cas, l'alimentation axiale, avec une encoche, donne de bons résultats [FIG.I-8/c].



*FIG (I-8) : Alimentation par une ligne microbande
(a) axiale, (b) décalée, (c) axiale avec encoche*

Dans une excitation par ligne microbande, la connexion entre la source d'alimentation et l'antenne est en principe réalisée par une ligne coaxiale dont la sonde est fixée sur la ligne microbande à une distance de quelques longueurs d'onde du bord du contact antenne _ ligne microbande [30]. Quand au problème d'adaptation, il est résolu par un choix convenable de la longueur du tronçon de ligne microruban servant à l'excitation [31], [FIG.I-12/a], [25].

1.4.1.2/ Excitation Par Câble Coaxial :

La [FIG.I-12/b], [25], montre une antenne microbande rectangulaire excitée par un câble coaxial via une sonde. La connexion coaxiale est faite à la face arrière du circuit imprimé, alors que, le câble coaxial est fixé à la plaque conductrice de l'antenne. L'alimentation par câble coaxial peut être représentée comme étant un courant électrique filiforme, allant du plan de masse vers la plaque conductrice de l'antenne [32].

Le circuit équivalent, des deux types d'alimentation, est formé d'un réseau parallèle RLC qui représente la pièce métallique (patch) rayonnante résonnante et un inducteur de série représentant l'inductance de la sonde coaxiale d'alimentation ou de la ligne d'alimentation microruban [FIG.I-9], [27].

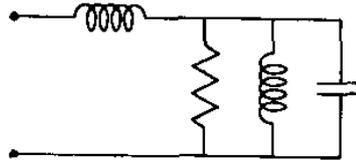


FIG (I-9) : le circuit équivalent d'une antenne microbande pour les deux types d'alimentation

De telles méthodes d'alimentation entrant en contact direct, ont l'avantage de la simplicité, mais elles ont également plusieurs inconvénients. L'augmentation, par exemple, de l'épaisseur du substrat dans le but d'augmenter la largeur de la bande passante, mène à une augmentation des faux rayonnements d'alimentation et une augmentation de la puissance d'onde surfacique [33]. Pour ces raisons et d'autres, de telles antennes sont ainsi limitées dans la largeur de bande. Ces deux méthodes d'alimentation offrent essentiellement un degré de liberté dans la conception par le choix de positionnement du point d'alimentation afin d'ajuster le niveau d'impédance d'entrée.

Ces dernières années, une variété d'alimentations sans contact a été développée pour les antennes microbandes, d'où la nécessité de détailler deux de ces types:

1.4.1.3/ L'alimentation de proximité :

L'alimentation de proximité, montrée dans la [FIG.I-12/c], emploie un substrat de deux couches avec une ligne microbande sur le substrat inférieur se terminant dans un stub ouvert au-dessous du patch, ce qui est imprimé sur le substrat supérieur. L'accouplement de proximité est désigné souvent sous le nom du "couplage électromagnétique" mais c'est une description excessivement large. Le patch couplé par proximité a au moins deux degrés de liberté : la longueur du stub d'alimentation et le rapport entre la largeur du patch et celle de la ligne.

La nature capacitive de cette méthode d'accouplement est reflétée dans le fait que le circuit équivalent, montré dans la [FIG.I-10], a un condensateur en série avec le résonateur parallèle RLC qui représente le patch. Des largeurs de bande de 13% ont été réalisées de cette manière [27], [34].

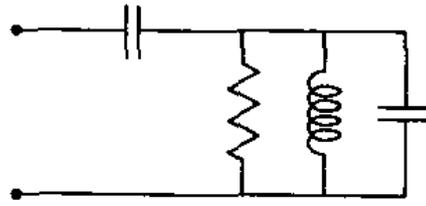


FIG (I-10) : le circuit équivalent d'une antenne microruban alimentée par proximité

I.4.1.4/ Antenne Excitée à Travers Une Ouverture:

La [FIG.I-12/d], [35] montre la géométrie de l'ouverture de couplage de base de l'antenne microbande. L'élément rayonnant de la microbande est gravé sur le sommet du substrat d'antenne, et la ligne d'alimentation microbande est gravée sur le fond (bas) du substrat d'alimentation. L'épaisseur et la constante diélectrique de ces deux substrats peuvent ainsi être choisies indépendamment. Cette géométrie a au moins quatre degrés de liberté: la taille de fente, sa position, les paramètres de substrat d'alimentation et la largeur de ligne d'alimentation.

Bien que l'antenne de prototype originale ait utilisé une ouverture d'accouplement circulaire, il a été rapidement compris que l'utilisation d'une fente rectangulaire améliorerait l'accouplement, pour un secteur d'ouverture donné, en raison de son polarisabilité magnétique accrue [36]-[38]. Le circuit équivalent d'une antenne microruban couplée par ouverture est montré dans la [FIG.I-11], [27].

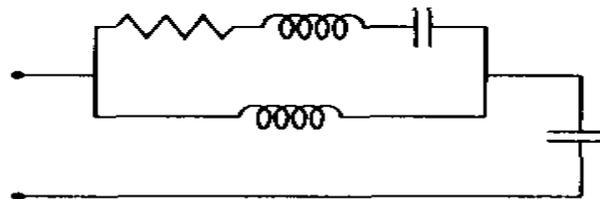


FIG (I-11) : le circuit équivalent d'une antenne microruban couplée par ouverture

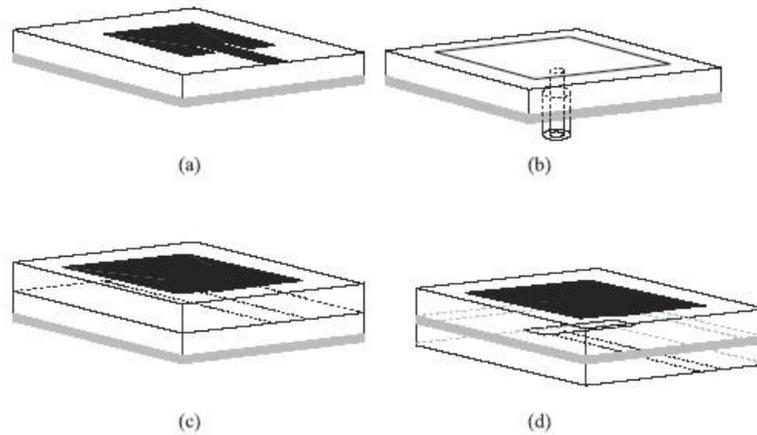


FIG (I-12) : les différentes techniques d'alimentation: (a) ligne microbande- (b) câble coaxial-(c) proximité-(d) ouverture de couplage

I.4.2/ Nouvelles Techniques Pour l'Amélioration de la Bande Passante :

Dans beaucoup de cas, la largeur de bande étroite (2% à 5%) de l'antenne microruban traditionnelle et son sérieux inconvénient, empêchent son utilisation dans beaucoup d'applications micro-ondes pratiques. Ainsi de grands efforts sont allés vers le développement et la création de techniques pour améliorer cette largeur de bande [39].

La plupart des méthodes directes utilisées pour augmenter la largeur de bande de l'élément microruban doivent utiliser un substrat épais avec une constante diélectrique faible. Mais comme discuté ci-dessus, ceci mène inévitablement à l'inacceptable faux rayonnement d'alimentation, génération des ondes de surface...etc.

Il est possible de concevoir un réseau assorti d'impédance planaire pour augmenter la largeur de bande. Ainsi des largeurs de bande de 9%-12% [40], et de 15% [41], ont été obtenues de cette manière pour les éléments alimentés par sonde et par une ligne microruban, une largeur de bande de 13% a été réalisé pour un élément de patch couplé par proximité [38]. Une des meilleures manières, également, d'augmenter la largeur de bande est d'utiliser deux patches empilés : le patch supérieur est couplé par proximité au patch inférieur, qui peut être alimenté par n'importe laquelle des méthodes discutées plus haut, des largeurs de bande de 10%-20% ont été réalisées avec des patches empilés alimentés via une sonde[42]-[44], et des largeurs de bande de 18%-23% ont été réalisées avec des patches empilés couplés par ouverture [45], [46]. La dernière méthode qu'on va citer permet d'obtenir des largeurs de bandes au-dessus de 20% et ceci en rallongeant la fente d'accouplement d'un patch microruban couplé par ouverture simple [47], [48]. Chacune de ces méthodes, qui font partie des plusieurs techniques développées pour augmenter la largeur de bande de l'antenne

microbande, a ses propres avantages et inconvénients, donc le choix de l'une ou de l'autre dépend essentiellement de l'application désirée.

L'autre alternative développée pour dépasser cette limitation est de mettre en réseau plusieurs antennes employant des éléments couplés par proximité [49], [50] qui ont l'avantage d'augmenter la bande passante et de réduire relativement les faux rayonnements, ou en utilisant des patches couplés par ouverture [51], qui minimisent encore plus les faux rayonnements puisque les lignes d'alimentation sont protégées par le plan de masse.

1.5/ Quelques méthodes d'analyse des structures planaires :

Les lignes planaires usuelles sont difficiles à étudier en raison de la non homogénéité du milieu qui les supporte (air et diélectrique), il en résulte des conditions aux limites complexes, en particulier à l'interface air diélectrique dont l'introduction rend l'équation de HELMHOLTZ difficile à résoudre et n'admettant aucune solution analytique exacte. En raison de cette difficulté, et pour parvenir aux expressions caractéristiques de dispersion et des champs électromagnétiques dans une ligne planeaire, différentes méthodes approchées ont été proposées, dont , à titre d'exemples :

1.5.1/ Méthodes des équations intégrales :

Dans cette méthode, le champ électrique (ou dans certains cas le champ magnétique) est exprimé à l'aide d'une équation intégrale portant sur le courant induit à l'intérieur (et/ou) à l'extérieur de la structure. L'intégrale contient également la fonction de Green associée au problème, toutes les conditions aux limites doivent être automatiquement incluses.

1.5.2/ Méthode de Wheeler :

Le principe de cette méthode repose sur le remplacement de la structure réelle par un diélectrique homogène de permittivité effective (ϵ_{eff}) et de remplacer la largeur du ruban par une largeur effective (W_{eff}) qui est fonction de l'épaisseur du ruban [52].

1.5.3/ Méthode des éléments finis (FEM) :

C'est une méthode numérique très utilisée. Dans cette méthode, la région de propagation est divisée en un nombre fini, généralement grand, de sous domaines de formes triangulaires et le champ électromagnétique est représenté par un polynôme. On impose à toutes les interfaces entre les différents éléments, les relations de continuité, en employant une formulation variationnelle du champ électromagnétique par minimisation de celle-ci en différents points appelés points nodaux. On aboutit à la résolution d'un système d'équations aux valeurs propres qui sont celles du champ électromagnétique. Le problème aux valeurs propres est résolu par des techniques standard de l'analyse numérique.

1.5.4/ La méthode TLM (transmission line matrix- méthode) :

Cette méthode peut être considérée, d'un certain point de vue, comme une simulation du principe de HUYGENS appliquée au phénomène de propagation guidée, elle est destinée à augmenter la précision, à diminuer le temps de calcul et à simplifier sa mise en œuvre de façon à pouvoir utiliser de manière plus efficace les moyens informatiques disponibles [53].

1.5.5/ La méthode des différences finies :(FD- TD) :

Cette technique a acquis un intérêt nouveau avec l'augmentation de puissance des ordinateurs qui permet plus de capacité de mémorisation sans pénaliser le temps de calcul. Elle offre l'avantage de modéliser les phénomènes transitoires [54].

1.5.6/ Les méthodes de raccordement des modes (MMT) :

La méthode de raccordement des modes est basée sur le principe de développement du champ en série de vecteur propre, et établir les équations de continuité et les conditions aux limites relatives à la structure pour l'ensemble du champ. Cette méthode offre l'avantage de tenir compte de l'épaisseur non nulle des rubans conducteurs. Elle convient aux structures non homogènes à plusieurs couches diélectriques [54].

1.5.7/ La résonance transverse (TRM) :

Comme on l'a déjà vue, cette technique est introduite pour la caractérisation des discontinuités dans les lignes à ailettes ou les lignes coplanaires blindées. Deux murs électriques ou magnétiques sont insérés à une certaine distance de la discontinuité, transformant la structure en une cavité dont le calcul de la fréquence de résonance permet d'accéder à tous les paramètres du schéma électrique équivalent [54].

1.5.8/ La méthode des moindres carrés (LSBRM) :

Elle apporte une solution élégante au problème de caractérisation des discontinuités complexes dans la structure guidant [54].

1.5.9/ L'approche quasi- statique :

L'approche quasi- statique, qui réduit le champ électromagnétique et la densité de courant au mode zéro, permet de résoudre les problèmes électromagnétiques par des méthodes propres à l'électrostatique, c'est à dire aux méthodes de résolution de poisson. Ceci a donné une tendance à formaliser la fonction de Green et à la technique de la transformée conforme. Cette approche a été utilisée comme un moyen de calcul rapide dans une certaine mesure, mais elle ne peut donner lieu qu'à des résultats qualitatifs [54].

1.6/ Conclusion :

La technologie microbande en général, et les antennes microbandes en particulier connaissent un succès croissant auprès des industriels et des professionnels des télécommunications, qu'elle soit spatiale ou terrestre. Il est nécessaire de bien définir l'intégralité de paramètres des antennes, afin de prévoir son comportement avant la réalisation d'une part, et de s'assurer qu'elle se conformera aux exigences des systèmes d'autre part. de ce fait on a présenté dans ce chapitre une description générale des antennes microbandes, ainsi que les différentes méthodes d'analyse utilisées dans ce domaine.

II.1/ Introduction :

Au cours de la dernière décennie, les algorithmes d'apprentissage statistique ont suscité beaucoup d'intérêt dans le milieu académique et au sein d'entreprises de diverses industries. Ils ont été implantés avec succès pour l'accomplissement de tâches prédictives reliées à des processus statistiques observés, pour lesquels, on peut identifier plusieurs variables explicatives. Ce chapitre se concentre sur une classe particulière de ces algorithmes : les réseaux de neurones artificiels.

L'objectif de ce chapitre est multiple : il s'agit tout d'abord de rappeler les définitions fondamentales relatives aux réseaux de neurones ainsi que leurs propriétés mathématiques. Nous décrirons ensuite les principaux types des réseaux de neurones. Finalement nous nous attacherons à détailler le type de réseau de neurones utilisé dans notre thèse (MLP), et plus particulièrement ses propriétés et sa mise en œuvre. Tout au long de ce chapitre nous allons chercher à éclaircir les concepts généraux des réseaux de neurones et détailler davantage les notions auxquelles nous avons fait appel pour élaborer ce travail.

II.2/ Historique :

D'une façon générale, on situe le début des réseaux de neurones artificiels en 1943 avec les travaux de Mc Culloch et Pitts [55], qui montrent qu'un réseau de neurones discret, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction booléenne au même titre qu'un ordinateur. En 1958, Rosenblatt propose le premier algorithme d'apprentissage, qui permet d'ajuster les paramètres d'un neurone. En 1969, Minsky et Papert publient le livre «*Perceptrons*» [56] dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche. Ce livre aura une influence telle que la plupart des chercheurs quitteront le champ de recherche sur les réseaux de neurones. En 1982, Hopfield propose des réseaux de neurones associatifs [57] et l'intérêt pour les réseaux de neurones renaît chez les scientifiques. En 1986, Rumelhart, Hinton et Williams publient l'algorithme de «*rétropropagation de l'erreur*» qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches [58]. A partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant. Aujourd'hui, on retrouve les réseaux de neurones solidement implantés dans diverses industries : dans les milieux financiers, en pharmaceutique, dans le domaine bancaire, en aéronautique, ...etc.

II.3/ Pourquoi Les Réseaux De Neurones Artificiels?

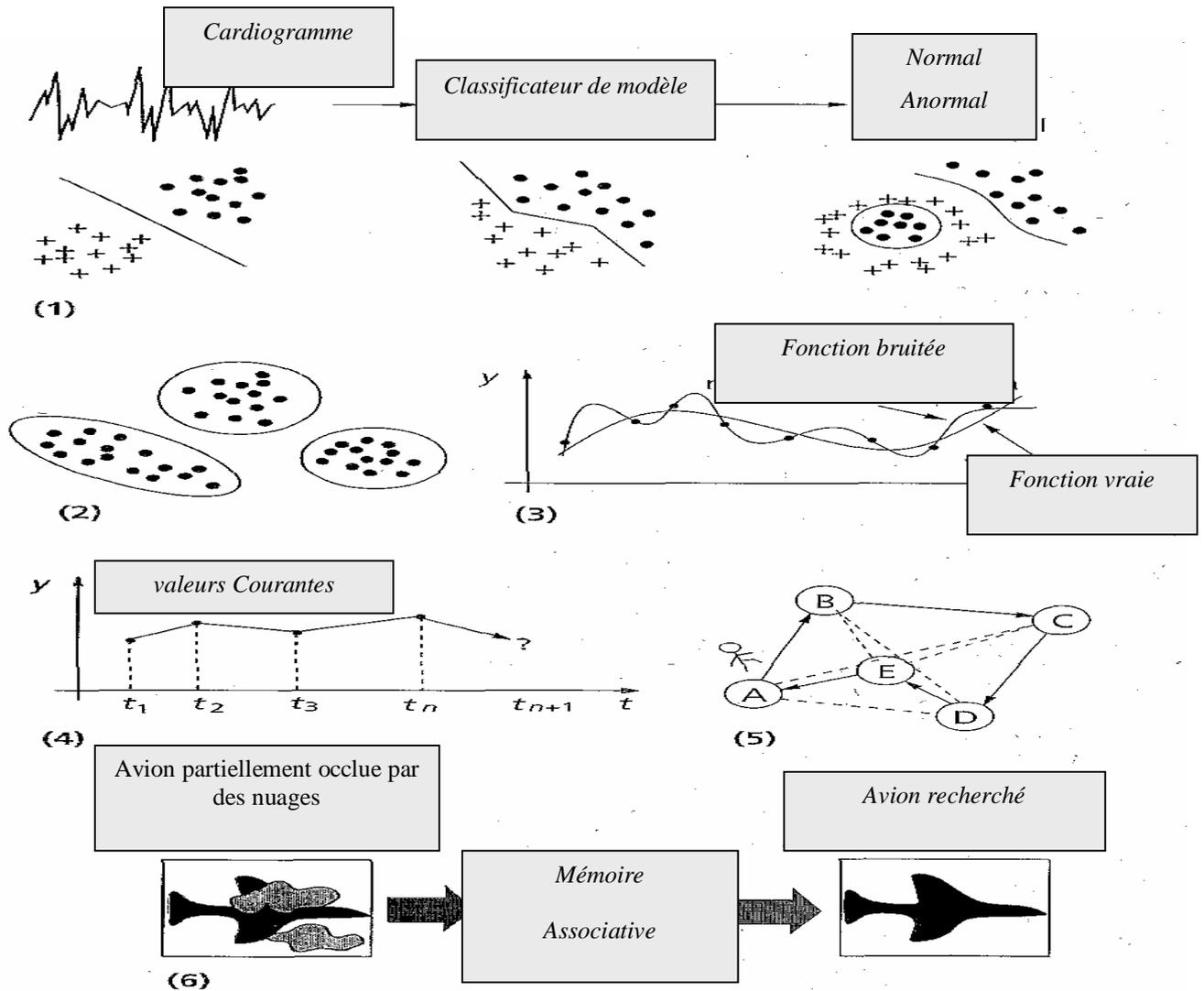


FIG (II-1) : Les tâches que le réseau de neurones peut accomplir: (1) classification de modèle. (2) Regrouper /catégorisation. (3) approximation de fonction. (4) prévision/ prédiction. (5) optimisation. (6) récupération par le contenu.

Plusieurs avancées ont été faites pour développer les systèmes intelligents, certaines inspirées par les réseaux de neurones biologiques. Ainsi des chercheurs de beaucoup de disciplines scientifiques conçoivent les réseaux de neurones artificiels (ANN) pour résoudre une variété de problèmes tels que : l'identification de modèle, la prévision (prédiction), l'optimisation, la mémoire associative et le contrôle [Fig.II-1] [59].

Des approches conventionnelles ont été proposées pour résoudre ces problèmes. Bien qu'elles puissent être appliquées avec succès pour certaines applications, aucune d'elles n'est assez flexible pour être exécutée avec réussite en dehors de son application. Les réseaux de neurones artificiels fournissent des solutions de rechange passionnantes, beaucoup d'applications pourraient tirer bénéfice en les employant [60]-[62].

Les calculateurs numériques modernes surpassent les humains dans le domaine du calcul numérique et la manipulation relative de symboles. Cependant, les humains peuvent facilement résoudre des problèmes perceptuels complexes (identifier un homme dans une foule d'un seul aperçu de son visage) à une telle vitesse et ampleur que l'ordinateur le plus rapide du monde ne peut le faire. Pourquoi y a-t-il une différence si remarquable dans leur exécution? L'architecture neuronale biologique de système est complètement différente de l'architecture de Von Neumann. Cette différence affecte de manière significative le type de fonctions que chaque modèle informatique peut mieux exécuter. Les efforts nombreux effectués pour développer des programmes "intelligents" basés sur l'architecture centralisée de Von Neumann n'ont pas eu comme conséquence des programmes intelligents d'usage universel. Inspirés par les réseaux de neurones biologiques, les réseaux de neurones artificiels se composent d'un nombre extrêmement important de processeurs simples avec beaucoup d'interconnexions, de même que les modèles correspondants essaient d'employer quelques principes organisationnels employés chez l'humain. Une étude complète des réseaux de neurones artificiels exige la connaissance de la neurophysiologie, de la physique, de la théorie de commande, de l'informatique, de l'intelligence artificielle, des statistiques, des mathématiques. Les nouveaux développements dans ces disciplines nourrissent continuellement le champ des réseaux de neurones. D'autre part, les réseaux de neurones fournissent également une impulsion à ces disciplines sous forme de nouveaux outils et de représentations. Cette symbiose est nécessaire pour la vitalité de la recherche de réseaux neuronaux.

II.4/ Les Neurones Biologiques Et Les Neurones Artificiels :

Les réseaux de neurones formels sont, à l'origine, une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Les travaux de Mac Culloch et Pitts présentent un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de ce modèle. L'idée principale des réseaux de neurones artificiels est de donner une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite un nombre important de ces unités et on essaye de déterminer la puissance de calcul du réseau ainsi obtenu [63].

Le modèle biologique illustré dans la [Fig.II-2], décrit un modèle simple du neurone biologique qui a servi à la mise en place des premiers neurones formels.

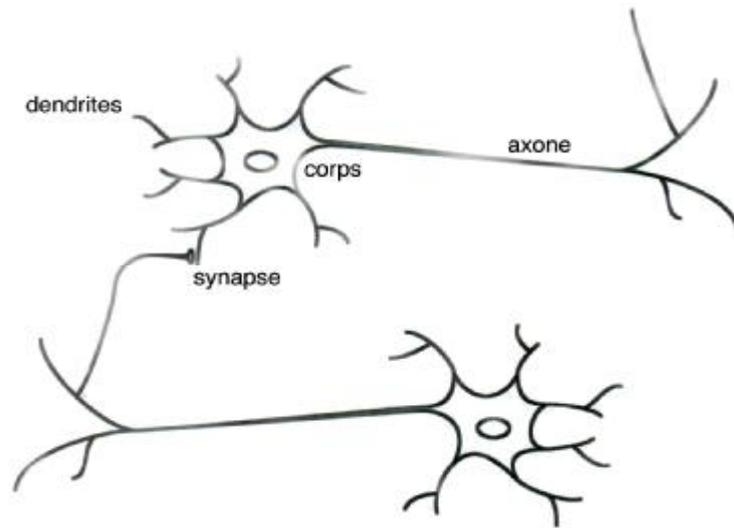


FIG (II-2) : Schéma D'un Neurone Biologique

Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites. En première approche, on peut considérer que ces sortes de filaments sont conducteurs d'électricité et peuvent ainsi véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et l'axone sa sortie.

Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe, en fait, au niveau d'un neurone, une intégration des signaux reçus au cours du temps, c'est-à-dire une sorte de sommations des signaux. En général, quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique. La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite. Au niveau de la jonction, quand un signal arrive au niveau de la synapse, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ses voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice [63].

Un neurone formel (artificiel) est un processeur très simple, simulé sur ordinateur ou réalisé sur circuit intégré, imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. Le plus simple concept d'un neurone est un automate binaire qui réalise une somme "S" pondérée de ses entrées et compare cette somme à un seuil " B_0 ".

- Si $S > B_0$ la sortie du neurone vaut +1 et le neurone est dit actif.
- Si $S < B_0$ la sortie vaut -1 et le neurone est dit inactif.

Généralement, le type de neurones, le mieux adapté aux tâches de traitement du signal ou de classification, est celui avec une sortie non binaire mais une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées.

II.5/ Le Neurone Artificiel Élémentaire :

La [Fig.II.3], montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones amont. A chacune de ces entrées est associée un poids "W_i" abréviation de weight (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion, le seuil "W₀" peut être envisagé comme le coefficient de pondération de l'entrée X₀, dont la valeur est fixée à 1. Chaque processeur élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique "Y", qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval. A chaque connexion est associé un poids.

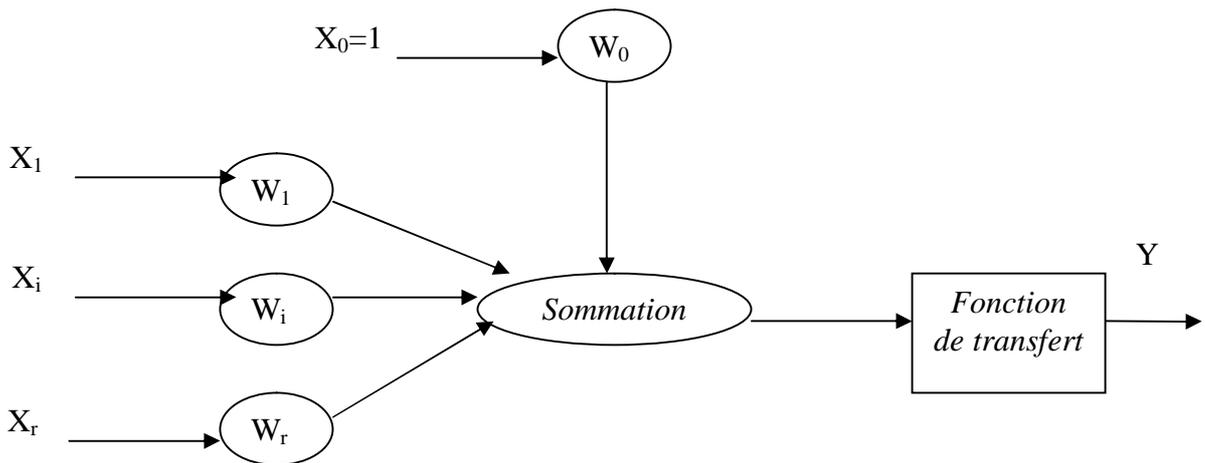


FIG (II-3) : Structure D'un Neurone artificiel

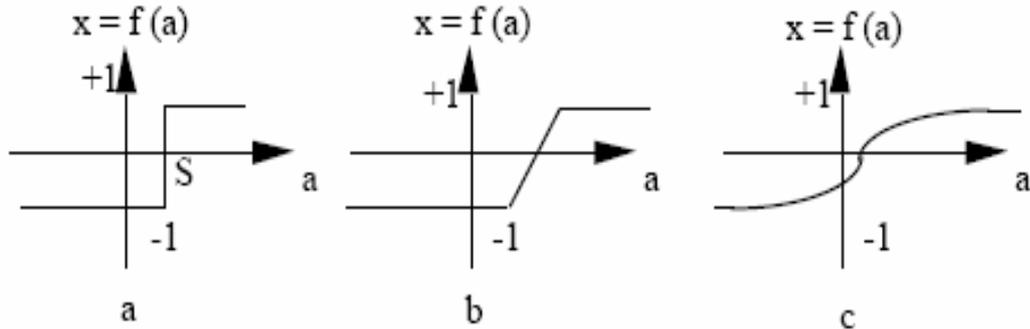
Dans le comportement de ces neurones, on distingue deux phases : la première est le calcul de la somme pondérée des entrées "X_i", alors que la deuxième se résume par l'application d'une fonction de transfert "f" qui calcule la valeur de l'état du neurone à partir de cette somme, et ce, selon l'expression suivante :

$$Y = f(W_0 + \sum_{i=1}^r W_i X_i) \dots\dots\dots (2.1)$$

Ou bien :

$$Y = f\left(\sum_{i=0}^r W_i X_i\right) \dots\dots\dots (2.2)$$

C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones aval. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert, les plus courantes sont présentées sur la [Fig.II.4]. On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle [0, +1] (ou [-1, +1]).



*FIG (II-4) : les différents types de fonctions de transfert
 a: fonction à seuil (S la valeur du seuil), b : linéaire par morceaux,
 c: sigmoïde.*

II.6/ Les Réseaux De Neurones :

Un neurone élémentaire est limité dans ses applications. En effet, un neurone réalise une simple fonction non linéaire, paramétrée, de ses variables d'entrée. L'intérêt des neurones réside dans la propriété qui résulte de leur association dans une structure, par une certaine logique d'interconnexion, cette structure est appelée : le réseau de neurone ou bien par l'abréviation ANN (Artificiel Neural Network). Le comportement collectif ainsi obtenu permet de réaliser des fonctions d'ordre supérieur par rapport à la fonction élémentaire réalisée par un neurone [64]. Dans un tel réseau, les entrées d'un neurone sont, soient les entrées du réseau globale, soient les sorties d'autres neurones. Les valeurs des poids du réseau sont, en général, déterminées par une opération dite: l'apprentissage.

Suivant la logique d'interconnexion choisie, les réseaux de neurones se distinguent en deux grandes familles : les réseaux non bouclés (statiques) et les réseaux bouclés (dynamiques), la figure [Fig.II.5], [59], illustre le schéma synoptique des deux types de réseaux respectifs.

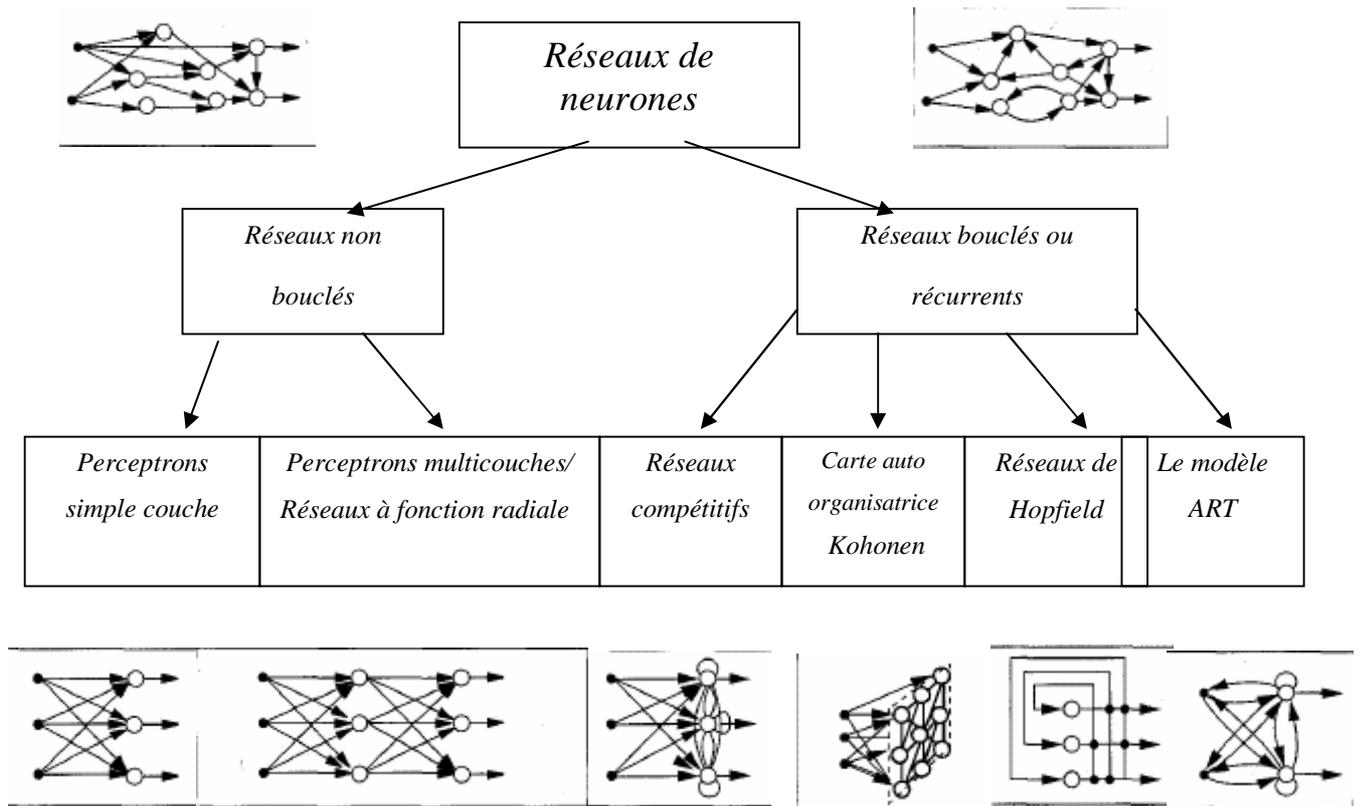


FIG (II-5) : La taxonomie d'architecture de réseau

II.6.1/ Les Réseaux De Neurones Bouclés (Dynamiques) :

C'est l'architecture la plus générale pour un réseau de neurone, dont le graphe des connexions est *cyclique*: dans ce type de réseaux lorsqu'on se déplace en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment convenable que si la notion de temps est explicitement prise en considération [64]. A chaque connexion d'un neurone bouclé est attaché un retard multiple entier de l'unité de temps choisie. Les réseaux bouclés ont moins de mémoire dans le sens que leur réponse, à une entrée, est indépendante de l'état précédent du réseau. En d'autre terme, les réseaux récurrents ou à rétroaction sont des systèmes dynamiques [Fig.II.5].

II.6.2/ Les Réseaux De Neurones Non Bouclés (Statiques) :

Un réseau de neurones non bouclé réalise une ou plusieurs fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Ce réseau est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux. Dans un tel

réseau, le flux de l'information circule des entrées vers les sorties sans "retour en arrière": si on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ [64]. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de fonction sont les neurones de sortie, ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés [Fig.II.5]. La seule contrainte sur le graphe des connexions d'un réseau de neurones non bouclé, est qu'il ne contient pas de cycle, on peut donc imaginer une grande variété de topologies pour ces réseaux. On peut, par exemple, constituer des couches de neurones en interdisant toute connexion entre neurones de la même couche et aussi les connexions entre les neurones de deux couches non consécutives. La majorité des applications des réseaux de neurones mettent en jeu des réseaux à couches. La classe la plus populaire des réseaux non bouclés à couches est appelée les perceptrons multicouches ou bien MLP (l'abréviation de: Multi layer Perceptron) dans lesquels les couches cachées utilisent une fonction d'activation à seuil ou sigmoïde [56]. Un exemple d'un MLP est montré sur la figure [Fig.II.5].

Cette architecture (MLP) est particulièrement utilisée dans notre travail car elle possède des propriétés mathématiques intéressantes, qui seront présentées par la suite. Les différentes architectures de réseau exigent des algorithmes appropriés d'étude. La prochaine section fournit une vue d'ensemble de l'apprentissage.

[II.6.3/ L'apprentissage Des Réseaux De Neurones:](#)

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Il est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle, l'algorithme d'apprentissage. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées, pendant l'apprentissage, sont les poids des connexions, afin d'obtenir des valeurs optimales appropriées à ces poids. A la fin de cette opération, on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus possible adapté au problème qu'on désire résoudre, tout en fournissant des exemples d'apprentissage. Ces derniers doivent être suffisamment représentatifs, autrement dit : il faudra qu'ils couvrent aussi complètement que possible le domaine de fonctionnement désiré pour le réseau. Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage.

II.6.3.1/ L'apprentissage Non Supervisé :

Les réseaux doivent détecter des points communs aux exemples présentés, par la modification des poids, afin de fournir la même sortie pour des entrées aux caractéristiques proches. L'apprentissage non supervisé est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons,...), dont les règles qui gouvernent le comportement du système à modéliser par les réseaux de neurones sont moins précises.

II.6.3.2/ L'apprentissage Supervisé :

Nous avons vu précédemment, qu'un réseau de neurone non bouclé réalise une fonction algébrique entre ses entrées et ses sorties. Donc on peut affecter à un tel réseau la tâche qui consiste à réaliser une fonction algébrique non linéaire, et ceci en fournissant à ce réseau un couple (entrée, sortie) et en modifiant les poids en fonction de l'erreur entre la sortie désirée et la sortie du réseau. On peut diviser la fonction algébrique réalisée par ce réseau en deux parties : fonction connue analytiquement, où le réseau réalise la tâche d'approximation, et une fonction inconnue analytiquement, mais pour laquelle on dispose de valeurs, en nombres finis. Si ces valeurs résultent des mesures effectuées sur un processus physique, chimique ou autre, on dit que le réseau, dans ce cas, réalise une modélisation statique ou une régression [64].

II.7/ Le Perceptron Multicouche MLP :

Les perceptrons multicouches sont des réseaux de neurones non bouclés, avec une ou plusieurs couches de neurones entre ces neurones d'entrées et la couche de sortie. Un perceptron de trois couches; avec deux couches cachées, N valeur d'entrée, M valeur de sortie est montré dans la figure [Fig.II.5]. Les perceptrons multicouches surmontent plusieurs limitations du perceptron simple couche, mais ils n'ont pas été, généralement, employés dans le passé parce que les algorithmes efficaces de formation (apprentissage) n'étaient pas disponibles. Ceci a récemment changé avec le développement des nouveaux algorithmes de formation qui sont avérés réussis pour beaucoup de problèmes intéressants [65]. Les propriétés intéressantes des perceptrons multicouches proviennent des non linéarités des fonctions d'activation des couches cachées. Si les fonctions d'activation étaient des fonctions linéaires, alors un réseau à une seule couche avec des poids convenablement choisis pourrait exactement reproduire les calculs exécutés par n'importe quel réseau multicouche. C'est le développement de l'algorithme de rétropropagation [58], pour déterminer les poids dans un perceptron multicouche, qui a fait de ses réseaux soient les plus populaires chez les chercheurs et les utilisateurs des réseaux neurologiques.

II.7.1/ Mise En Œuvre Du Réseau De Neurons MLP :

La mise en œuvre des réseaux de neurones comporte à la fois une partie conception; dont l'objectif est de permettre de choisir la meilleure architecture possible, et une partie de calcul numérique, pour réaliser l'apprentissage d'un réseau de neurones. Dans le cas général, un MLP peut posséder un nombre de couches quelconque, mais en vue de perfectionner le fonctionnement du MLP d'un côté et minimiser au maximum le temps de calcul d'un autre, on doit chercher une architecture optimale du point de vue nombre de couches et nombre de neurones par couche.

A partir d'une architecture de réseau de neurones donnée et des exemples disponibles (la base d'apprentissage), on détermine les poids optimaux, par l'algorithme de la rétropropagation des erreurs, pour que la sortie du modèle s'approche le plus possible au fonctionnement désiré.

II.7.2/ Propriétés Fondamentales Du MLP :

La famille des réseaux de neurones avec couches de neurones cachées possède la propriété d'approximation parcimonieuse. Cela signifie qu'elle est capable d'approcher n'importe quelle fonction bornée et suffisamment régulière, en utilisant moins de paramètres ajustables que les familles de fonctions usuelles telles que les polynômes [64]. Dans l'optique d'une modélisation statistique, on utilise les réseaux de neurones pour approcher la fonction de régression du processus. L'intérêt de la parcimonie est alors de limiter le nombre d'exemples nécessaires pour obtenir une bonne estimation de la fonction de régression.

II.7.2.1/ L'approximation Universelle:

La propriété d'approximation universelle démontrée dans [66], peut s'énoncer de la façon suivante: *"toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachée en nombre fini, possédant toutes la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire"* [64]. Cette propriété, qui n'est qu'un théorème d'existence et ne donne pas de méthode pour trouver les paramètres du réseau, n'est pas spécifique aux réseaux de neurones.

II.7.2.2/ La Parcimonie :

Lorsqu'on veut modéliser un processus à partir de données, on cherche toujours à obtenir les résultats les plus satisfaisants possibles avec un nombre minimal de paramètres ajustables. Dans cette optique, il est montré que [67] :

- Ø Si le résultat de l'approximation est une fonction non linéaire des paramètres ajustables, elle est plus parcimonieuse que si elle est une fonction linéaire de ces paramètres. Plus



précisément, on montre que le nombre de paramètres, pour une précision donnée, croît exponentiellement avec le nombre de variables dans le cas des approximateurs linéaires par rapport à leurs paramètres, alors qu'il croît linéairement avec ce nombre pour les approximateurs non linéaires par rapport à leurs paramètres.

Ø Grâce à la parcimonie, l'avantage pratique des réseaux de neurones réside dans leurs capacités à réaliser des modèles de précisions équivalentes avec moins de données expérimentales par rapport aux autres techniques classiques de modélisation non linéaires.

II.7.2.3/ La Modélisation Statique :

Les propriétés fondamentales, mentionnées précédemment, justifient l'utilisation pratique des réseaux de neurones dans la recherche d'une approximation de la fonction de régression à partir d'un nombre fini de points expérimentaux (base d'apprentissage). L'utilisation des réseaux de neurones entre donc dans le cadre des méthodes statistiques d'approximation d'une fonction de régression avec, en plus, la particularité de la non linéarité.

II.7.3/ L'apprentissage Des Réseaux MLP :

L'apprentissage est supervisé : on associe une configuration d'entrée à une configuration de sortie. L'apprentissage d'un réseau de neurones est défini comme un problème d'optimisation qui consiste à trouver les coefficients du réseau minimisant une fonction d'erreur globale (fonction de coût). La définition de cette fonction de coût est primordiale, car celle-ci sert à mesurer l'écart entre les sorties désirées du modèle (d) et les sorties du réseau observées (y). La fonction la plus communément utilisée, et dont nous nous sommes servi lors de notre travail, est la fonction dite fonction d'erreur quadratique, dont la définition est, pour chaque exemple n ($n \in \mathbb{N}$) la fonction d'erreur quadratique, sera :

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^r [d_j(n) - y_j(n)]^2 \dots\dots\dots (2.3)$$

Pour tout l'ensemble d'apprentissage N on peut définir la fonction de coût (appelée aussi l'erreur quadratique moyenne EQM)

$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \dots\dots\dots (2.4)$$

L'apprentissage du MLP est attaché à l'algorithme de la rétropropagation des erreurs dont on va voir tout de suite le principe.

II.7.3.1/ L'algorithme De Rétropropagation Des Erreurs:

L'algorithme de la rétropropagation de gradient, bien que très simple à implanter, nécessite un certain savoir-faire pour une utilisation efficace. En effet, la convergence de l'algorithme n'est pas prouvée et de multiples variables sont à ajuster précisément en fonction



du problème traité. La sélection des exemples pour l'apprentissage et le test, l'ordre de présentation et les distributions relatives à des exemples dans la base d'apprentissage, la structure du réseau, la configuration initiale des poids, le nombre d'itérations d'apprentissage...etc.

L'algorithme de la rétropropagation des erreurs, utilisé pour les réseaux multicouches, consiste simplement en une descente de gradient, qui est une méthode d'optimisation universelle : on cherche à minimiser une fonction de coût en suivant les lignes de plus grande pente.

La mise en œuvre de cet algorithme nécessite un enchaînement des opérations mathématiques de la façon suivante :

A/ Calcul De La Valeur Prédite

Le calcul de la valeur prédite par un réseau de neurones se compose de quelques étapes simples. Premièrement, on calcule une série de combinaisons linéaires des variables explicatives :

$$y_i = w_{i,0} + \sum_{j=1}^n w_{i,j}x_j = \sum_{j=0}^n w_{i,j}x_j \dots\dots\dots (2.5)$$

où x_j est la $j^{\text{ème}}$ de n variables explicatives et $w_{i,0}$ et $w_{i,j}$ sont les coefficients de la $i^{\text{ème}}$ combinaison linéaire. Le résultat de la combinaison linéaire, (y_i) représente une projection dans une direction de l'espace des variables explicatives. Chacune de ces projections combine de l'information provenant potentiellement de plusieurs variables.

La seconde étape consiste à appliquer une transformation non linéaire à chacune des combinaisons linéaires afin d'obtenir les valeurs de ce que l'on appelle les unités cachées ou neurones qui forment ensemble la couche cachée. Typiquement, on utilise la tangente hyperbolique pour effectuer la transformation non linéaire :

$$h_i = \tanh(y_i) = \frac{e^{y_i} - e^{-y_i}}{e^{y_i} + e^{-y_i}} \dots\dots\dots (2.6)$$

où h_i est la $i^{\text{ème}}$ unité cachée. L'utilisation d'une telle fonction de transfert avec une expansion infinie dans ses termes joue un rôle fondamental dans la capacité d'un réseau de neurones de capter les dépendances de haut niveau entre les variables explicatives.

Finalement, les unités cachées sont recombinaées linéairement afin de calculer la valeur prédite par le réseau de neurones :

$$p(\vec{x}) = v_0 + \sum_{i=1}^{n_h} v_i h_i = \sum_{i=0}^{n_h} v_i h_i \dots\dots\dots (2.7)$$

où $p(\hat{x})$ est la valeur prédite par le réseau de neurones, n_h est le nombre d'unités cachées du réseau et v_0 et v_i sont les coefficients de la combinaison linéaire. Les n variables explicatives sont représentés sous forme vectorielle par (\hat{x}) . On peut résumer les étapes du calcul en une seule équation :

$$p(\hat{x}) = v_0 + \sum_{i=1}^{n_h} v_i \tanh(w_{i,0} + \sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j) \dots\dots\dots (2.8)$$

B/ Optimisation Des Paramètres :

Telle que mentionnée plus haut, la transformation non linéaire joue un rôle prépondérant dans le réseau de neurones. Par contre, la présence de cette transformation dans les équations du calcul de la valeur prédite fait en sorte que l'on ne peut trouver de solution analytique pour le calcul des paramètres optimaux d'un réseau de neurones. Dans ce qui suit, nous décrivons brièvement une des techniques d'optimisation la plus couramment utilisée.

Tout d'abord, les paramètres du réseau de neurones sont généralement initialisés à des valeurs aléatoires. La distribution de ces valeurs aléatoires suit certaines règles dictées par la théorie. Ensuite, on présente au réseau de neurones un exemple d'entraînement, c.-à-d. une paire qui comprend l'ensemble des valeurs des variables explicatives, (\hat{x}) et la valeur observée du processus, (d) . Dans une première étape, on calcule la valeur prédite par le réseau de neurones, $p(\hat{x})$ et l'erreur de prédiction, (e) , qui découle du fait que $d \neq p(\hat{x})$. Généralement, on utilise l'erreur quadratique qui jouit de certaines propriétés statistiques intéressantes :

$$e = (p(\hat{x}) - d)^2 \dots\dots\dots (2.9)$$

Dans une seconde étape, on utilise le calcul différentiel pour obtenir la dérivée de l'erreur par rapport à chacun des paramètres du réseau de neurones. Ces valeurs servent à modifier les paramètres de sorte que si l'exemple d'entraînement était présenté à nouveau au réseau de neurones, l'erreur serait minime. Ces deux étapes (calcul de la valeur prédite et modification des paramètres) sont répétées pour chaque exemple d'entraînement qui est fourni. Ces exemples forment ce que l'on appelle *l'ensemble d'entraînement*. Pour certaines applications, un ensemble d'entraînement peut comprendre plusieurs millions d'exemples d'entraînement. Une fois que chaque exemple de l'ensemble d'entraînement a été présenté au réseau de neurones, on a terminé une époque d'entraînement. Les paramètres sont modifiés jusqu'à ce que *l'erreur d'entraînement*, c.-à-d. l'erreur totale commise sur tous les exemples de l'ensemble d'entraînement se stabilise, ce qui peut nécessiter quelques centaines d'époques

d'entraînement. La stabilité finale est théoriquement assurée si certaines règles relatives à la modification des paramètres du réseau sont respectées [68].

II.7.3.2/ L'implantation De L'algorithme De Rétropropagation Des Erreurs:

Nous allons maintenant utiliser ce qui précède pour résumer la mise en œuvre de l'algorithme de rétropropagation standard [69], [65].

- Ø Phase 1 : initialisation de tous les poids à de petites valeurs aléatoires.
- Ø Phase 2 : pour chaque donnée d'entraînement n :
 - a. calcules des sorties observées en propageant les entrées vers l'avant.
 - b. Ajuster les poids en rétropropageant l'erreur observée :

$$w_{ijnew} = w_{ijold} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ijold}} \dots\dots\dots (2.10)$$

$$v_{new} = v_{old} - \eta \frac{\partial E}{\partial v_{old}} \dots\dots\dots (2.11)$$

Avec η le taux d'apprentissage.

- Ø Phase 3 : répéter les étapes 1 et 2 jusqu'à un nombre maximum d'itération ou jusqu'à ce que la valeur de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieure à un certain seuil.

En pratique, le but d'atteindre EQM inférieure à un certain seuil n'est pas sûr, alors, pour éviter le problème de la boucle ouverte, on fixe un nombre d'itérations maximum, généralement de l'ordre des centaines, dans ce cas là l'algorithme cherche à minimiser EQM en N_i itérations successives tel que: N_i est inférieur au nombre d'itérations maximum.

D'autres algorithmes d'apprentissage on été développés par les chercheurs dans le monde entier, les modifications par rapport à l'algorithme de rétropropagation original incluent d'autres paramètres afin d'améliorer la vitesse de la convergence tel que: le *momentum* qui représente une espèce d'inertie dans le changement de poids.

II.7.3.3/ Les Paramètres D'apprentissage:

L'efficacité de l'apprentissage dépend essentiellement des paramètres d'apprentissage suivants :

- Ø Nombre de couches cachées.
- Ø Nombre des neurones cachés : Une fois que le nombre de couches cachées est fixé, le nombre de neurones dans la couche cachée déterminera la structure de notre réseau.
- Ø Taux d'apprentissage (η): Ce paramètre détermine la vitesse de la convergence en réglant la taille d'étape.
- Ø Momentum (α): Le terme α (Momentum) doit empêcher l'algorithme d'apprentissage de se ranger et de se trouver bloqué dans des minimums locaux. Il augmente également la

vitesse de la convergence. Ce paramètre est habituellement placé à une valeur positive moins de 1.

Ø Tolérance d'apprentissage (E) : Ce paramètre critique détermine l'exactitude des sorties du réseau neurologique. Une tolérance de plus petites valeurs augmente habituellement l'exactitude mais peut avoir comme conséquence une moindre possibilité de généralisation aussi bien qu'un plus long temps d'apprentissage [69].

II.7.4/ Choix Du Nombre D'unités Cachées (Optimisation De L'architecture) :

Le nombre d'unités cachées (n_h , ci haut) joue un rôle crucial dans le contrôle de la capacité du réseau de neurones. Si la valeur de (n_h) est trop petite, alors le réseau possède trop peu de paramètres et ne peut capter toutes les dépendances qui servent à modéliser et prédire les valeurs du processus observé. A l'inverse, si l'on choisit une valeur trop grande pour (n_h), alors le nombre de paramètres du modèle augmente et il devient possible, pendant la phase d'optimisation des paramètres, de modéliser certaines relations qui ne sont que le fruit de fluctuations statistiques propres à l'ensemble d'entraînement utilisé plutôt que des relations fondamentales de dépendance entre les variables. Il faut comprendre que les réseaux de neurones sont des approximateurs universels, c.-à-d. qu'ils peuvent modéliser n'importe quelle fonction si le nombre d'unités cachées est suffisant. Autrement dit, un réseau de neurones peut apprendre par coeur un ensemble d'entraînement. Afin de s'assurer que le réseau de neurones s'en tient aux relations fondamentales de dépendance, on utilise, en plus de l'ensemble d'entraînement, un second ensemble appelé *ensemble de validation* : à la fin de chaque époque d'entraînement, on mesure non seulement l'erreur d'entraînement mais aussi l'erreur de validation, c.-à-d. l'erreur totale commise sur tous les exemples de l'ensemble de validation. Cette erreur de validation est calculée une fois que la phase d'optimisation des paramètres est terminée.

Après avoir entraîné quelques modèles, chacun avec un nombre différent d'unités cachées, on peut comparer les *erreurs d'entraînement* et de *validation*. On obtient généralement le résultat suivant :

- Ø L'erreur d'entraînement diminue au fur et à mesure que le nombre d'unités cachées augmente.
- Ø L'erreur de validation, quant à elle, est élevée lorsque le nombre d'unités cachées est faible, décroît avec l'augmentation du nombre d'unités cachées, atteint un minimum pour un certain nombre optimal d'unités cachées, puis croît lorsque le nombre d'unités devient trop grand. C'est donc l'utilisation d'un ensemble de validation, distinct de l'ensemble

d'entraînement, qui nous permet de choisir le nombre optimal d'unités cachées ou neurones.

II.8/ Conclusion :

La caractéristique essentielle des réseaux de neurones est qu'ils peuvent capter les dépendances non linéaires de haut niveau entre les variables explicatives, ce qui est possible grâce à la présence d'une transformation, elle-même non linéaire, dans le calcul de la valeur prédite. Puisque les réseaux de neurones sont des approximateurs universels, leur utilisation doit aller de paire avec une méthodologie stricte qui permet de capter les relations fondamentales des données tout en évitant de modéliser les fluctuations statistiques propres à un ensemble d'entraînement particulier. Les réseaux de neurones sont de puissants outils de modélisation et de prédiction. Ils ont été adoptés dans divers champs d'application plus ou moins variés.

III-1/ Introduction :

Les antennes microbandes ont été intensivement étudiées expérimentalement, analytiquement et numériquement pendant des décennies. Beaucoup de méthodes numériques avaient servi les ingénieurs et les chercheurs dans l'analyse et la conception de ces antennes pendant plusieurs années. Ces méthodes, aux différents niveaux de complexité, exigent des efforts informatiques énormément différents, et peuvent généralement être divisées en deux groupes: méthodes analytiques simples et méthodes numériques rigoureuses. Les méthodes analytiques simples peuvent donner une bonne explication intuitive des propriétés de rayonnement de l'antenne. Les formulations mathématiques exactes dans les méthodes rigoureuses impliquent des procédures numériques étendues. Elles sont également longues et pas facilement incluses dans un système de conception assisté par ordinateur (CAD).

Parmi ces méthodes numériques, la méthode des moments en conjonction avec les formulations de l'équation intégrale (IE) qui a joué un rôle important dans l'analyse des antennes microbandes. Les formulations de l'équation intégrale pour l'analyse des structures microbandes sont les techniques les plus raffinées disponibles. Elles peuvent être employées comme " références standard ", fournissant des données sur la base desquelles les résultats fournis par d'autres approximations peuvent être validés.

Les techniques d'équation intégrale sont habituellement formulées en considérant un substrat infini, un modèle qui dévie évidemment de la configuration pratique, menant aux inexactitudes dans le calcul des paramètres de l'antenne. En outre, dans le contexte des méthodes d'équation intégrale, l'excitation des antennes est représentée en utilisant les modèles simplifiés qui diffèrent, également, plus ou moins des configurations réelles. D'autre part, nous devons mentionner les complexités additionnelles d'équation intégrale dues aux anisotropies ou aux hétérogénéités possibles dans les substrats d'antennes.

Pour surmonter toutes ces limitations, nous présentons une nouvelle approche qui se sert des réseaux neurologiques, permettant la détermination précise des fonctions de Green dyadiques associées à la structure intégrée.

La complexité des problèmes électromagnétiques demande des conceptions d'optimisation sophistiqués et des outils d'analyses sensibles, ce qui peut être réalisé en utilisant les réseaux de neurones. Les réseaux de neurones se sont avérés récemment être un outil très utile dans la solution des différentes classes des problèmes mathématiques d'optimisation. Se s'est avéré que les réseaux neurologiques développés sont très rapides et robustes en application à la solution de beaucoup de problèmes techniques qui peuvent être exprimés comme tâche d'optimisation.

Les réseaux de neurones ont été employés en conjonction avec la technique spectrale pour l'analyse des antennes microbandes, une méthode nommée: la *méthode neurospectrale*. La fréquence de résonance complexe, l'impédance d'entrée et d'autres paramètres de l'antenne rectangulaire microbande ont été calculés en utilisant cette méthode. Le but était de réduire les complexités informatiques, manipuler les singularités surgissant dans l'approche spectrale et diminuer, de ce fait, considérablement le temps de calcul.

Pour être validés, les résultats obtenus, par cette nouvelle approche, sont comparés à ceux de l'approche spectrale (SDA) et à d'autres résultats théoriques et expérimentaux de la littérature

La figure [FIG.III-1] montre la géométrie d'un patch rectangulaire de longueur ' a ' et de largeur ' b ' imprimée sur un substrat diélectrique d'épaisseur ' d ' caractérisé par la perméabilité du vide μ_0 et une permittivité ϵ_r .

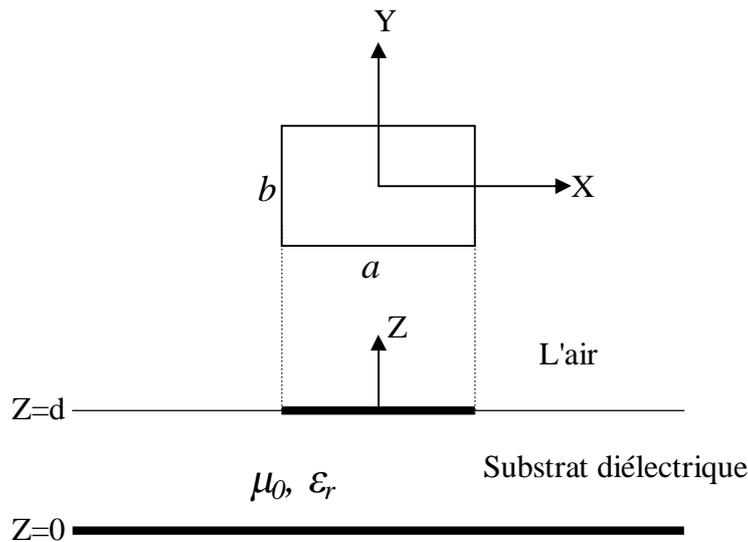


FIG (III-1) :
Géométrie d'une antenne microbande rectangulaire

III-2/ Formulation (Approche) Spectrale Du Problème :-

Considérons une onde électromagnétique qui se propage dans une région loin des sources ($\rho=0, j=0$), la dépendance temporelle est en $e^{i\omega t}$:

$$\nabla \wedge \bar{E} = -\frac{\partial \bar{B}}{\partial t} = -\mu \frac{\partial \bar{H}}{\partial t} = -i\omega\mu\bar{H} \dots\dots\dots (3-1)$$

$$\nabla \wedge \bar{H} = \frac{\partial \bar{D}}{\partial t} = e \frac{\partial \bar{E}}{\partial t} = i\omega e \bar{E} \dots\dots\dots (3-2)$$

III-2-1/Transformées vectorielles de Fourier :

Pour simplifier les calculs nous allons passer au domaine de transformées vectorielles. Le formalisme des transformées vectorielles de Fourier est utilisé pour les géométries rectangulaires et triangulaires, alors que celui des transformées de Hankel est réservé aux formes circulaires et annulaires.

Les transformées vectorielles de Fourier sont définies par les relations suivantes :-

$$\tilde{\bar{A}}(k_x, k_y, z) = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \bar{A}(x, y, z) e^{-i(k_x x + k_y y)} dx dy$$

$$\bar{A}(x, y, z) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{\bar{A}}(k_x, k_y, z) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y$$

$$\nabla \wedge \bar{E} = \begin{vmatrix} \bar{i} & \bar{j} & \bar{k} \\ \frac{\partial}{\partial x} & \frac{\partial}{\partial y} & \frac{\partial}{\partial z} \\ E_x & E_y & E_z \end{vmatrix} = \left(\frac{\partial}{\partial y} E_z - \frac{\partial}{\partial z} E_y\right) \bar{i} - \left(\frac{\partial}{\partial x} E_z - \frac{\partial}{\partial z} E_x\right) \bar{j} + \left(\frac{\partial}{\partial x} E_y - \frac{\partial}{\partial y} E_x\right) \bar{k}$$

En utilisant les propriétés suivantes :

$$\begin{cases} \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x}\right) = i.k_x \cdot \tilde{f} \\ \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y}\right) = i.k_y \cdot \tilde{f} \end{cases} \dots\dots\dots [Voire annexe a]$$

On aura donc :

$$\begin{aligned}
 (\nabla \wedge \bar{E}) &= (ik_y \tilde{E}_z - \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_y) \cdot \bar{i} - (ik_x \tilde{E}_z - \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_x) \cdot \bar{j} + (ik_x \tilde{E}_y - ik_y \tilde{E}_x) \cdot \bar{k} \\
 &= \begin{vmatrix} \bar{i} & \bar{j} & \bar{k} \\ ik_x & ik_y & \frac{\partial}{\partial z} \\ \tilde{E}_x & \tilde{E}_y & \tilde{E}_z \end{vmatrix} = \tilde{\nabla} \wedge \tilde{E}
 \end{aligned}$$

Avec :-

$$\tilde{\nabla} = ik_x \bar{i} + ik_y \bar{j} + \frac{\partial}{\partial z} \bar{k} \dots\dots\dots (3.3)$$

Les équations (3.1) et (3.2) s'écrivent dans le domaine spectral de Fourier par les formes suivantes :

$$\tilde{\nabla} \wedge \tilde{E} = -i\omega\mu \tilde{H} \dots\dots\dots (3.4)$$

$$\tilde{\nabla} \wedge \tilde{H} = i\omega\epsilon \tilde{E} \dots\dots\dots (3.5)$$

On sait que :

$$\begin{aligned}
 \tilde{\nabla} \wedge (\tilde{\nabla} \wedge \tilde{E}) &= \tilde{\nabla} \cdot (\tilde{\nabla} \cdot \tilde{E}) - (\tilde{\nabla} \cdot \tilde{\nabla}) \tilde{E} \\
 \tilde{\nabla} \cdot \tilde{E} = 0 &\Rightarrow \tilde{\nabla} \cdot \tilde{E} = 0 \Rightarrow \tilde{\nabla}^2 \tilde{E} - i\omega\mu (\tilde{\nabla} \wedge \tilde{H}) = \bar{0}
 \end{aligned}$$

$$\tilde{\nabla}^2 \cdot \tilde{E} + \omega^2 \epsilon\mu \tilde{E} = \bar{0}$$

D'après l'équation (3.3) nous avons :

$$\tilde{\nabla}^2 = -(k_x^2 + k_y^2) + \frac{\partial^2}{\partial z^2}$$

L'équation de propagation d'écrit donc sous la forme

$$\frac{\partial^2 \tilde{E}}{\partial z^2} + k_z^2 \tilde{E} = \bar{0} \dots\dots\dots (3-6)$$

Avec :

$$k_z^2 = k^2 - (k_x^2 + k_y^2) \dots\dots\dots (3-7)$$

$$k^2 = \omega^2 \epsilon\mu$$

Maintenant nous allons déterminer les composantes transversales E_x et E_y en fonction des composantes E_z et H_z :-

$$(3-1) \Rightarrow \begin{cases} \frac{\partial}{\partial y} E_z - \frac{\partial}{\partial z} E_y = -i\omega\mu H_x \dots\dots\dots(3-8.a) \\ \frac{\partial}{\partial z} E_x - \frac{\partial}{\partial x} E_z = -i\omega\mu H_y \dots\dots\dots(3-8.b) \\ \frac{\partial}{\partial x} E_y - \frac{\partial}{\partial y} E_x = -i\omega\mu H_z \dots\dots\dots(3-8.c) \end{cases}$$

$$(3-2) \Rightarrow \begin{cases} \frac{\partial}{\partial y} H_z - \frac{\partial}{\partial z} H_y = i\omega\epsilon E_x \dots\dots\dots(3-9.a) \\ \frac{\partial}{\partial z} H_x - \frac{\partial}{\partial x} H_z = i\omega\epsilon E_y \dots\dots\dots(3-9.b) \\ \frac{\partial}{\partial x} H_y - \frac{\partial}{\partial y} H_x = i\omega\epsilon E_z \dots\dots\dots(3-9.c) \end{cases}$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-8.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_x - \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z = -i\omega\mu \frac{\partial}{\partial z} H_y$$

$$(3-9.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_x - \frac{\partial^2}{\partial x \partial z} E_z = -i\omega\mu \left\{ \frac{\partial}{\partial y} H_z - i\omega\epsilon E_x \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z - i\omega\mu \frac{\partial}{\partial y} H_z \dots\dots\dots(3-10.a)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-8.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_y = -i\omega\mu \frac{\partial}{\partial z} H_x$$

$$(3-9.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} E_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_y = -i\omega\mu \left\{ \frac{\partial}{\partial x} H_z - i\omega\epsilon E_y \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z + i\omega\mu \frac{\partial}{\partial x} H_z \dots\dots\dots(3-10.b)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-9.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_x - \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} H_z = i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial z} E_y$$

$$(3-8.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_x - \frac{\partial^2}{\partial x \partial z} H_z = i\omega\epsilon \left\{ \frac{\partial}{\partial y} E_z + i\omega\mu H_x \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} H_z + i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial y} E_z \dots\dots\dots(3-11.a)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-9.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_y = i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial z} E_x$$

$$(3-8.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_y = i\omega\epsilon \left\{ \frac{\partial}{\partial x} E_z - i\omega\mu H_x \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial y} E_z \dots \dots \dots (3-11.b)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z - i\omega\mu \frac{\partial}{\partial y} H_z \dots \dots \dots (3-10.a)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} E_z + i\omega\mu \frac{\partial}{\partial x} H_z \dots \dots \dots (3-10.b)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} H_z + i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial y} E_z \dots \dots \dots (3-11.a)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial x} E_z \dots \dots \dots (3-11.b)$$

On pose ($k_z^2 = -\frac{\partial^2}{\partial z^2}$) ; les composantes transversales du champ peuvent être écrites comme suit :

$$\tilde{E}_x = i \frac{k_x}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_z + \frac{\omega\mu k_y}{k_s^2} \tilde{H}_z \dots \dots \dots (3-12.a)$$

$$\tilde{E}_y = i \frac{k_y}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_z - \frac{\omega\mu k_x}{k_s^2} \tilde{H}_z \dots \dots \dots (3-12.b)$$

$$\tilde{H}_x = i \frac{k_x}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{H}_z - \frac{\omega\epsilon k_y}{k_s^2} \tilde{E}_z \dots \dots \dots (3-13.a)$$

$$\tilde{H}_y = i \frac{k_y}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{H}_z + \frac{\omega\epsilon k_x}{k_s^2} \tilde{E}_z \dots \dots \dots (3-13.b)$$

$$\text{Avec : } k_s^2 = k_x^2 + k_y^2 \dots \dots \dots (3-14)$$

A partir des équations (3-12.a) et (3-12.b) on peut écrire :

$$\tilde{\vec{E}} = \begin{bmatrix} \tilde{E}_x \\ \tilde{E}_y \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^e \\ e^h \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3-15)$$

A partir des équations (3-13.a) et (3-13.b) on peut écrire :

$$\tilde{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{H}}_y \\ -\tilde{\mathbf{H}}_x \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{h}^e \\ \mathbf{h}^h \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-16)$$

les exposants e et h dans les équations (3-15) et (3-16) dénotent les ondes TM et TE respectivement e^e, e^h, h^e et h^h sont définis par:

$$\bar{\mathbf{e}} = \begin{bmatrix} e^e \\ e^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{i}{k_s} \frac{\partial \tilde{\mathbf{E}}_z}{\partial z} \\ \frac{\omega \mu}{k_s} \tilde{\mathbf{H}}_z \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-17)$$

$$\bar{\mathbf{h}} = \begin{bmatrix} h^e \\ h^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \epsilon}{k_s} \tilde{\mathbf{E}}_z \\ \frac{i}{k_s} \frac{\partial \tilde{\mathbf{H}}_z}{\partial z} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-18)$$

D'après l'équation de propagation (3-6) la forme générale de $\tilde{\mathbf{E}}_z$ et $\tilde{\mathbf{H}}_z$ est donnée par les relations suivantes :-

$$\tilde{\mathbf{E}}_z = A_1 e^{-ik_z z} + B_1 e^{ik_z z} \dots\dots\dots (3-19.a)$$

$$\tilde{\mathbf{H}}_z = A_2 e^{-ik_z z} + B_2 e^{ik_z z} \dots\dots\dots (3-19.b)$$

En remplaçant par les équations (3-19-a) et (3-19.b) dans (3-17) et (3-18) nous obtenons :-

$$\bar{\mathbf{e}}(k_s, z) = \bar{\mathbf{A}} e^{-ik_z z} + \bar{\mathbf{B}} e^{ik_z z} \dots\dots\dots (3-20)$$

$$\bar{\mathbf{h}}(k_s, z) = \bar{\mathbf{g}}(k_s) \cdot [\bar{\mathbf{A}} e^{-ik_z z} - \bar{\mathbf{B}} e^{ik_z z}] \dots\dots\dots (3-21)$$

$$\bar{\mathbf{g}}(k_s) = \text{diag}[g^e(k_s), g^h(k_s)] = \text{diag}\left[\frac{\omega \epsilon}{k_z}, \frac{k_z}{\omega \mu}\right] \dots\dots\dots (3-22)$$

[Voire annexe b]

Considérons maintenant que la région où l'onde se propage est limitée entre les deux plans Z_{j-1} et Z_j

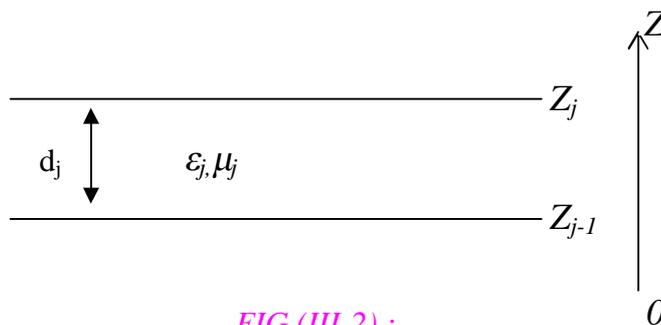


FIG (III-2) :
Représentation d'une couche j

En écrivant les équations (3-20) et (3-21) dans le plan $Z=Z_{j-1}$ puis dans le plan $Z=Z_j$ et par élimination des inconnus \bar{A} et \bar{B} , une relation, reliant les composantes \bar{e} et \bar{h} sur les deux interfaces de la couche, est obtenue de la manière suivante :

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_j^-) \\ \bar{h}_j(k_s, z_j^-) \end{bmatrix} = \bar{\bar{T}}_j \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) \\ \bar{h}_j(k_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-23)$$

$$\bar{\bar{T}}_j = \begin{bmatrix} \bar{\bar{T}}_j^{11} & \bar{\bar{T}}_j^{12} \\ \bar{\bar{T}}_j^{21} & \bar{\bar{T}}_j^{22} \end{bmatrix} \quad \text{[Pour la matrice } T \text{ voir Annexe C]}$$

$$\bar{\bar{T}}_j^{11} = \bar{\bar{T}}_j^{22} = \begin{bmatrix} \cos(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & \cos(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-24.a)$$

$$\bar{\bar{T}}_j^{12} = -i \cdot \sin(k_{z_j} d_j) \times \bar{\bar{g}}_j^{-1} = \begin{bmatrix} -i \frac{k_{z_j}}{\omega \epsilon_j} \sin(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & -i \frac{\omega \mu_j}{k_{z_j}} \sin(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-24.b)$$

$$\bar{\bar{T}}_j^{21} = -i \cdot \sin(k_{z_j} d_j) \times \bar{\bar{g}}_j = \begin{bmatrix} -i \frac{\omega \epsilon_j}{k_{z_j}} \sin(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & -i \frac{k_{z_j}}{\omega \mu_j} \sin(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-24.c)$$

Si l'interface $Z=Z_j$ est dépourvue de courants électriques alors (3-23) s'écrit :

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \\ \bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_j^-) \\ \bar{h}_j(k_s, z_j^-) \end{bmatrix} = \bar{\bar{T}}_j \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) \\ \bar{h}_j(k_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-25)$$

Si par contre l'interface $z=z_j$ contient des courants électriques, nous avons :

$$\begin{cases} \tilde{H}_y(z_j^-) - \tilde{H}_y(z_j^+) = \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{H}_x(z_j^-) - \tilde{H}_x(z_j^+) = -\tilde{J}_y(z_j) \end{cases} \dots\dots\dots (3-26)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{H}_y(z_j^-) \\ -\tilde{H}_x(z_j^-) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{H}_y(z_j^+) \\ -\tilde{H}_x(z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{J}_y(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-27)$$

En remplaçant par (3-16) dans (3-27) nous obtenons :

$$\frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h^e(z_j^-) \\ h^h(z_j^-) \end{bmatrix} - \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h^e(z_j^+) \\ h^h(z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{J}_y(z_j) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} h^e(z_j^-) \\ h^h(z_j^-) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} h^e(z_j^+) \\ h^h(z_j^+) \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{J}_y(z_j) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J^e(z_j) \\ J^h(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-28)$$

Avec :

$$\bar{J} = \begin{bmatrix} J^e \\ J^h \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{J}_x \\ \tilde{J}_y \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-29)$$

$$\tilde{\bar{J}} = \begin{bmatrix} \tilde{J}_x \\ \tilde{J}_y \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} J^e \\ J^h \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-30)$$

Donc on peut écrire :-

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_j^-) \\ \bar{h}_j(k_s, z_j^-) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \\ \bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{0} \\ \bar{J}(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-31)$$

A partir de (3-31) et (3-23) on peut écrire :-

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \\ \bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) \end{bmatrix} = \bar{T}_j \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) \\ \bar{h}_j(k_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{0} \\ \bar{J}(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-32)$$

Si le milieu $z < z_{j-1}$ est un conducteur parfait (plan de masse) alors :

$$\bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) = \bar{0} \dots\dots\dots (3-33)$$

si le milieu $z > z_j$ est l'air, tenant compte de la condition de rayonnement, on aura à partir de (3-20) et (3-21) :

$$\bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) = \bar{g}_{j+1}(k_s) \cdot \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \dots\dots\dots (3-34)$$

Les équations (3-25), (3-32), (3-33) et (3-34) forment les équations de base pour détermination du tenseur spectral de Green

Le tenseur spectral de Green $\bar{\bar{G}}$ relie le champ électrique tangentiel avec le courant dans le plan du patch :

$$\tilde{\bar{E}} = \bar{\bar{G}} \cdot \tilde{\bar{J}} \dots\dots\dots (3-35)$$

Avec :

$$\tilde{\mathbf{E}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}}_x \\ \tilde{\mathbf{E}}_y \end{bmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{J}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{J}}_x \\ \tilde{\mathbf{J}}_y \end{bmatrix}, \quad \overline{\mathbf{G}} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{xx} & \mathbf{G}_{xy} \\ \mathbf{G}_{yx} & \mathbf{G}_{yy} \end{bmatrix}$$

Dans la représentation [TM(e), TE(h)] le tenseur spectral de Green $\overline{\mathbf{Q}}$ relie le champ électrique tangentiel $\bar{\mathbf{e}}$ avec le courant $\bar{\mathbf{J}}$ dans le plan du patch :

$$\bar{\mathbf{e}} = \overline{\mathbf{Q}} \cdot \bar{\mathbf{J}} \dots\dots\dots (3-36)$$

Avec :

$$\bar{\mathbf{e}} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}^e \\ \mathbf{e}^h \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{J}} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}^e \\ \mathbf{J}^h \end{bmatrix}, \quad \overline{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^e & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}^h \end{bmatrix}$$

Il est facile de montrer la relation qui existe entre le tenseur diagonal $\overline{\mathbf{Q}}$ et le tenseur $\overline{\mathbf{G}}$:

$$\overline{\mathbf{G}} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \cdot \overline{\mathbf{Q}} \cdot \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-37)$$

III.2-2/ Détermination Du Tenseur De Green Pour La Structure Etudiée :

L'analyse, dans le domaine spectral, est largement utilisée dans les structures microbandes. Dans cette approche, la fonction tensorielle spectrale de Green qui relie le champ électronique tangentiel avec les courants dans les différents plans conducteurs, doit être déterminée. Plusieurs techniques ont été proposées pour calculer le tenseur; la structure de la figure [FIG.III-3] est une antenne microbande rectangulaire avec un substrat diélectrique à une épaisseur d_1 et de permittivité relative ϵ_1 et de perméabilité μ_0

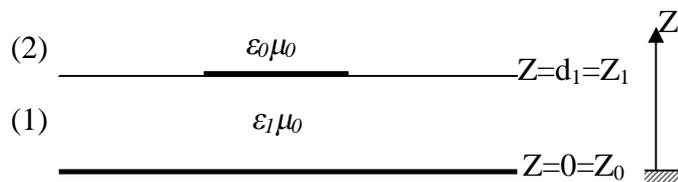


FIG (III-3) :
Représentation simplifiée de la structure étudiée

$$\bar{e}_1(k_s, z_0^+) = \bar{0} \dots\dots\dots (3-38)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_2(k_s, z_1^+) \\ \bar{h}_2(k_s, z_1^+) \end{bmatrix} = \bar{T}_1 \cdot \begin{bmatrix} \bar{e}_1(k_s, z_0^+) \\ \bar{h}_1(k_s, z_0^+) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{J}(z_1) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-39)$$

$$\bar{h}_2(k_s, z_1^+) = \bar{g}_2(k_s) \cdot \bar{e}_2(k_s, z_1^+) \dots\dots\dots (3-40)$$

On peut simplifier les équations (3-38), (3-39) et (3-40) par les équations suivantes :

$$\bar{e}_1 = \bar{0} \dots\dots\dots (3-41)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_2 \\ \bar{h}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{T}_1^{11} & \bar{T}_1^{12} \\ \bar{T}_1^{21} & \bar{T}_1^{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \bar{e}_1 \\ \bar{h}_1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{J} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-42)$$

$$\bar{h}_2 = \bar{g}_0 \cdot \bar{e}_2 \dots\dots\dots (3-43)$$

Dans la représentation [TM(e), TE(h)] le tenseur spectral de Green \bar{Q} relie le champ électrique tangentiel \bar{e}_2 avec le courant \bar{J} dans le plan du patch.

$$\bar{e}_2 = \bar{Q} \cdot \bar{J} \dots\dots\dots (3-44)$$

En remplaçant (3-41) dans (3-42) nous obtenons :-

$$\bar{e}_2 = \bar{T}_1^{12} \cdot \bar{h}_1 \dots\dots\dots (3-45)$$

$$\bar{h}_2 = \bar{T}_1^{22} \cdot \bar{h}_1 - \bar{J} \dots\dots\dots (3-46)$$

$$(3-45) \Rightarrow \bar{h}_1 = (\bar{T}_1^{12})^{-1} \cdot \bar{e}_2 \dots\dots\dots (3-47)$$

En remplaçant (3-43) et (3-47) dans (3-46) on aura :-

$$\begin{aligned} \bar{g}_0 \cdot \bar{e}_2 &= \bar{T}_1^{22} \cdot (\bar{T}_1^{12})^{-1} \cdot \bar{e}_2 - \bar{J} \\ \Rightarrow \left[\bar{T}_1^{22} (\bar{T}_1^{12})^{-1} - \bar{g}_0 \right] \cdot \bar{e}_2 &= \bar{J} \\ \Rightarrow \bar{e}_2 &= \left[\bar{T}_1^{22} (\bar{T}_1^{12})^{-1} - \bar{g}_0 \right]^{-1} \cdot \bar{J} \\ \Rightarrow \bar{Q} &= \left[\bar{T}_1^{22} (\bar{T}_1^{12})^{-1} - \bar{g}_0 \right]^{-1} \dots\dots\dots (3-48) \end{aligned}$$

Avec :-

$$\overline{\overline{T}}_1^{22} = \begin{bmatrix} \cos(k_{z1} \cdot d_1) & 0 \\ 0 & \cos(k_{z1} \cdot d_1) \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{T}}_1^{12} = \begin{bmatrix} -i \frac{k_{z1}}{\omega \epsilon_1} \sin(k_{z1} \cdot d_1) & 0 \\ 0 & -i \frac{\omega \mu_0}{k_{z1}} \sin(k_{z1} \cdot d_1) \end{bmatrix}$$

$$\left(\overline{\overline{T}}_1^{12}\right)^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{i\omega \epsilon_1}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} & 0 \\ 0 & \frac{ik_{z1}}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{T}}_1^{22} \left(\overline{\overline{T}}_1^{12}\right)^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{i\omega \epsilon_1 \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} & 0 \\ 0 & \frac{ik_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{g}}_0 = \begin{bmatrix} \frac{\omega \epsilon_0}{k_{z0}} & 0 \\ 0 & \frac{k_{z0}}{\omega \mu_0} \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{T}}_1^{22} \left(\overline{\overline{T}}_1^{12}\right)^{-1} - \overline{\overline{g}}_0 = \begin{bmatrix} \frac{i\omega \epsilon_1 \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{\omega \epsilon_0}{k_{z0}} & 0 \\ 0 & \frac{ik_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{k_{z0}}{\omega \mu_0} \end{bmatrix}$$

$$\left(Q^e\right)^{-1} = \frac{1}{Q^e} = \frac{i\omega \epsilon_1 \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{\omega \epsilon_0}{k_{z0}}$$

avec: $\epsilon_1 = \epsilon_0 \epsilon_{r1}$

$$\begin{aligned} \left(Q^e\right)^{-1} &= i\omega \epsilon_0 \left\{ \frac{\epsilon_{r1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - i \frac{1}{k_{z0}} \right\} \\ &= i\omega \epsilon_0 \left\{ \frac{\epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + ik_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \right\} \end{aligned}$$

$$Q^e = \frac{i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{\epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-49)$$

$$\begin{aligned} (Q^h)^{-1} &= \frac{1}{Q^h} = \frac{i k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{k_{z0}}{\omega \mu_0} \\ &= \frac{i}{\omega \mu_0} \left\{ \frac{i k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\sin(k_{z1} \cdot d_1)} + i k_{z0} \right\} \\ &= \frac{i}{\omega \mu_0} \left\{ \frac{i k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{\sin(k_{z1} \cdot d_1)} \right\} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow Q^h = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0}^2 \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-50)$$

Les équations (3-49) et (3-50) donnent le tenseur spectral de Green $\overline{\overline{Q}}$ dans la représentation [TM(e), TE(h)]:-

$$Q^e = \frac{i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{\epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-51)$$

$$Q^h = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0}^2 \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-52)$$

Avec :-

$$T_m = \epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)$$

$$T_e = k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)$$

$$\overline{\overline{Q}} = \begin{bmatrix} Q^e & 0 \\ 0 & Q^h \end{bmatrix}$$

Nous avons :- $\overline{\overline{G}} = \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{bmatrix}$

Avec :-

$$\overline{\overline{G}} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \cdot \overline{\overline{Q}} \cdot \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} G_{xx} = \frac{1}{k_s^2} (k_x^2 Q^e + k_y^2 Q^h) \dots\dots\dots(3-53.a) \\ G_{xy} = G_{yx} = \frac{k_x k_y}{k_s^2} (Q^e - Q^h) \dots\dots\dots(3-53.b) \\ G_{yy} = \frac{1}{k_s^2} (k_y^2 Q^e + k_x^2 Q^h) \dots\dots\dots(3-53.c) \end{cases}$$

En remplaçant (3-49) et (3-50) dans (3-53.a), (3-53.b) et (3-53.c) nous obtenons :-

$$G_{xx} = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \left[\frac{k_x^2 k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_m} + \frac{k_y^2 k_0^2 \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_e} \right] \dots\dots\dots (3-54.a)$$

$$G_{xy} = G_{yx} = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \left[\frac{k_x k_y k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_m} - \frac{k_x k_y k_0^2 \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_e} \right] \dots\dots\dots (3-54.b)$$

$$G_{yy} = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \left[\frac{k_y^2 k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_m} + \frac{k_x^2 k_0^2 \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_e} \right] \dots\dots\dots (3-54.c)$$

Avec :-

$$k_{z0}^2 = k_0^2 - k_s^2$$

$$k_0^2 = \omega^2 \epsilon_0 \mu_0$$

$$k_{z1}^2 = k_1^2 - k_s^2$$

$$k_1^2 = \omega^2 \epsilon_1 \mu_0 = \epsilon_{r1} \omega^2 \epsilon_0 \mu_0 = \epsilon_{r1} k_0^2 \Rightarrow k_{z1}^2 = \epsilon_{r1} k_0^2 - k_s^2$$

III-2-3/ Formulation Des Paramètres Caractéristiques De L'antenne :-

III-2-3-1/ Equation Intégrale Du Champ Electrique :-

Nous avons montrer que :-

$$\begin{bmatrix} \tilde{E}_x \\ \tilde{E}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{J}_x \\ \tilde{J}_y \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-55)$$

$$(3-55) \Leftrightarrow \begin{cases} \tilde{E}_x = G_{xx} \tilde{J}_x + G_{xy} \tilde{J}_y \\ \tilde{E}_y = G_{yx} \tilde{J}_x + G_{yy} \tilde{J}_y \end{cases} \dots\dots\dots (3-56)$$

On utilise la transformée inverse de Fourier pour déterminer les composantes E_x et E_y :-

$$\begin{cases} E_x(x, y) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} [G_{xx} \tilde{J}_x + G_{xy} \tilde{J}_y] e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y \dots\dots\dots(3-57.a) \\ E_y(x, y) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} [G_{yx} \tilde{J}_x + G_{yy} \tilde{J}_y] e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y \dots\dots\dots(3-57.b) \end{cases}$$

On sait que les composantes E_x et E_y sont nulles dans le plan du patch métallique :-

$$(3-57.a) \Rightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xx} \tilde{J}_x e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xy} \tilde{J}_y e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \dots\dots\dots (3-58.a)$$

$$(3-57.b) \Rightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yx} \tilde{J}_x e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yy} \tilde{J}_y e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \dots\dots\dots (3-58.b)$$

III-2-3-2/ Résolution De L'équation Intégrale Par La Procédure De Galarkin :-

Pour résoudre les équations (3-58.a) et (3-58.b), on utilise la méthode de Galerkin qui consiste à développer la distribution des courants en série de fonctions de base :

$$J_x(x, y) = \sum_{n=1}^N a_n J_{xn}(x, y) \dots\dots\dots (3-59.a)$$

$$J_y(x, y) = \sum_{m=1}^M b_m J_{ym}(x, y) \dots\dots\dots (3-59.b)$$

Les transformées de Fourier des équations (3-59.a) et (3-59.b) sont :-

$$\tilde{J}_x(x, y) = \sum_{n=1}^N a_n \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y)$$

$$\tilde{J}_y(x, y) = \sum_{m=1}^M b_m \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y)$$

En remplaçant dans (3-58.a) et (3-58.b) pour trouver les équations suivantes :-

$$\sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \quad (3-60.a)$$

$$\sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \quad (3-60.b)$$

En multipliant (3-60.a) par $J_{xk}(x, y)$ pour $k=1 \dots N$ et en intégrant sur le domaine du patch [(x, y) patch] ce qui donne :-

$$\sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) J_{xk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) J_{xk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y =$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{xk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y + \\ \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{yk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y = 0 \\ \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \quad (3-61.a) \end{aligned}$$

En multipliant (3-60b) par $J_{yl}(x, y)$ ($l=1.M$) et en intégrant sur le domaine du patch [(x, y) patch] on trouve :

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = C \\ \Rightarrow \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y + \\ \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y = 0 \\ \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \quad (3-61.b) \end{aligned}$$

$$\left\{ \begin{aligned} \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \\ \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \end{aligned} \right.$$

Ces équations peuvent être écrites sous une forme matricielle

$$\begin{bmatrix} (Z_{kn}^1)_{N \times N} & (Z_{kn}^2)_{N \times M} \\ (Z_{lm}^3)_{M \times N} & (Z_{lm}^4)_{M \times M} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} (a_n)_{N \times 1} \\ (b_m)_{M \times 1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{0} \\ \bar{0} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3-62)$$

avec :-

$$Z_{km}^1 = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) \cdot G_{xx} \tilde{J}_{xm}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots \dots \dots (3-63.a)$$

$$Z_{km}^2 = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) \cdot G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots \dots \dots (3-63.b)$$

$$Z_{lm}^{31} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) \cdot G_{yx} \tilde{J}_{xm}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots\dots\dots (3-63.c)$$

$$Z_{lm}^4 = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) \cdot G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots\dots\dots (3-63.d)$$

Avec :- k, n =1,2,..., N et l, m=1,2,..., M

III-2-3-3/ Calcul De La Fréquence De Résonance Et La Bande Passante :-

Dans le cas d'une équation matricielle homogène et pour éviter la solution triviale, il faut que le système [Z][C]=0 soit la matrice singulière, ce qui équivaut à imposer la condition suivante:

$$\det[Z(w)]=0 \dots\dots\dots (3-64)$$

L'équation (3-64) est satisfaite par une fréquence complexe $f = \frac{w}{2\pi}$ qui est la fréquence de résonance de l'antenne.

Avec :- $f = f_r + if_i$

Une fois le problème de la fréquence de résonance f est résolu, le vecteur propre minimal de la matrice (Z) donne les coefficients du courant, le courant est donc obtenue sous forme numérique. La technique de la phase stationnaire intervient dans le calcul du champ lointain.

III-2-3-4/ Choix Des Fonctions De Base :

La procédure de Galerkin consiste à développer la distribution des courants surfaciques en séries de fonctions. Théoriquement il existe plusieurs types et formes de base, mais dans les études pratiques, le nombre de fonctions utilisées est limité, ces fonctions doivent vérifier certaines considérations (par exemple il faut qu'elles soient en rapport direct avec la géométrie du patch).

Généralement les fonctions sinusoïdales sont utilisées pour étudier les géométries triangulaires et rectangulaires, alors que les fonctions de Bessel sont réservées aux formats annulaires et circulaires.

Le choix de ces fonctions influe sur la vitesse de la convergence des résultats numériques (le calcul de la fréquence de résonance) et le choix inexact de ces fonctions peut donner des résultats erronés.

Dans notre étude, nous allons utiliser un types de fonction de base, pour développer la distribution du courant surfacique, inconnus sur la plaque rectangulaire.

Le premier type de fonction de base est formé par l'ensemble des modes TM d'une cavité rectangulaire avec murs latéraux magnétiques, ces modes sont donnés par:

$$J_{xk}(x, y) = \sin\left[\frac{k_1\pi}{a}\left(x + \frac{a}{2}\right)\right] \cos\left[\frac{k_2\pi}{b}\left(y + \frac{b}{2}\right)\right]$$
$$J_{ym}(x, y) = \sin\left[\frac{m_2\pi}{b}\left(y + \frac{b}{2}\right)\right] \cos\left[\frac{m_1\pi}{a}\left(x + \frac{a}{2}\right)\right]$$

Les courants donnés par les équations sont définis uniquement sur la plaque rayonnante et nulle en dehors de cette dernière ; les couples (k_1, k_2) et (m_1, m_2) sont des nombres entiers, le choix de ces nombres dépend du mode étudié. Dans notre étude, nous nous intéressons au mode TM_{01} qui possède un courant dominant dans la direction Y.

III-3/ Un Réseau De Neurone Artificiel Pour Le Calcul De La Fréquence De Résonance Complexe (approche neurospectrale):

Les perceptrons multicouches (MLP), qui sont parmi les architectures les plus simples et donc les plus généralement utilisés des réseaux neurologiques, ont été adaptés pour le calcul de la fréquence de résonance complexe. Les MLP peuvent être entraînés par l'utilisation de plusieurs algorithmes. Dans ce travail, l'algorithme standard de rétro propagation est utilisé pour l'entraînement de MLP. Le perceptron multicouche est composé de trois couches : une couche d'entrée, une couche de sortie et une autre couche intermédiaire ou couche cachée.

Les neurones, dans la couche d'entrée, agissent seulement en tant que des amortisseurs pour distribuer les signaux d'entrée (x_i) aux neurones dans la couche cachée.

Chaque neurone (j), dans la couche cachée, cumule ses signaux d'entrées (x_i) après les avoir pesés avec les coefficients des raccordements respectifs w_{ji} de la couche d'entrée et calcule son rendement (y_j) :

$$y_j = f(\sum w_{ji} x_i)$$

Où f est une fonction d'activation : sigmoïde, tangente hyperbolique,...etc. La sortie des neurones dans la couche cachée est calculée d'une façon similaire à celle-ci.

La technique proposée dans ce travail implique la formation d'un réseau de neurones pour calculer la fréquence de résonance de l'antenne, quand les valeurs de: W , L , h , et ϵ_r sont indiquées. Le modèle du réseau utilisé pour le calcul de la fréquence de résonance (FR) est illustré sur la figure [FIG.III-4]. Dans cette figure, LF et SF représentent respectivement la fonction de transfert linéaire et la fonction de sigmoïde utilisées dans la structure du perceptron multicouche.

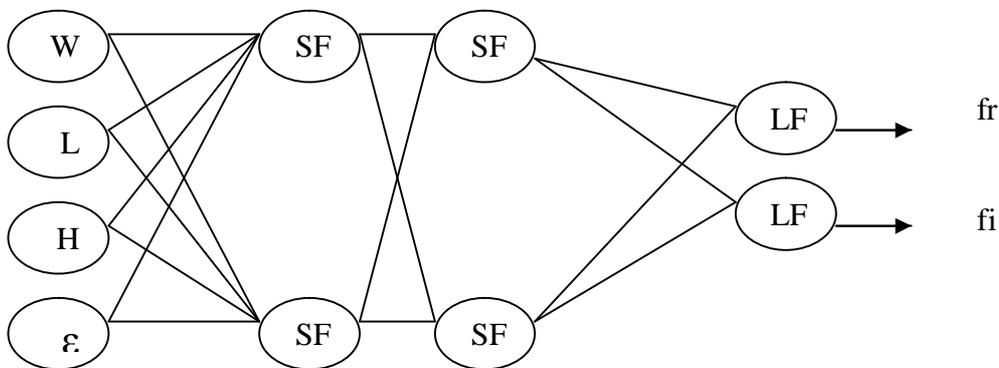


FIG (III-4) : Calcul De La Fréquence De Résonance D'une Antenne Microbande Rectangulaire Par Les Réseaux De Neurones

Cette nouvelle modélisation développée dans ce travail, passe par les étapes suivantes :

[III-3-1/ Choix De La Base De Données \(Apprentissage Et Validation\) :](#)

L'apprentissage du réseau de neurone (MLP) nécessite une base de données assez représentative sur l'espace de fonctionnement. Une base de données, composée de 1196 exemples (W , L , h , et ϵ_r), est conçue à partir des travaux faits précédemment, ainsi que par l'utilisation du polynôme de [Weng Cho Chew](#). Cette base de données est subdivisée par la suite entre un ensemble de test et un autre d'apprentissage. Les deux bases de données, ainsi obtenues, doivent impérativement couvrir tout l'espace de fonctionnement. Dans notre cas, la base d'apprentissage est composée de 1084 exemples, la base de test quand à elle est formée de 112 éléments qui sont réservés à la mesure finale de la performance. Autrement dit, elle sert à vérifier si le réseau de neurones a une bonne performance concernant les exemples qu'il n'a pas appris, ceci afin de vérifier un phénomène très essentiel noté dans le chapitre précédent qui est le [sur apprentissage](#).

[III-3-2/ L'apprentissage Du Réseau MLP :](#)

Une fois que les deux bases sont créés (apprentissage et test), on passe à la définition d'une architecture du réseau de neurones (MLP). Le nombre de neurones dans la couche de sortie est de deux, pour la partie réelle et imaginaire de la fréquence de résonance. Quand aux couches cachées, et après plusieurs épreuves, on a constaté que le réseau de deux couches a réalisé la tâche avec l'exactitude la plus élevée. La meilleure configuration de réseau trouvée est : 5 neurones pour la première et la deuxième couche cachée, cette architecture a été choisie par un processus d'optimisation qui sera détaillé dans le paragraphe [\(III-3-3\)](#).

L'apprentissage du réseau consiste dans l'ajustement de ces poids par l'utilisation de l'algorithme de rétro propagation. Dans notre travail, on a utilisé l'algorithme de rétro propagation de *Levenberg Marquardt* qui est le plus rapide parmi d'autres algorithmes.

Dans ce paragraphe nous détaillerons davantage la mise en œuvre de cet algorithme (rétropropagation) et les résultats obtenus.

Soit un réseau MLP composé de $L+1$ couches (L couche cachée plus une couche de sortie) chaque couche contient R^q neurones avec :

<i>Paramètres</i>	<i>Leurs Indications</i>
q	Un indice qui représente le numéro de la couche
W_{ji}^q	Le poids de connexion entre le neurone 'j' de la couche 'q' et le neurone 'i' de la couche précédente 'q-1'
<i>ITR</i>	Le nombre d'itération maximum
<i>itr</i>	Un indice qui représente le numéro d'itération
<i>SSE</i>	somme des erreurs carrées (Sum Square Error)
S	Un seuil qui représente la valeur minimale de SSE qu'on désire obtenir
N	Nombres d'exemples de la base d'apprentissage
n	Un indice représentant le numéro d'élément de la base d'apprentissage

TAB (III-1): Mise Au Point De L'algorithme D'apprentissage

Pour bien mettre en évidence l'algorithme de rétro propagation des erreurs, on a essayé de réaliser un organigramme représentant cet algorithme [FIG.III-5]. Cet organigramme est composé essentiellement de trois boucles imbriquées l'une dans l'autre. La première boucle sert au contrôle du nombre d'itération 'itr' : si ce dernier dépasse le nombre d'itération maximum 'ITR' sans atteindre la performance voulue $SSE < S$, alors le programme n'a pas pu optimiser les poids du réseau. La deuxième boucle, quand à elle, contrôle le nombre d'exemples d'apprentissage : si $n=N$ alors l'apprentissage est fait sur tout l'ensemble N , ce qui permet de passer au calcul de SSE. Quand à la dernière boucle, elle contrôle la propagation de l'erreur sur les différentes couches du réseau.

A noter que la fin du programme peut être causée par :

- ✚ SSE est inférieur au seuil S .
- ✚ Le nombre maximum d'itération N atteint.

Bien sûr, l'organigramme de la [FIG.III-5] représente une interprétation de notre programme écrit à base du logiciel MATLAB.

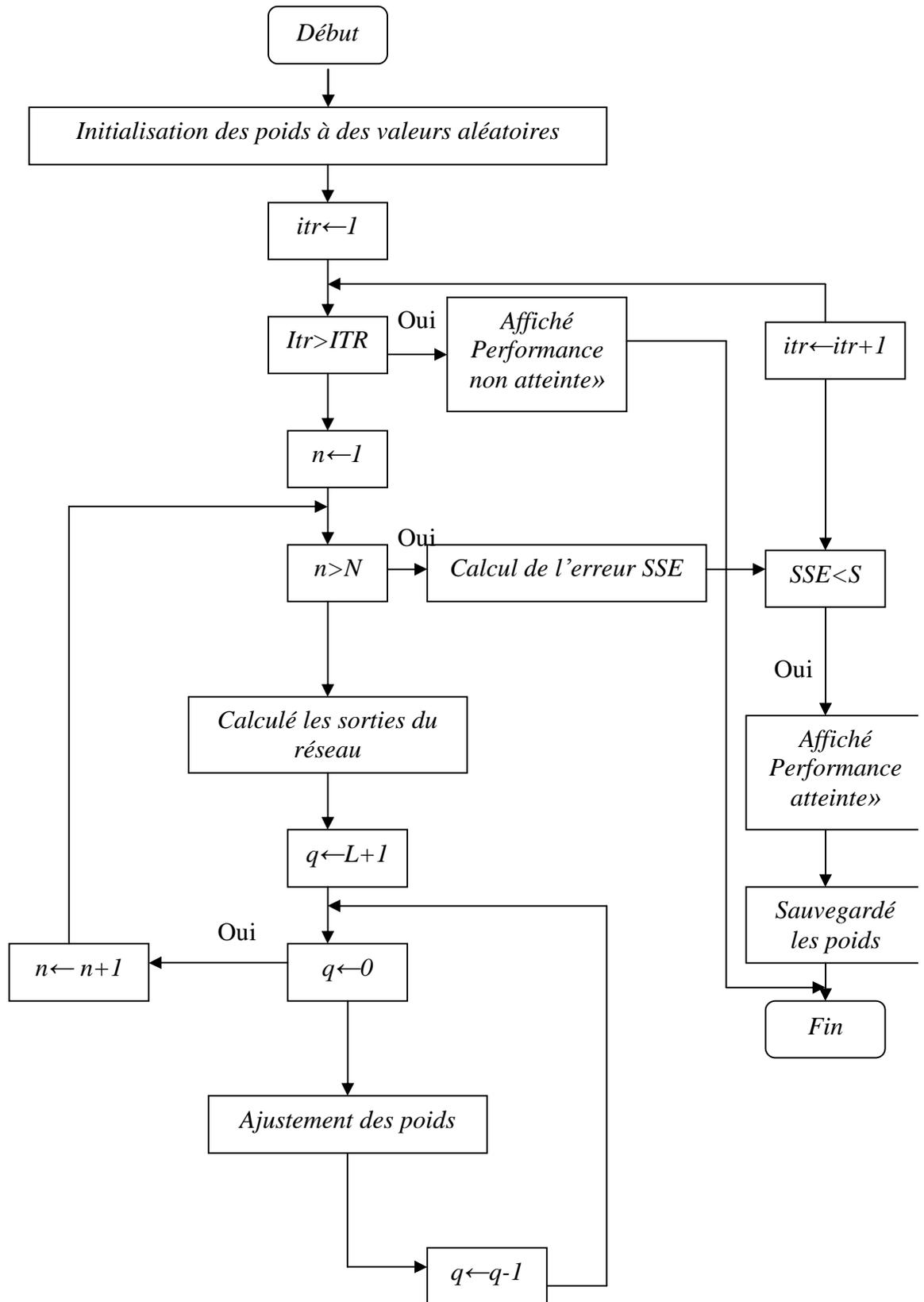


FIG III-5 : Organigramme De La Rétropropagation Des Erreurs

Afin d'évaluer la dépendance existante entre le choix du seuil S et le nombre d'itérations nécessaires pour l'atteindre, on a pu réaliser une expérience qui consiste à donner plusieurs valeurs pour le seuil S et tracer l'évolution du S en fonction du nombre d'itérations pour les différentes valeurs du seuil.

On remarque que le nombre d'itérations est inversement proportionnel au seuil S [FIG.III-6]; c'est-à-dire le choix d'un seuil faible nécessite un nombre d'itérations important pour l'atteindre et inversement. Toutes les valeurs choisies et trouvées pour cette expérience sont représentées sur le tableau TAB (III-2).

Le seuil S	Le nombre d'itération
5×10^{-3}	733
1×10^{-2}	153
5×10^{-2}	47
1×10^{-1}	24
5×10^{-1}	9

TAB (III-2) : Nombre Des Itérations Maximum En Fonction Du Seuil

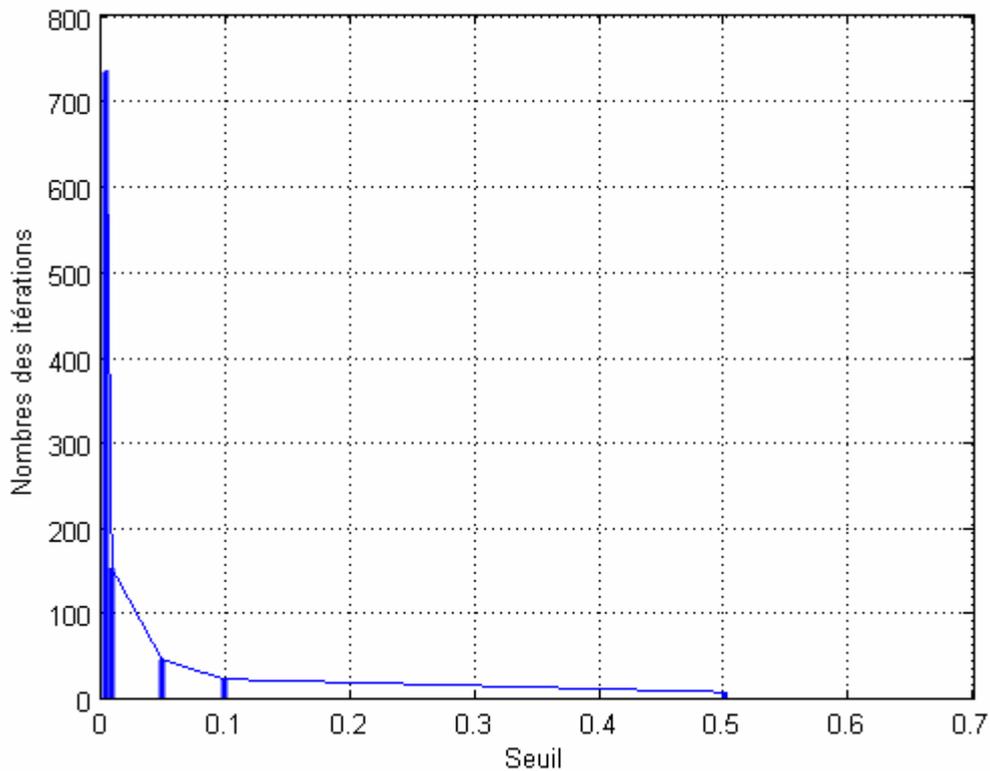


FIG (III-6) : Dépendance Existante Entre Le Seuil Et Le Nombre D'itération Maximum

III-3-3/ Optimisation De l'Architecture :

La phase qui va suivre est une phase primordiale dans la conception des ANN. Il s'agit de trouver le nombre optimal des couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche afin que le modèle ANN puisse exprimer fidèlement la variation de la sortie (fréquence de résonance « FR » dans notre cas).

Cette détermination est faite en testant notre réseau avec un nombre compris entre 1 et 6 neurones pour chaque couche, l'organigramme de la figure [FIG.III-7] montre l'enchaînement du processus d'optimisation. Le choix de l'architecture est basé également sur quelques termes (paramètres), autres que SSE, ce dernier qui est fixé à 5×10^{-3} . Quant au nombre d'itérations maximum, il est fixé à 1500 itérations.

- ✚ Erreur commise sur l'ensemble d'apprentissage (ERT) pour les deux parties de la fréquence de résonance : $ERT = \sum abs(f(ANN) - f(apprentissage))$
- ✚ Le nombre effectif des paramètres utilisés (%).

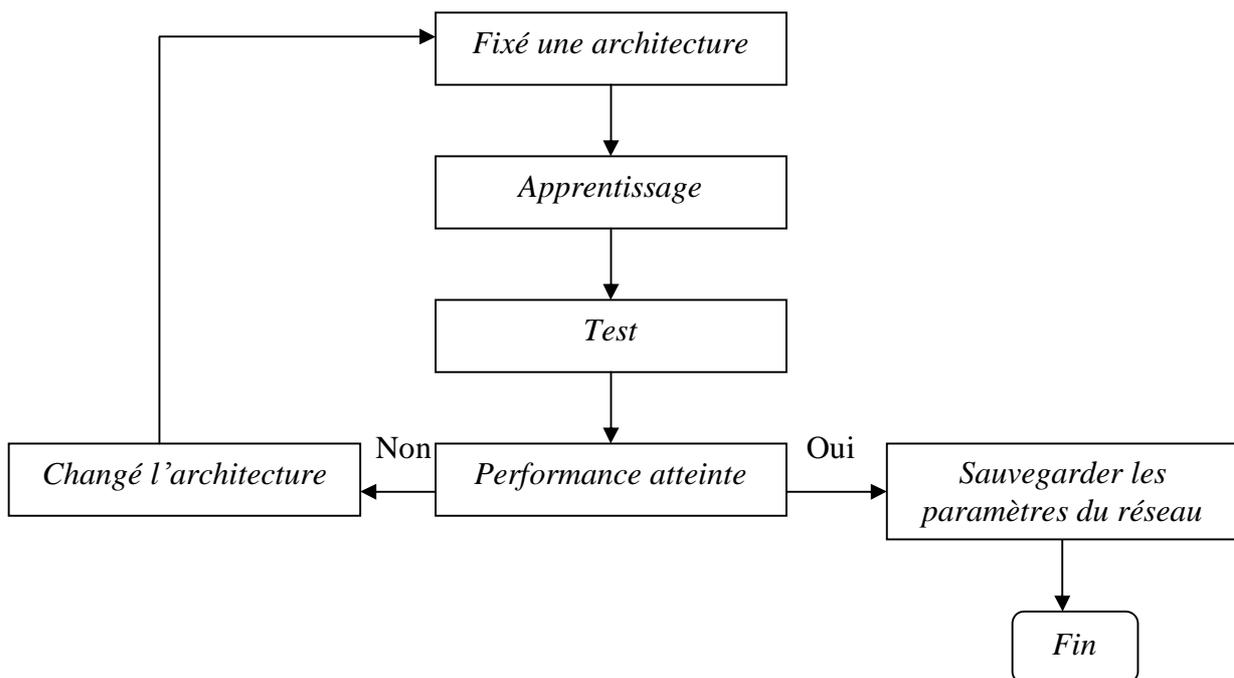


FIG (III-7) : Optimisation De L'architecture

Après avoir tester plusieurs possibilités d'architecture et mesurer, pour chacune, les performances citées plus haut, nous avons reporté quelques résultats trouvés sur le tableau TAB (III-3).

Ce tableau indique, que pour les sept premières architectures, l'algorithme n'a pas pu atteindre le seuil qu'on a déterminé auparavant, tandis que pour les 5 autres architectures, ce seuil est atteint. L'étape suivante consiste à choisir entre ces 5 dernières. Notre choix est porté sur l'architecture (5-5-2) où les trois paramètres de sélection ont les meilleures performances possibles.

N° de l'architecture	Architecture	Erreur test	ERT (Ghz)	Nbre effective des paramètres	SSE apprentissage
1	3-3-2	0.0037	38.39	86.02	Non atteint
2	3-4-2	0.0016	24.41	90.78	Non atteint
3	3-5-2	0.0016	18.18	87.955	Non atteint
4	3-6-2	7.95×10^{-4}	19.95	88.4	Non atteint
5	4-3-2	0.0027	28.527	89.15	Non atteint
6	4-4-2	0.0011	22.685	86.30	Non atteint
7	4-5-2	5.44×10^{-4}	14.3	92	Non atteint
8	4-6-2	6.8969×10^{-4}	11.857	92.39	Atteint
9	5-3-2	0.0012	13.64	89.40	Non atteint
10	5-4-2	6.4877×10^{-4}	12.02	92.45	Atteint
11	5-5-2	5.47×10^{-4}	10.97	94.47	Atteint
12	6-5-2	8.57×10^{-4}	11.14	94	Atteint
13	6-6-2	5.8971×10^{-4}	11.82	92.44	Atteint

TAB (III-3) : La Variation Des Critère De Choix De L'architecture Pendant L'optimisation

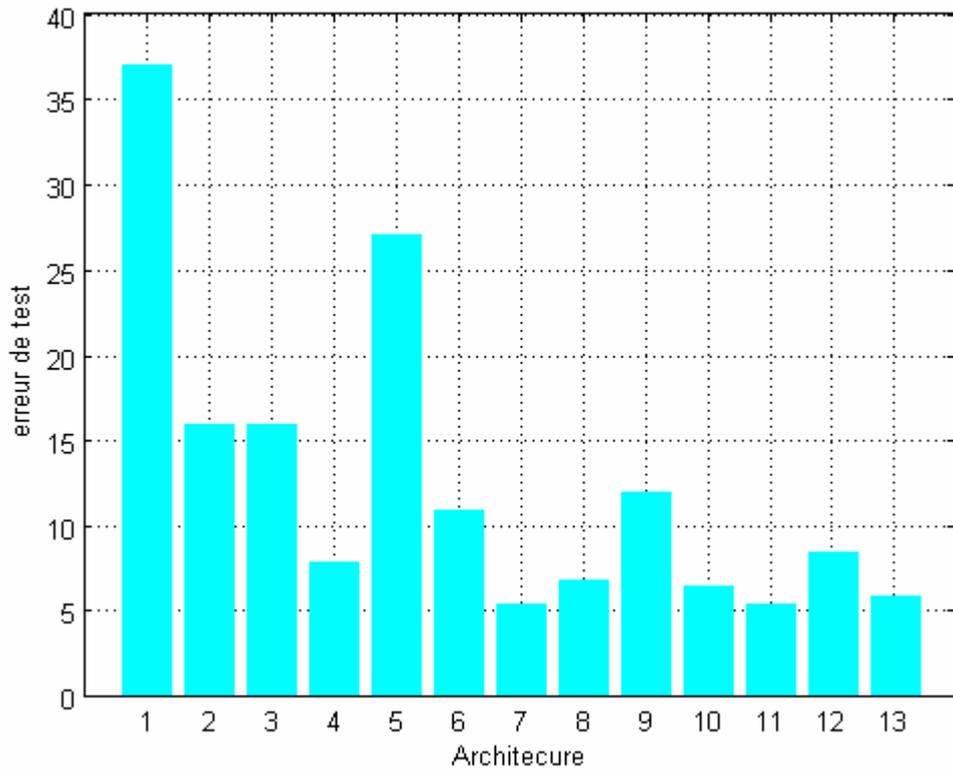


FIG (III-8) : Variation De L'erreur De Test Pour Différentes Architectures

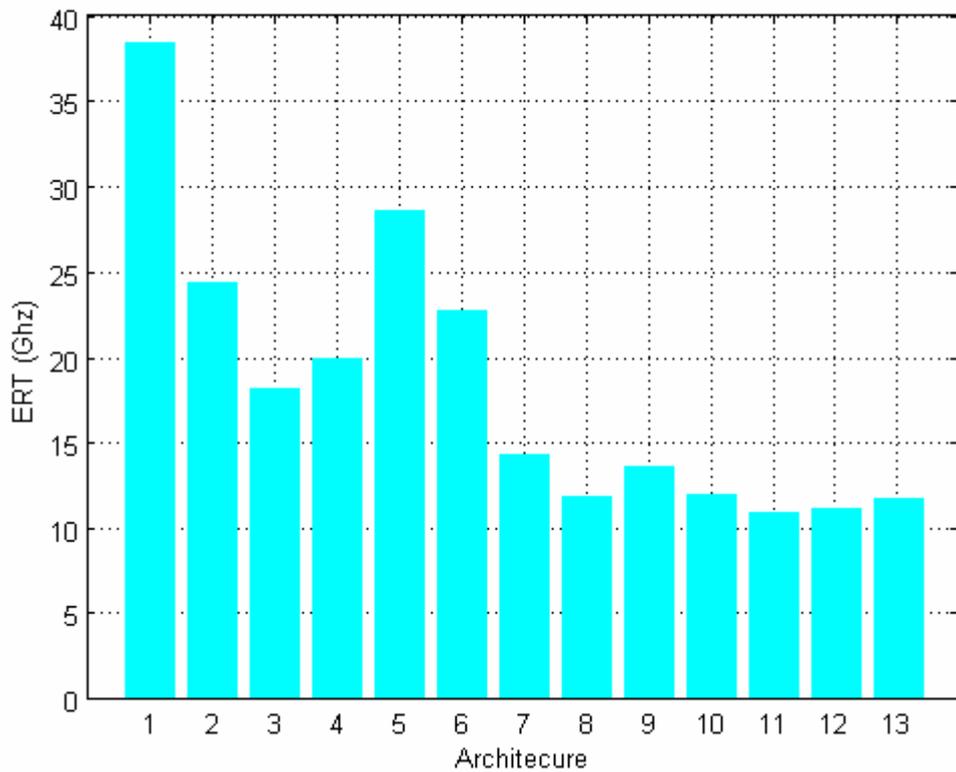


FIG (III-9) : Variation De L'ERT Pour Différentes Architectures

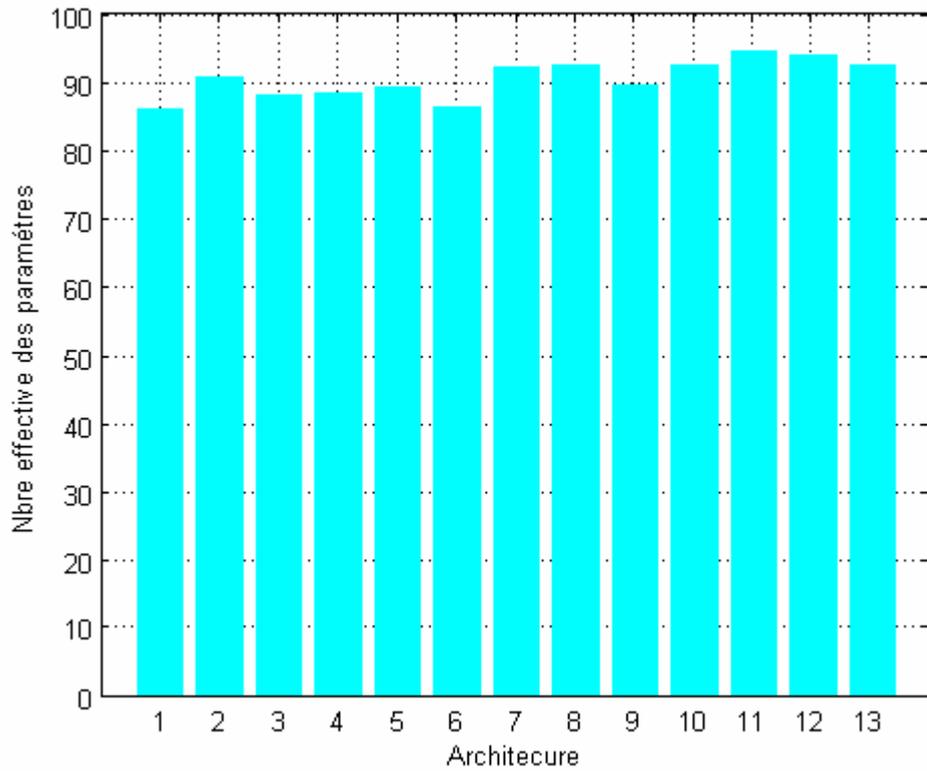


FIG (III-10) : Variation Du Nombre Effective Des Paramètres Pour Différentes Architectures

III-3-4/ Le Modèle Finale :

Après avoir étudié toutes les dernières étapes, nécessaires à la modélisation par les ANN, et après les nécessaires optimisations, on peut donc dire qu'on a abouti à notre modèle final, qui est ainsi représenté sur le tableau TAB (III-4) avec ses paramètres optimisés. C'est à partir des résultats trouvés par ce modèle qu'on va étudier les différentes caractéristiques de l'antenne (fréquence de résonance complexe, bande passante et champ rayonné) en fonction de ses paramètres physiques et géométriques (L, W, h, ϵ_r) dans le chapitre suivant.

Paramètre	Valeur optimisée	
Architecture	Feed-forward MLP	
Couche cachée	2	
Règle d'apprentissage	Rétro propagation des erreurs	
	Couche d'entrée	4

Nombre de neurones	1 ^{ère} couche cachée		5		
	2 ^{ème} couche cachée		5		
	Couche de sortie		2		
La fonction de transfert	1 ^{ère} couche cachée		Sigmoïde		
	2 ^{ème} couche cachée		Sigmoïde		
	Couche de sortie		Linéaire		
Définition des entrées		L (cm)	W(cm)	h (cm)	ϵ_r
	Max	10	5.25	1	10
	Min	1	1	0.05	1.250
Erreur du test	5.47×10^{-4}				
Erreur d'apprentissage	$< 5 \times 10^{-3}$				
Base de données	Apprentissage		1084		
	test		112		

TAB (III-4) : Les Paramètres Optimisés Pour Le Modèle Finale

III-4/ Comparaison Des Résultats Obtenus Par Notre Méthode (Neurospectrale) est celles Obtenus Par D'autre Méthode :

Nous comparons, à présent, nos résultats obtenus pour une antenne microbande rectangulaire simple pour différentes valeurs de ces paramètres, avec les résultats portés par d'autres scientifiques, qui sont tous donnés sur le tableau TAB (III-5). Les termes : $f(chew)$, $f(NS)$, $f(Ho)$, $f(Ha)$, $f(Ca)$, $f(Ba)$, $f(Ja)$, $f(Se)$ représentent respectivement les résultats de : *chew*, calculé par notre méthode, *Howell*, *Hammerstad*, *Carver*, *Bahl et Bhartia*, *James et al*, *Sengupta*. L'erreur relative est ainsi calculée entre les données d'apprentissage (*chew*) et (NS).

L (cm)	W (cm)	h (cm)	ϵ_r	$f(chew)$ Ghz	$f(NS)$ Ghz	$f(Ho)$ Ghz	$f(Ha)$ Ghz	$f(Ca)$ Ghz	$f(Ba)$ Ghz	$f(Ja)$ Ghz	$f(Se)$ Ghz	Erreur relative%
5.7	3.8	0.3175	2.33	2.3769	2.385	2.586	2.381	2.373	2.452	2.296	2.458	0.339
4.55	3.05	0.3175	2.33	2.9085	2.920	3.222	2.911	2.893	3.013	2.795	3.042	0.393
4.1	4.14	0.1524	2.5	2.2225	2.221	2.292	2.209	2.232	2.259	2.175	2.248	0.06
2	2.5	0.079	2.22	3.9167	3.896	4.027	3.898	3.949	3.983	3.838	3.951	0.53

TAB (III-5) : Comparaison De Nos Résultats Avec Les Résultat D'autres Méthodes

Il est à noter qu'il existe un autre paramètre qui permet de juger sur l'exactitude des résultats trouvés par notre réseau par rapport aux données d'apprentissage. Ces paramètres se résument dans la corrélation qui peut exister entre les deux sorties, désirées et celles obtenues par le réseau. Ce dernier sera mis en évidence à partir des courbes représentées dans le chapitre suivant.

III-5/ Conclusion :

Puisque le modèle neuronal présenté dans cette étude à une précision élevée pour les deux structures, électriquement minces et épaisses et n'exige aucune fonction mathématique compliquée. Il peut être très utile pour le développement des algorithmes rapides pour la conception assistée par ordinateur (CAD). Ce modèle de conception assistée par ordinateur, est capable de prévoir exactement les fréquences de résonance des antennes rectangulaires microruban. Cela prend seulement quelques microsecondes pour produire les fréquences de résonance sur un ordinateur individuel moderne. Même si le temps d'apprentissage prend près de 10 minutes, après l'apprentissage, le temps de calcul est moins de 100 μ s. Ainsi, après l'apprentissage, le modèle neuronal est très rapide pour fournir les sorties désirées.

III-1/ Introduction :

Les antennes microbandes ont été intensivement étudiées expérimentalement, analytiquement et numériquement pendant des décennies. Beaucoup de méthodes numériques avaient servi les ingénieurs et les chercheurs dans l'analyse et la conception de ces antennes pendant plusieurs années. Ces méthodes, aux différents niveaux de complexité, exigent des efforts informatiques énormément différents, et peuvent généralement être divisées en deux groupes: méthodes analytiques simples et méthodes numériques rigoureuses. Les méthodes analytiques simples peuvent donner une bonne explication intuitive des propriétés de rayonnement de l'antenne. Les formulations mathématiques exactes dans les méthodes rigoureuses impliquent des procédures numériques étendues. Elles sont également longues et pas facilement incluses dans un système de conception assisté par ordinateur (CAD).

Parmi ces méthodes numériques, la méthode des moments en conjonction avec les formulations de l'équation intégrale (IE) qui a joué un rôle important dans l'analyse des antennes microbandes. Les formulations de l'équation intégrale pour l'analyse des structures microbandes sont les techniques les plus raffinées disponibles. Elles peuvent être employées comme " références standard ", fournissant des données sur la base desquelles les résultats fournis par d'autres approximations peuvent être validés.

Les techniques d'équation intégrale sont habituellement formulées en considérant un substrat infini, un modèle qui dévie évidemment de la configuration pratique, menant aux inexactitudes dans le calcul des paramètres de l'antenne. En outre, dans le contexte des méthodes d'équation intégrale, l'excitation des antennes est représentée en utilisant les modèles simplifiés qui diffèrent, également, plus ou moins des configurations réelles. D'autre part, nous devons mentionner les complexités additionnelles d'équation intégrale dues aux anisotropies ou aux hétérogénéités possibles dans les substrats d'antennes.

Pour surmonter toutes ces limitations, nous présentons une nouvelle approche qui se sert des réseaux neurologiques, permettant la détermination précise des fonctions de Green dyadiques associées à la structure intégrée.

La complexité des problèmes électromagnétiques demande des conceptions d'optimisation sophistiqués et des outils d'analyses sensibles, ce qui peut être réalisé en utilisant les réseaux de neurones. Les réseaux de neurones se sont avérés récemment être un outil très utile dans la solution des différentes classes des problèmes mathématiques d'optimisation. Se s'est avéré que les réseaux neurologiques développés sont très rapides et robustes en application à la solution de beaucoup de problèmes techniques qui peuvent être exprimés comme tâche d'optimisation.

Les réseaux de neurones ont été employés en conjonction avec la technique spectrale pour l'analyse des antennes microbandes, une méthode nommée: la *méthode neurospectrale*. La fréquence de résonance complexe, l'impédance d'entrée et d'autres paramètres de l'antenne rectangulaire microbande ont été calculés en utilisant cette méthode. Le but était de réduire les complexités informatiques, manipuler les singularités surgissant dans l'approche spectrale et diminuer, de ce fait, considérablement le temps de calcul.

Pour être validés, les résultats obtenus, par cette nouvelle approche, sont comparés à ceux de l'approche spectrale (SDA) et à d'autres résultats théoriques et expérimentaux de la littérature

La figure [FIG.III-1] montre la géométrie d'un patch rectangulaire de longueur ' a ' et de largeur ' b ' imprimée sur un substrat diélectrique d'épaisseur ' d ' caractérisé par la perméabilité du vide μ_0 et une permittivité ϵ_r .

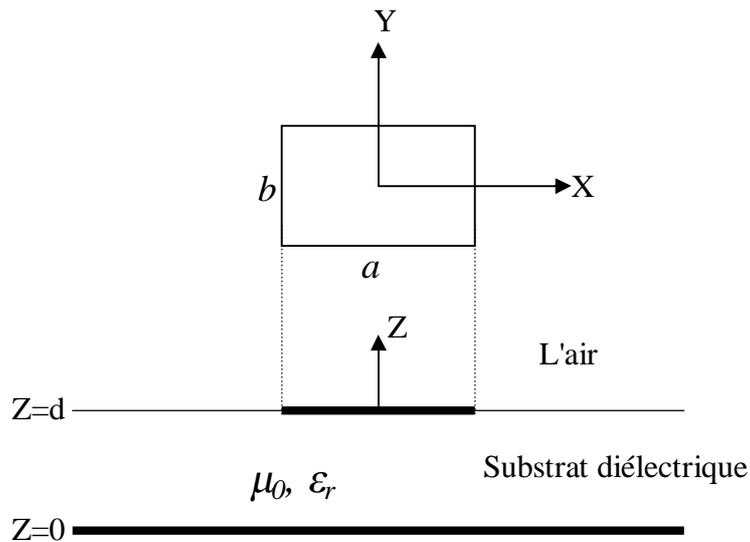


FIG (III-1) :
Géométrie d'une antenne microbande rectangulaire

III-2/ Formulation (Approche) Spectrale Du Problème :-

Considérons une onde électromagnétique qui se propage dans une région loin des sources ($\rho=0, j=0$), la dépendance temporelle est en $e^{i\omega t}$:

$$\nabla \wedge \bar{E} = -\frac{\partial \bar{B}}{\partial t} = -\mu \frac{\partial \bar{H}}{\partial t} = -i\omega\mu \bar{H} \dots\dots\dots (3-1)$$

$$\nabla \wedge \bar{H} = \frac{\partial \bar{D}}{\partial t} = e \frac{\partial \bar{E}}{\partial t} = i\omega e \bar{E} \dots\dots\dots (3-2)$$

III-2-1/Transformées vectorielles de Fourier :

Pour simplifier les calculs nous allons passer au domaine de transformées vectorielles. Le formalisme des transformées vectorielles de Fourier est utilisé pour les géométries rectangulaires et triangulaires, alors que celui des transformées de Hankel est réservé aux formes circulaires et annulaires.

Les transformées vectorielles de Fourier sont définies par les relations suivantes :-

$$\tilde{\bar{A}}(k_x, k_y, z) = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \bar{A}(x, y, z) e^{-i(k_x x + k_y y)} dx dy$$

$$\bar{A}(x, y, z) = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{\bar{A}}(k_x, k_y, z) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y$$

$$\nabla \wedge \bar{E} = \begin{vmatrix} \bar{i} & \bar{j} & \bar{k} \\ \frac{\partial}{\partial x} & \frac{\partial}{\partial y} & \frac{\partial}{\partial z} \\ E_x & E_y & E_z \end{vmatrix} = \left(\frac{\partial}{\partial y} E_z - \frac{\partial}{\partial z} E_y\right) \bar{i} - \left(\frac{\partial}{\partial x} E_z - \frac{\partial}{\partial z} E_x\right) \bar{j} + \left(\frac{\partial}{\partial x} E_y - \frac{\partial}{\partial y} E_x\right) \bar{k}$$

En utilisant les propriétés suivantes :

$$\begin{cases} \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x}\right) = i.k_x \cdot \tilde{f} \\ \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y}\right) = i.k_y \cdot \tilde{f} \end{cases} \dots\dots\dots [Voire annexe a]$$

On aura donc :

$$\begin{aligned}
 (\nabla \wedge \bar{E}) &= (ik_y \tilde{E}_z - \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_y) \cdot \bar{i} - (ik_x \tilde{E}_z - \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_x) \cdot \bar{j} + (ik_x \tilde{E}_y - ik_y \tilde{E}_x) \cdot \bar{k} \\
 &= \begin{vmatrix} \bar{i} & \bar{j} & \bar{k} \\ ik_x & ik_y & \frac{\partial}{\partial z} \\ \tilde{E}_x & \tilde{E}_y & \tilde{E}_z \end{vmatrix} = \tilde{\nabla} \wedge \tilde{E}
 \end{aligned}$$

Avec :-

$$\tilde{\nabla} = ik_x \bar{i} + ik_y \bar{j} + \frac{\partial}{\partial z} \bar{k} \dots\dots\dots (3.3)$$

Les équations (3.1) et (3.2) s'écrivent dans le domaine spectral de Fourier par les formes suivantes :

$$\tilde{\nabla} \wedge \tilde{E} = -i\omega\mu \tilde{H} \dots\dots\dots (3.4)$$

$$\tilde{\nabla} \wedge \tilde{H} = i\omega\epsilon \tilde{E} \dots\dots\dots (3.5)$$

On sait que :

$$\begin{aligned}
 \tilde{\nabla} \wedge (\tilde{\nabla} \wedge \tilde{E}) &= \tilde{\nabla} \cdot (\tilde{\nabla} \cdot \tilde{E}) - (\tilde{\nabla} \cdot \tilde{\nabla}) \tilde{E} \\
 \tilde{\nabla} \cdot \tilde{E} = 0 &\Rightarrow \tilde{\nabla} \cdot \tilde{E} = 0 \Rightarrow \tilde{\nabla}^2 \tilde{E} - i\omega\mu (\tilde{\nabla} \wedge \tilde{H}) = \bar{0}
 \end{aligned}$$

$$\tilde{\nabla}^2 \cdot \tilde{E} + \omega^2 \epsilon\mu \tilde{E} = \bar{0}$$

D'après l'équation (3.3) nous avons :

$$\tilde{\nabla}^2 = -(k_x^2 + k_y^2) + \frac{\partial^2}{\partial z^2}$$

L'équation de propagation d'écrit donc sous la forme

$$\frac{\partial^2 \tilde{E}}{\partial z^2} + k_z^2 \tilde{E} = \bar{0} \dots\dots\dots (3-6)$$

Avec :

$$k_z^2 = k^2 - (k_x^2 + k_y^2) \dots\dots\dots (3-7)$$

$$k^2 = \omega^2 \epsilon\mu$$

Maintenant nous allons déterminer les composantes transversales E_x et E_y en fonction des composantes E_z et H_z :-

$$(3-1) \Rightarrow \begin{cases} \frac{\partial}{\partial y} E_z - \frac{\partial}{\partial z} E_y = -i\omega\mu H_x \dots\dots\dots(3-8.a) \\ \frac{\partial}{\partial z} E_x - \frac{\partial}{\partial x} E_z = -i\omega\mu H_y \dots\dots\dots(3-8.b) \\ \frac{\partial}{\partial x} E_y - \frac{\partial}{\partial y} E_x = -i\omega\mu H_z \dots\dots\dots(3-8.c) \end{cases}$$

$$(3-2) \Rightarrow \begin{cases} \frac{\partial}{\partial y} H_z - \frac{\partial}{\partial z} H_y = i\omega\epsilon E_x \dots\dots\dots(3-9.a) \\ \frac{\partial}{\partial z} H_x - \frac{\partial}{\partial x} H_z = i\omega\epsilon E_y \dots\dots\dots(3-9.b) \\ \frac{\partial}{\partial x} H_y - \frac{\partial}{\partial y} H_x = i\omega\epsilon E_z \dots\dots\dots(3-9.c) \end{cases}$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-8.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_x - \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z = -i\omega\mu \frac{\partial}{\partial z} H_y$$

$$(3-9.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_x - \frac{\partial^2}{\partial x \partial z} E_z = -i\omega\mu \left\{ \frac{\partial}{\partial y} H_z - i\omega\epsilon E_x \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z - i\omega\mu \frac{\partial}{\partial y} H_z \dots\dots\dots(3-10.a)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-8.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_y = -i\omega\mu \frac{\partial}{\partial z} H_x$$

$$(3-9.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} E_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} E_y = -i\omega\mu \left\{ \frac{\partial}{\partial x} H_z - i\omega\epsilon E_y \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z + i\omega\mu \frac{\partial}{\partial x} H_z \dots\dots\dots(3-10.b)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-9.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_x - \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} H_z = i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial z} E_y$$

$$(3-8.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_x - \frac{\partial^2}{\partial x \partial z} H_z = i\omega\epsilon \left\{ \frac{\partial}{\partial y} E_z + i\omega\mu H_x \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} H_z + i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial y} E_z \dots\dots\dots(3-11.a)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} \times (3-9.a) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_y = i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial z} E_x$$

$$(3-8.b) \Rightarrow \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - \frac{\partial^2}{\partial z^2} H_y = i\omega\epsilon \left\{ \frac{\partial}{\partial x} E_z - i\omega\mu H_x \right\}$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial y} E_z \dots \dots \dots (3-11.b)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} E_z - i\omega\mu \frac{\partial}{\partial y} H_z \dots \dots \dots (3-10.a)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) E_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} E_z + i\omega\mu \frac{\partial}{\partial x} H_z \dots \dots \dots (3-10.b)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_x = \frac{\partial^2}{\partial z \partial x} H_z + i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial y} E_z \dots \dots \dots (3-11.a)$$

$$\left(\frac{\partial^2}{\partial z^2} + k^2 \right) H_y = \frac{\partial^2}{\partial z \partial y} H_z - i\omega\epsilon \frac{\partial}{\partial x} E_z \dots \dots \dots (3-11.b)$$

On pose ($k_z^2 = -\frac{\partial^2}{\partial z^2}$) ; les composantes transversales du champ peuvent être écrites comme suit :

$$\tilde{E}_x = i \frac{k_x}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_z + \frac{\omega\mu k_y}{k_s^2} \tilde{H}_z \dots \dots \dots (3-12.a)$$

$$\tilde{E}_y = i \frac{k_y}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{E}_z - \frac{\omega\mu k_x}{k_s^2} \tilde{H}_z \dots \dots \dots (3-12.b)$$

$$\tilde{H}_x = i \frac{k_x}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{H}_z - \frac{\omega\epsilon k_y}{k_s^2} \tilde{E}_z \dots \dots \dots (3-13.a)$$

$$\tilde{H}_y = i \frac{k_y}{k_s^2} \frac{\partial}{\partial z} \tilde{H}_z + \frac{\omega\epsilon k_x}{k_s^2} \tilde{E}_z \dots \dots \dots (3-13.b)$$

$$\text{Avec : } k_s^2 = k_x^2 + k_y^2 \dots \dots \dots (3-14)$$

A partir des équations (3-12.a) et (3-12.b) on peut écrire :

$$\tilde{\vec{E}} = \begin{bmatrix} \tilde{E}_x \\ \tilde{E}_y \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^e \\ e^h \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3-15)$$

A partir des équations (3-13.a) et (3-13.b) on peut écrire :

$$\tilde{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{H}}_y \\ -\tilde{\mathbf{H}}_x \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{h}^e \\ \mathbf{h}^h \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-16)$$

les exposants e et h dans les équations (3-15) et (3-16) dénotent les ondes TM et TE respectivement e^e, e^h, h^e et h^h sont définis par:

$$\bar{\mathbf{e}} = \begin{bmatrix} e^e \\ e^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{i}{k_s} \frac{\partial \tilde{\mathbf{E}}_z}{\partial z} \\ \frac{\omega \mu}{k_s} \tilde{\mathbf{H}}_z \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-17)$$

$$\bar{\mathbf{h}} = \begin{bmatrix} h^e \\ h^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \epsilon}{k_s} \tilde{\mathbf{E}}_z \\ \frac{i}{k_s} \frac{\partial \tilde{\mathbf{H}}_z}{\partial z} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-18)$$

D'après l'équation de propagation (3-6) la forme générale de $\tilde{\mathbf{E}}_z$ et $\tilde{\mathbf{H}}_z$ est donnée par les relations suivantes :-

$$\tilde{\mathbf{E}}_z = A_1 e^{-ik_z z} + B_1 e^{ik_z z} \dots\dots\dots (3-19.a)$$

$$\tilde{\mathbf{H}}_z = A_2 e^{-ik_z z} + B_2 e^{ik_z z} \dots\dots\dots (3-19.b)$$

En remplaçant par les équations (3-19-a) et (3-19.b) dans (3-17) et (3-18) nous obtenons :-

$$\bar{\mathbf{e}}(k_s, z) = \bar{\mathbf{A}} e^{-ik_z z} + \bar{\mathbf{B}} e^{ik_z z} \dots\dots\dots (3-20)$$

$$\bar{\mathbf{h}}(k_s, z) = \bar{\mathbf{g}}(k_s) \cdot [\bar{\mathbf{A}} e^{-ik_z z} - \bar{\mathbf{B}} e^{ik_z z}] \dots\dots\dots (3-21)$$

$$\bar{\mathbf{g}}(k_s) = \text{diag}[g^e(k_s), g^h(k_s)] = \text{diag}\left[\frac{\omega \epsilon}{k_z}, \frac{k_z}{\omega \mu}\right] \dots\dots\dots (3-22)$$

[Voire annexe b]

Considérons maintenant que la région où l'onde se propage est limitée entre les deux plans Z_{j-1} et Z_j

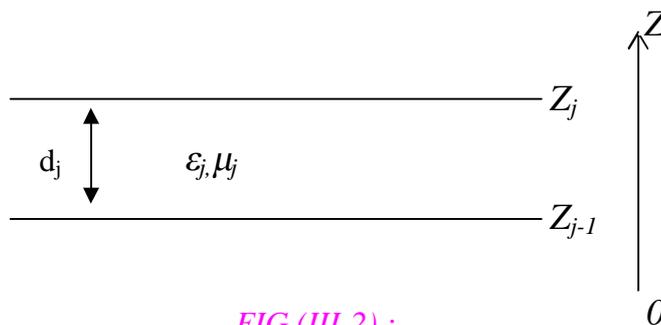


FIG (III-2) :
Représentation d'une couche j

En écrivant les équations (3-20) et (3-21) dans le plan $Z=Z_{j-1}$ puis dans le plan $Z=Z_j$ et par élimination des inconnus \bar{A} et \bar{B} , une relation, reliant les composantes \bar{e} et \bar{h} sur les deux interfaces de la couche, est obtenue de la manière suivante :

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_j^-) \\ \bar{h}_j(k_s, z_j^-) \end{bmatrix} = \bar{\bar{T}}_j \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) \\ \bar{h}_j(k_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-23)$$

$$\bar{\bar{T}}_j = \begin{bmatrix} \bar{\bar{T}}_j^{11} & \bar{\bar{T}}_j^{12} \\ \bar{\bar{T}}_j^{21} & \bar{\bar{T}}_j^{22} \end{bmatrix} \quad \text{[Pour la matrice } T \text{ voir Annexe C]}$$

$$\bar{\bar{T}}_j^{11} = \bar{\bar{T}}_j^{22} = \begin{bmatrix} \cos(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & \cos(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-24.a)$$

$$\bar{\bar{T}}_j^{12} = -i \cdot \sin(k_{z_j} d_j) \times \bar{\bar{g}}_j^{-1} = \begin{bmatrix} -i \frac{k_{z_j}}{\omega \epsilon_j} \sin(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & -i \frac{\omega \mu_j}{k_{z_j}} \sin(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-24.b)$$

$$\bar{\bar{T}}_j^{21} = -i \cdot \sin(k_{z_j} d_j) \times \bar{\bar{g}}_j = \begin{bmatrix} -i \frac{\omega \epsilon_j}{k_{z_j}} \sin(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & -i \frac{k_{z_j}}{\omega \mu_j} \sin(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-24.c)$$

Si l'interface $Z=Z_j$ est dépourvue de courants électriques alors (3-23) s'écrit :

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \\ \bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_j^-) \\ \bar{h}_j(k_s, z_j^-) \end{bmatrix} = \bar{\bar{T}}_j \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) \\ \bar{h}_j(k_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-25)$$

Si par contre l'interface $z=z_j$ contient des courants électriques, nous avons :

$$\begin{cases} \tilde{H}_y(z_j^-) - \tilde{H}_y(z_j^+) = \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{H}_x(z_j^-) - \tilde{H}_x(z_j^+) = -\tilde{J}_y(z_j) \end{cases} \dots\dots\dots (3-26)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{H}_y(z_j^-) \\ -\tilde{H}_x(z_j^-) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{H}_y(z_j^+) \\ -\tilde{H}_x(z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{J}_y(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-27)$$

En remplaçant par (3-16) dans (3-27) nous obtenons :

$$\frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h^e(z_j^-) \\ h^h(z_j^-) \end{bmatrix} - \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h^e(z_j^+) \\ h^h(z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{J}_y(z_j) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} h^e(z_j^-) \\ h^h(z_j^-) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} h^e(z_j^+) \\ h^h(z_j^+) \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{J}_x(z_j) \\ \tilde{J}_y(z_j) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J^e(z_j) \\ J^h(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-28)$$

Avec :

$$\bar{J} = \begin{bmatrix} J^e \\ J^h \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{J}_x \\ \tilde{J}_y \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-29)$$

$$\tilde{\bar{J}} = \begin{bmatrix} \tilde{J}_x \\ \tilde{J}_y \end{bmatrix} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} J^e \\ J^h \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-30)$$

Donc on peut écrire :-

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_j^-) \\ \bar{h}_j(k_s, z_j^-) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \\ \bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{0} \\ \bar{J}(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-31)$$

A partir de (3-31) et (3-23) on peut écrire :-

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \\ \bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) \end{bmatrix} = \bar{T}_j \begin{bmatrix} \bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) \\ \bar{h}_j(k_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \bar{0} \\ \bar{J}(z_j) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-32)$$

Si le milieu $z < z_{j-1}$ est un conducteur parfait (plan de masse) alors :

$$\bar{e}_j(k_s, z_{j-1}^+) = \bar{0} \dots\dots\dots (3-33)$$

si le milieu $z > z_j$ est l'air, tenant compte de la condition de rayonnement, on aura à partir de (3-20) et (3-21) :

$$\bar{h}_{j+1}(k_s, z_j^+) = \bar{g}_{j+1}(k_s) \cdot \bar{e}_{j+1}(k_s, z_j^+) \dots\dots\dots (3-34)$$

Les équations (3-25), (3-32), (3-33) et (3-34) forment les équations de base pour détermination du tenseur spectral de Green

Le tenseur spectral de Green $\bar{\bar{G}}$ relie le champ électrique tangentiel avec le courant dans le plan du patch :

$$\tilde{\bar{E}} = \bar{\bar{G}} \cdot \tilde{\bar{J}} \dots\dots\dots (3-35)$$

Avec :

$$\tilde{\mathbf{E}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}}_x \\ \tilde{\mathbf{E}}_y \end{bmatrix}, \quad \tilde{\mathbf{J}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{J}}_x \\ \tilde{\mathbf{J}}_y \end{bmatrix}, \quad \overline{\mathbf{G}} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{xx} & \mathbf{G}_{xy} \\ \mathbf{G}_{yx} & \mathbf{G}_{yy} \end{bmatrix}$$

Dans la représentation [TM(e), TE(h)] le tenseur spectral de Green $\overline{\mathbf{Q}}$ relie le champ électrique tangentiel $\bar{\mathbf{e}}$ avec le courant $\bar{\mathbf{J}}$ dans le plan du patch :

$$\bar{\mathbf{e}} = \overline{\mathbf{Q}} \cdot \bar{\mathbf{J}} \dots\dots\dots (3-36)$$

Avec :

$$\bar{\mathbf{e}} = \begin{bmatrix} \mathbf{e}^e \\ \mathbf{e}^h \end{bmatrix}, \quad \bar{\mathbf{J}} = \begin{bmatrix} \mathbf{J}^e \\ \mathbf{J}^h \end{bmatrix}, \quad \overline{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^e & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}^h \end{bmatrix}$$

Il est facile de montrer la relation qui existe entre le tenseur diagonal $\overline{\mathbf{Q}}$ et le tenseur $\overline{\mathbf{G}}$:

$$\overline{\mathbf{G}} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \cdot \overline{\mathbf{Q}} \cdot \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-37)$$

III.2-2/ Détermination Du Tenseur De Green Pour La Structure Etudiée :

L'analyse, dans le domaine spectral, est largement utilisée dans les structures microbandes. Dans cette approche, la fonction tensorielle spectrale de Green qui relie le champ électronique tangentiel avec les courants dans les différents plans conducteurs, doit être déterminée. Plusieurs techniques ont été proposées pour calculer le tenseur; la structure de la figure [FIG.III-3] est une antenne microbande rectangulaire avec un substrat diélectrique à une épaisseur d_1 et de permittivité relative ϵ_1 et de perméabilité μ_0

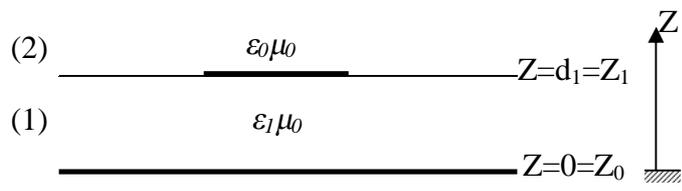


FIG (III-3) :
Représentation simplifiée de la structure étudiée

$$\bar{e}_1(k_s, z_0^+) = \bar{0} \dots\dots\dots (3-38)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_2(k_s, z_1^+) \\ \bar{h}_2(k_s, z_1^+) \end{bmatrix} = \bar{T}_1 \cdot \begin{bmatrix} \bar{e}_1(k_s, z_0^+) \\ \bar{h}_1(k_s, z_0^+) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{J}(z_1) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-39)$$

$$\bar{h}_2(k_s, z_1^+) = \bar{g}_2(k_s) \cdot \bar{e}_2(k_s, z_1^+) \dots\dots\dots (3-40)$$

On peut simplifier les équations (3-38), (3-39) et (3-40) par les équations suivantes :

$$\bar{e}_1 = \bar{0} \dots\dots\dots (3-41)$$

$$\begin{bmatrix} \bar{e}_2 \\ \bar{h}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{T}_1^{11} & \bar{T}_1^{12} \\ \bar{T}_1^{21} & \bar{T}_1^{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \bar{e}_1 \\ \bar{h}_1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ \bar{J} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-42)$$

$$\bar{h}_2 = \bar{g}_0 \cdot \bar{e}_2 \dots\dots\dots (3-43)$$

Dans la représentation [TM(e), TE(h)] le tenseur spectral de Green \bar{Q} relie le champ électrique tangentiel \bar{e}_2 avec le courant \bar{J} dans le plan du patch.

$$\bar{e}_2 = \bar{Q} \cdot \bar{J} \dots\dots\dots (3-44)$$

En remplaçant (3-41) dans (3-42) nous obtenons :-

$$\bar{e}_2 = \bar{T}_1^{12} \cdot \bar{h}_1 \dots\dots\dots (3-45)$$

$$\bar{h}_2 = \bar{T}_1^{22} \cdot \bar{h}_1 - \bar{J} \dots\dots\dots (3-46)$$

$$(3-45) \Rightarrow \bar{h}_1 = (\bar{T}_1^{12})^{-1} \cdot \bar{e}_2 \dots\dots\dots (3-47)$$

En remplaçant (3-43) et (3-47) dans (3-46) on aura :-

$$\begin{aligned} \bar{g}_0 \cdot \bar{e}_2 &= \bar{T}_1^{22} \cdot (\bar{T}_1^{12})^{-1} \cdot \bar{e}_2 - \bar{J} \\ \Rightarrow \left[\bar{T}_1^{22} (\bar{T}_1^{12})^{-1} - \bar{g}_0 \right] \cdot \bar{e}_2 &= \bar{J} \\ \Rightarrow \bar{e}_2 &= \left[\bar{T}_1^{22} (\bar{T}_1^{12})^{-1} - \bar{g}_0 \right]^{-1} \cdot \bar{J} \\ \Rightarrow \bar{Q} &= \left[\bar{T}_1^{22} (\bar{T}_1^{12})^{-1} - \bar{g}_0 \right]^{-1} \dots\dots\dots (3-48) \end{aligned}$$

Avec :-

$$\overline{\overline{T}}_1^{22} = \begin{bmatrix} \cos(k_{z1} \cdot d_1) & 0 \\ 0 & \cos(k_{z1} \cdot d_1) \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{T}}_1^{12} = \begin{bmatrix} -i \frac{k_{z1}}{\omega \epsilon_1} \sin(k_{z1} \cdot d_1) & 0 \\ 0 & -i \frac{\omega \mu_0}{k_{z1}} \sin(k_{z1} \cdot d_1) \end{bmatrix}$$

$$\left(\overline{\overline{T}}_1^{12}\right)^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{i\omega \epsilon_1}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} & 0 \\ 0 & \frac{ik_{z1}}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{T}}_1^{22} \left(\overline{\overline{T}}_1^{12}\right)^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{i\omega \epsilon_1 \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} & 0 \\ 0 & \frac{ik_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{g}}_0 = \begin{bmatrix} \frac{\omega \epsilon_0}{k_{z0}} & 0 \\ 0 & \frac{k_{z0}}{\omega \mu_0} \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{T}}_1^{22} \left(\overline{\overline{T}}_1^{12}\right)^{-1} - \overline{\overline{g}}_0 = \begin{bmatrix} \frac{i\omega \epsilon_1 \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{\omega \epsilon_0}{k_{z0}} & 0 \\ 0 & \frac{ik_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{k_{z0}}{\omega \mu_0} \end{bmatrix}$$

$$\left(Q^e\right)^{-1} = \frac{1}{Q^e} = \frac{i\omega \epsilon_1 \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{\omega \epsilon_0}{k_{z0}}$$

avec: $\epsilon_1 = \epsilon_0 \epsilon_{r1}$

$$\begin{aligned} \left(Q^e\right)^{-1} &= i\omega \epsilon_0 \left\{ \frac{\epsilon_{r1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - i \frac{1}{k_{z0}} \right\} \\ &= i\omega \epsilon_0 \left\{ \frac{\epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + ik_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \right\} \end{aligned}$$

$$Q^e = \frac{i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{\epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-49)$$

$$\begin{aligned} (Q^h)^{-1} &= \frac{1}{Q^h} = \frac{i k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\omega \mu_0 \sin(k_{z1} \cdot d_1)} - \frac{k_{z0}}{\omega \mu_0} \\ &= \frac{i}{\omega \mu_0} \left\{ \frac{i k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1)}{\sin(k_{z1} \cdot d_1)} + i k_{z0} \right\} \\ &= \frac{i}{\omega \mu_0} \left\{ \frac{i k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{\sin(k_{z1} \cdot d_1)} \right\} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow Q^h = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0}^2 \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-50)$$

Les équations (3-49) et (3-50) donnent le tenseur spectral de Green $\overline{\overline{Q}}$ dans la représentation [TM(e), TE(h)]:-

$$Q^e = \frac{i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{\epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-51)$$

$$Q^h = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \times \frac{k_{z0}^2 \sin(k_{z1} \cdot d_1)}{k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)} \dots\dots\dots (3-52)$$

Avec :-

$$T_m = \epsilon_{r1} k_{z0} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z1} \sin(k_{z1} \cdot d_1)$$

$$T_e = k_{z1} \cos(k_{z1} \cdot d_1) + i k_{z0} \sin(k_{z1} \cdot d_1)$$

$$\overline{\overline{Q}} = \begin{bmatrix} Q^e & 0 \\ 0 & Q^h \end{bmatrix}$$

Nous avons :- $\overline{\overline{G}} = \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{bmatrix}$

Avec :-

$$\overline{\overline{G}} = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \cdot \overline{\overline{Q}} \cdot \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} G_{xx} = \frac{1}{k_s^2} (k_x^2 Q^e + k_y^2 Q^h) \dots\dots\dots(3-53.a) \\ G_{xy} = G_{yx} = \frac{k_x k_y}{k_s^2} (Q^e - Q^h) \dots\dots\dots(3-53.b) \\ G_{yy} = \frac{1}{k_s^2} (k_y^2 Q^e + k_x^2 Q^h) \dots\dots\dots(3-53.c) \end{cases}$$

En remplaçant (3-49) et (3-50) dans (3-53.a), (3-53.b) et (3-53.c) nous obtenons :-

$$G_{xx} = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \left[\frac{k_x^2 k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_m} + \frac{k_y^2 k_0^2 \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_e} \right] \dots\dots\dots (3-54.a)$$

$$G_{xy} = G_{yx} = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \left[\frac{k_x k_y k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_m} - \frac{k_x k_y k_0^2 \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_e} \right] \dots\dots\dots (3-54.b)$$

$$G_{yy} = \frac{-i}{\omega \epsilon_0} \left[\frac{k_y^2 k_{z0} k_{z1} \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_m} + \frac{k_x^2 k_0^2 \sin(k_{z1} d_1)}{k_s^2 T_e} \right] \dots\dots\dots (3-54.c)$$

Avec :-

$$k_{z0}^2 = k_0^2 - k_s^2$$

$$k_0^2 = \omega^2 \epsilon_0 \mu_0$$

$$k_{z1}^2 = k_1^2 - k_s^2$$

$$k_1^2 = \omega^2 \epsilon_1 \mu_0 = \epsilon_{r1} \omega^2 \epsilon_0 \mu_0 = \epsilon_{r1} k_0^2 \Rightarrow k_{z1}^2 = \epsilon_{r1} k_0^2 - k_s^2$$

III-2-3/ Formulation Des Paramètres Caractéristiques De L'antenne :-

III-2-3-1/ Equation Intégrale Du Champ Electrique :-

Nous avons montrer que :-

$$\begin{bmatrix} \tilde{E}_x \\ \tilde{E}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{J}_x \\ \tilde{J}_y \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3-55)$$

$$(3-55) \Leftrightarrow \begin{cases} \tilde{E}_x = G_{xx} \tilde{J}_x + G_{xy} \tilde{J}_y \\ \tilde{E}_y = G_{yx} \tilde{J}_x + G_{yy} \tilde{J}_y \end{cases} \dots\dots\dots (3-56)$$

On utilise la transformée inverse de Fourier pour déterminer les composantes E_x et E_y :-

$$\left\{ \begin{aligned} E_x(x, y) &= \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} [G_{xx} \tilde{J}_x + G_{xy} \tilde{J}_y] e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y \dots\dots\dots (3-57.a) \\ E_y(x, y) &= \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} [G_{yx} \tilde{J}_x + G_{yy} \tilde{J}_y] e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y \dots\dots\dots (3-57.b) \end{aligned} \right.$$

On sait que les composantes E_x et E_y sont nulles dans le plan du patch métallique :-

$$(3-57.a) \Rightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xx} \tilde{J}_x e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xy} \tilde{J}_y e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \dots\dots\dots (3-58.a)$$

$$(3-57.b) \Rightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yx} \tilde{J}_x e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yy} \tilde{J}_y e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \dots\dots\dots (3-58.b)$$

III-2-3-2/ Résolution De L'équation Intégrale Par La Procédure De Galarkin :-

Pour résoudre les équations (3-58.a) et (3-58.b), on utilise la méthode de Galerkin qui consiste à développer la distribution des courants en série de fonctions de base :

$$J_x(x, y) = \sum_{n=1}^N a_n J_{xn}(x, y) \dots\dots\dots (3-59.a)$$

$$J_y(x, y) = \sum_{m=1}^M b_m J_{ym}(x, y) \dots\dots\dots (3-59.b)$$

Les transformées de Fourier des équations (3-59.a) et (3-59.b) sont :-

$$\tilde{J}_x(x, y) = \sum_{n=1}^N a_n \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y)$$

$$\tilde{J}_y(x, y) = \sum_{m=1}^M b_m \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y)$$

En remplaçant dans (3-58.a) et (3-58.b) pour trouver les équations suivantes :-

$$\sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \quad (3-60.a)$$

$$\sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = 0 \quad (3-60.b)$$

En multipliant (3-60.a) par $J_{xk}(x, y)$ pour $k=1 \dots N$ et en intégrant sur le domaine du patch [(x, y) patch] ce qui donne :-

$$\sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) J_{xk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) J_{xk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y =$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{xk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y + \\ \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{yk}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y = 0 \\ \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \quad (3-61.a) \end{aligned}$$

En multipliant (3-60b) par $J_{yl}(x, y)$ ($l=1.M$) et en intégrant sur le domaine du patch [(x, y) patch] on trouve :

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y = C \\ \Rightarrow \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y + \\ \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \int_{-\frac{a}{2}-\frac{b}{2}}^{\frac{a}{2} \frac{b}{2}} J_{yl}(x, y) e^{i(k_x x + k_y y)} dx dy dk_x dk_y = 0 \\ \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \quad (3-61.b) \end{aligned}$$

$$\left\{ \begin{aligned} \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \\ \sum_{n=1}^N a_n \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yx} \tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y + \sum_{m=1}^M b_m \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) dk_x dk_y = 0 \end{aligned} \right.$$

Ces équations peuvent être écrites sous une forme matricielle

$$\begin{bmatrix} (Z_{kn}^1)_{N \times N} & (Z_{kn}^2)_{N \times M} \\ (Z_{lm}^3)_{M \times N} & (Z_{lm}^4)_{M \times M} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} (a_n)_{N \times 1} \\ (b_m)_{M \times 1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{0} \\ \bar{0} \end{bmatrix} \dots \dots \dots (3-62)$$

avec :-

$$Z_{km}^1 = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) \cdot G_{xx} \tilde{J}_{xm}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots \dots \dots (3-63.a)$$

$$Z_{km}^2 = \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{J}_{xk}(-k_x, -k_y) \cdot G_{xy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots \dots \dots (3-63.b)$$

$$Z_{lm}^{31} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) \cdot G_{yx} \tilde{J}_{xm}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots\dots\dots (3-63.c)$$

$$Z_{lm}^4 = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{yl}(-k_x, -k_y) \cdot G_{yy} \tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) dk_x dk_y \dots\dots\dots (3-63.d)$$

Avec :- k, n =1,2,..., N et l, m=1,2,..., M

III-2-3-3/ Calcul De La Fréquence De Résonance Et La Bande Passante :-

Dans le cas d'une équation matricielle homogène et pour éviter la solution triviale, il faut que le système [Z][C]=0 soit la matrice singulière, ce qui équivaut à imposer la condition suivante:

$$\det[Z(w)]=0 \dots\dots\dots (3-64)$$

L'équation (3-64) est satisfaite par une fréquence complexe $f = \frac{w}{2\pi}$ qui est la fréquence de résonance de l'antenne.

Avec :- $f = f_r + if_i$

Une fois le problème de la fréquence de résonance f est résolu, le vecteur propre minimal de la matrice (Z) donne les coefficients du courant, le courant est donc obtenue sous forme numérique. La technique de la phase stationnaire intervient dans le calcul du champ lointain.

III-2-3-4/ Choix Des Fonctions De Base :

La procédure de Galerkin consiste à développer la distribution des courants surfaciques en séries de fonctions. Théoriquement il existe plusieurs types et formes de base, mais dans les études pratiques, le nombre de fonctions utilisées est limité, ces fonctions doivent vérifier certaines considérations (par exemple il faut qu'elles soient en rapport direct avec la géométrie du patch).

Généralement les fonctions sinusoïdales sont utilisées pour étudier les géométries triangulaires et rectangulaires, alors que les fonctions de Bessel sont réservées aux formats annulaires et circulaires.

Le choix de ces fonctions influe sur la vitesse de la convergence des résultats numériques (le calcul de la fréquence de résonance) et le choix inexact de ces fonctions peut donner des résultats erronés.

Dans notre étude, nous allons utiliser un types de fonction de base, pour développer la distribution du courant surfacique, inconnus sur la plaque rectangulaire.

Le premier type de fonction de base est formé par l'ensemble des modes TM d'une cavité rectangulaire avec murs latéraux magnétiques, ces modes sont donnés par:

$$J_{xk}(x, y) = \sin\left[\frac{k_1\pi}{a}\left(x + \frac{a}{2}\right)\right] \cos\left[\frac{k_2\pi}{b}\left(y + \frac{b}{2}\right)\right]$$

$$J_{ym}(x, y) = \sin\left[\frac{m_2\pi}{b}\left(y + \frac{b}{2}\right)\right] \cos\left[\frac{m_1\pi}{a}\left(x + \frac{a}{2}\right)\right]$$

Les courants donnés par les équations sont définis uniquement sur la plaque rayonnante et nulle en dehors de cette dernière ; les couples (k_1, k_2) et (m_1, m_2) sont des nombres entiers, le choix de ces nombres dépend du mode étudié. Dans notre étude, nous nous intéressons au mode TM_{01} qui possède un courant dominant dans la direction Y.

III-3/ Un Réseau De Neurone Artificiel Pour Le Calcul De La Fréquence De Résonance Complexe (approche neurospectrale):

Les perceptrons multicouches (MLP), qui sont parmi les architectures les plus simples et donc les plus généralement utilisés des réseaux neurologiques, ont été adaptés pour le calcul de la fréquence de résonance complexe. Les MLP peuvent être entraînés par l'utilisation de plusieurs algorithmes. Dans ce travail, l'algorithme standard de rétro propagation est utilisé pour l'entraînement de MLP. Le perceptron multicouche est composé de trois couches : une couche d'entrée, une couche de sortie et une autre couche intermédiaire ou couche cachée.

Les neurones, dans la couche d'entrée, agissent seulement en tant que des amortisseurs pour distribuer les signaux d'entrée (x_i) aux neurones dans la couche cachée.

Chaque neurone (j), dans la couche cachée, cumule ses signaux d'entrées (x_i) après les avoir pesés avec les coefficients des raccordements respectifs w_{ji} de la couche d'entrée et calcule son rendement (y_j) :

$$y_j = f(\sum w_{ji} x_i)$$

Où f est une fonction d'activation : sigmoïde, tangente hyperbolique,...etc. La sortie des neurones dans la couche cachée est calculée d'une façon similaire à celle-ci.

La technique proposée dans ce travail implique la formation d'un réseau de neurones pour calculer la fréquence de résonance de l'antenne, quand les valeurs de: W , L , h , et ϵ_r sont indiquées. Le modèle du réseau utilisé pour le calcul de la fréquence de résonance (FR) est illustré sur la figure [FIG.III-4]. Dans cette figure, LF et SF représentent respectivement la fonction de transfert linéaire et la fonction de sigmoïde utilisées dans la structure du perceptron multicouche.

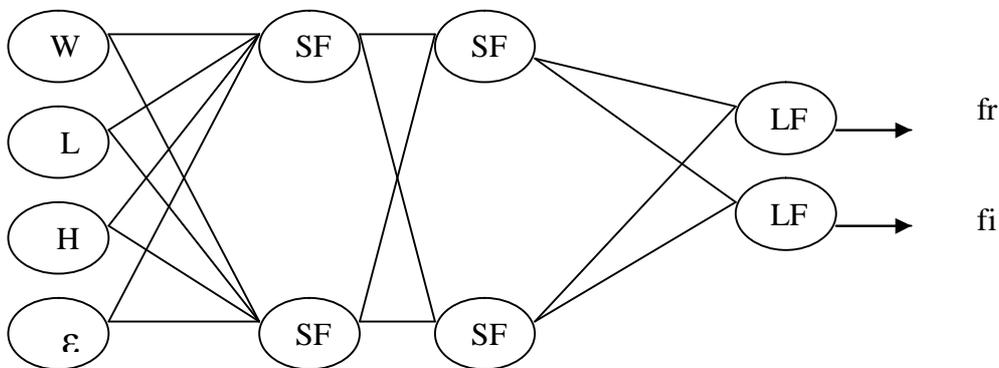


FIG (III-4) : Calcul De La Fréquence De Résonance D'une Antenne Microbande Rectangulaire Par Les Réseaux De Neurones

Cette nouvelle modélisation développée dans ce travail, passe par les étapes suivantes :

[III-3-1/ Choix De La Base De Données \(Apprentissage Et Validation\) :](#)

L'apprentissage du réseau de neurone (MLP) nécessite une base de données assez représentative sur l'espace de fonctionnement. Une base de données, composée de 1196 exemples (W , L , h , et ϵ_r), est conçue à partir des travaux faits précédemment, ainsi que par l'utilisation du polynôme de [Weng Cho Chew](#). Cette base de données est subdivisée par la suite entre un ensemble de test et un autre d'apprentissage. Les deux bases de données, ainsi obtenues, doivent impérativement couvrir tout l'espace de fonctionnement. Dans notre cas, la base d'apprentissage est composée de 1084 exemples, la base de test quand à elle est formée de 112 éléments qui sont réservés à la mesure finale de la performance. Autrement dit, elle sert à vérifier si le réseau de neurones a une bonne performance concernant les exemples qu'il n'a pas appris, ceci afin de vérifier un phénomène très essentiel noté dans le chapitre précédent qui est le [sur apprentissage](#).

[III-3-2/ L'apprentissage Du Réseau MLP :](#)

Une fois que les deux bases sont créés (apprentissage et test), on passe à la définition d'une architecture du réseau de neurones (MLP). Le nombre de neurones dans la couche de sortie est de deux, pour la partie réelle et imaginaire de la fréquence de résonance. Quand aux couches cachées, et après plusieurs épreuves, on a constaté que le réseau de deux couches a réalisé la tâche avec l'exactitude la plus élevée. La meilleure configuration de réseau trouvée est : 5 neurones pour la première et la deuxième couche cachée, cette architecture a été choisie par un processus d'optimisation qui sera détaillé dans le paragraphe [\(III-3-3\)](#).

L'apprentissage du réseau consiste dans l'ajustement de ces poids par l'utilisation de l'algorithme de rétro propagation. Dans notre travail, on a utilisé l'algorithme de rétro propagation de *Levenberg Marquardt* qui est le plus rapide parmi d'autres algorithmes.

Dans ce paragraphe nous détaillerons davantage la mise en œuvre de cet algorithme (rétropropagation) et les résultats obtenus.

Soit un réseau MLP composé de $L+1$ couches (L couche cachée plus une couche de sortie) chaque couche contient R^q neurones avec :

<i>Paramètres</i>	<i>Leurs Indications</i>
q	Un indice qui représente le numéro de la couche
W_{ji}^q	Le poids de connexion entre le neurone 'j' de la couche 'q' et le neurone 'i' de la couche précédente 'q-1'
<i>ITR</i>	Le nombre d'itération maximum
<i>itr</i>	Un indice qui représente le numéro d'itération
<i>SSE</i>	somme des erreurs carrées (Sum Square Error)
S	Un seuil qui représente la valeur minimale de SSE qu'on désire obtenir
N	Nombres d'exemples de la base d'apprentissage
n	Un indice représentant le numéro d'élément de la base d'apprentissage

TAB (III-1): Mise Au Point De L'algorithme D'apprentissage

Pour bien mettre en évidence l'algorithme de rétro propagation des erreurs, on a essayé de réaliser un organigramme représentant cet algorithme [FIG.III-5]. Cet organigramme est composé essentiellement de trois boucles imbriquées l'une dans l'autre. La première boucle sert au contrôle du nombre d'itération 'itr' : si ce dernier dépasse le nombre d'itération maximum 'ITR' sans atteindre la performance voulue $SSE < S$, alors le programme n'a pas pu optimiser les poids du réseau. La deuxième boucle, quand à elle, contrôle le nombre d'exemples d'apprentissage : si $n=N$ alors l'apprentissage est fait sur tout l'ensemble N , ce qui permet de passer au calcul de SSE. Quand à la dernière boucle, elle contrôle la propagation de l'erreur sur les différentes couches du réseau.

A noter que la fin du programme peut être causée par :

- ✚ SSE est inférieur au seuil S .
- ✚ Le nombre maximum d'itération N atteint.

Bien sûr, l'organigramme de la [FIG.III-5] représente une interprétation de notre programme écrit à base du logiciel MATLAB.

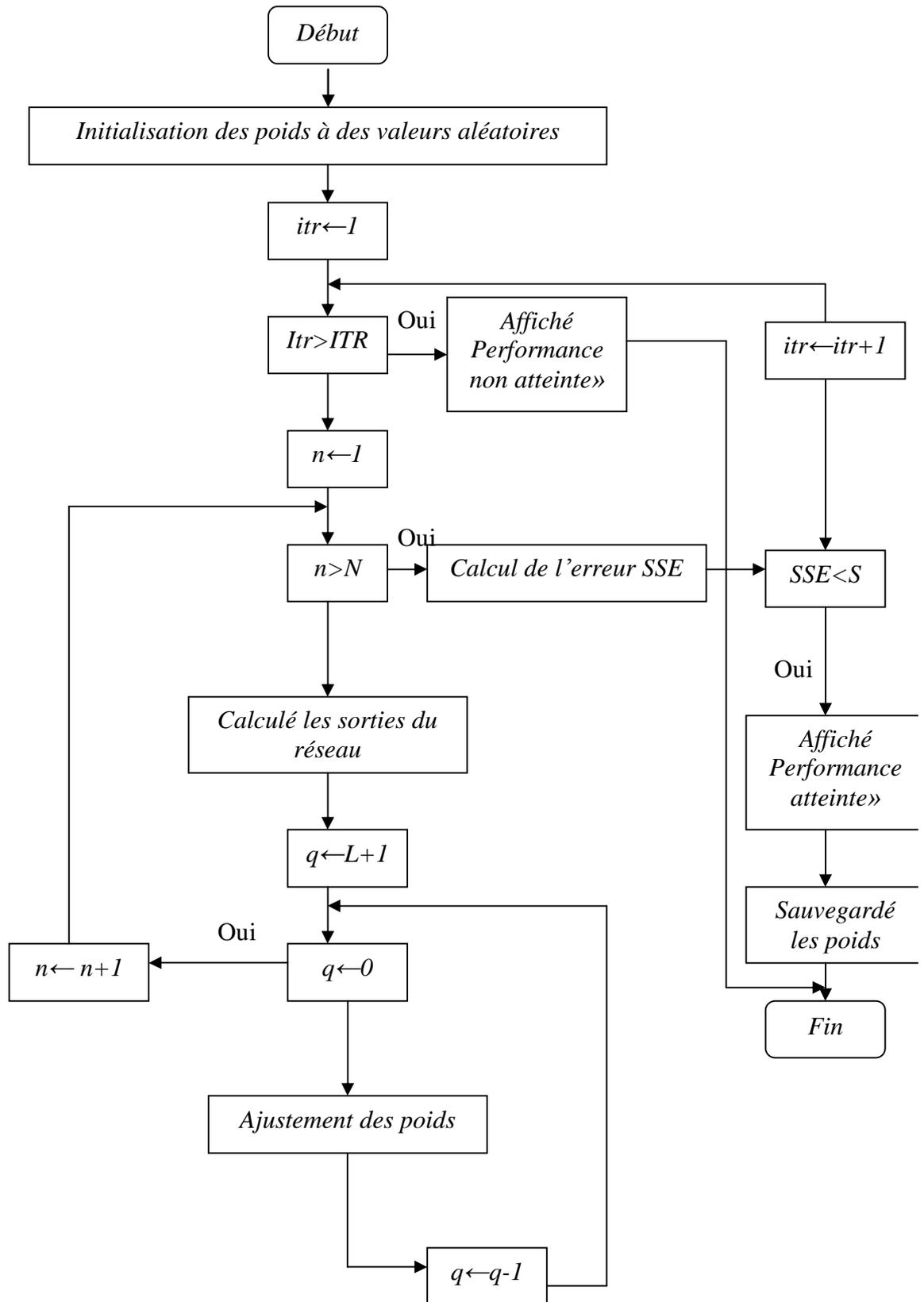


FIG III-5 : Organigramme De La Rétropropagation Des Erreurs

Afin d'évaluer la dépendance existante entre le choix du seuil S et le nombre d'itérations nécessaires pour l'atteindre, on a pu réaliser une expérience qui consiste à donner plusieurs valeurs pour le seuil S et tracer l'évolution du S en fonction du nombre d'itérations pour les différentes valeurs du seuil.

On remarque que le nombre d'itérations est inversement proportionnel au seuil S [FIG.III-6]; c'est-à-dire le choix d'un seuil faible nécessite un nombre d'itérations important pour l'atteindre et inversement. Toutes les valeurs choisies et trouvées pour cette expérience sont représentées sur le tableau TAB (III-2).

Le seuil S	Le nombre d'itération
5×10^{-3}	733
1×10^{-2}	153
5×10^{-2}	47
1×10^{-1}	24
5×10^{-1}	9

TAB (III-2) : Nombre Des Itérations Maximum En Fonction Du Seuil

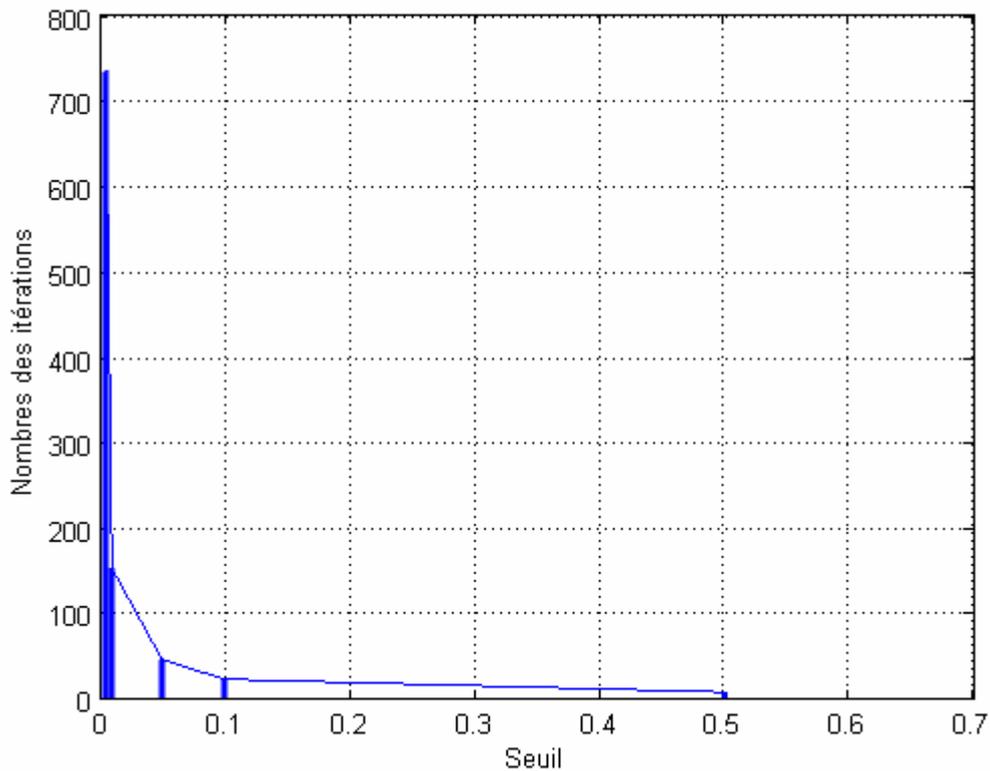


FIG (III-6) : Dépendance Existante Entre Le Seuil Et Le Nombre D'itération Maximum

III-3-3/ Optimisation De l'Architecture :

La phase qui va suivre est une phase primordiale dans la conception des ANN. Il s'agit de trouver le nombre optimal des couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche afin que le modèle ANN puisse exprimer fidèlement la variation de la sortie (fréquence de résonance « FR » dans notre cas).

Cette détermination est faite en testant notre réseau avec un nombre compris entre 1 et 6 neurones pour chaque couche, l'organigramme de la figure [FIG.III-7] montre l'enchaînement du processus d'optimisation. Le choix de l'architecture est basé également sur quelques termes (paramètres), autres que SSE, ce dernier qui est fixé à 5×10^{-3} . Quant au nombre d'itérations maximum, il est fixé à 1500 itérations.

- ✚ Erreur commise sur l'ensemble d'apprentissage (ERT) pour les deux parties de la fréquence de résonance : $ERT = \sum abs(f(ANN) - f(apprentissage))$
- ✚ Le nombre effectif des paramètres utilisés (%).

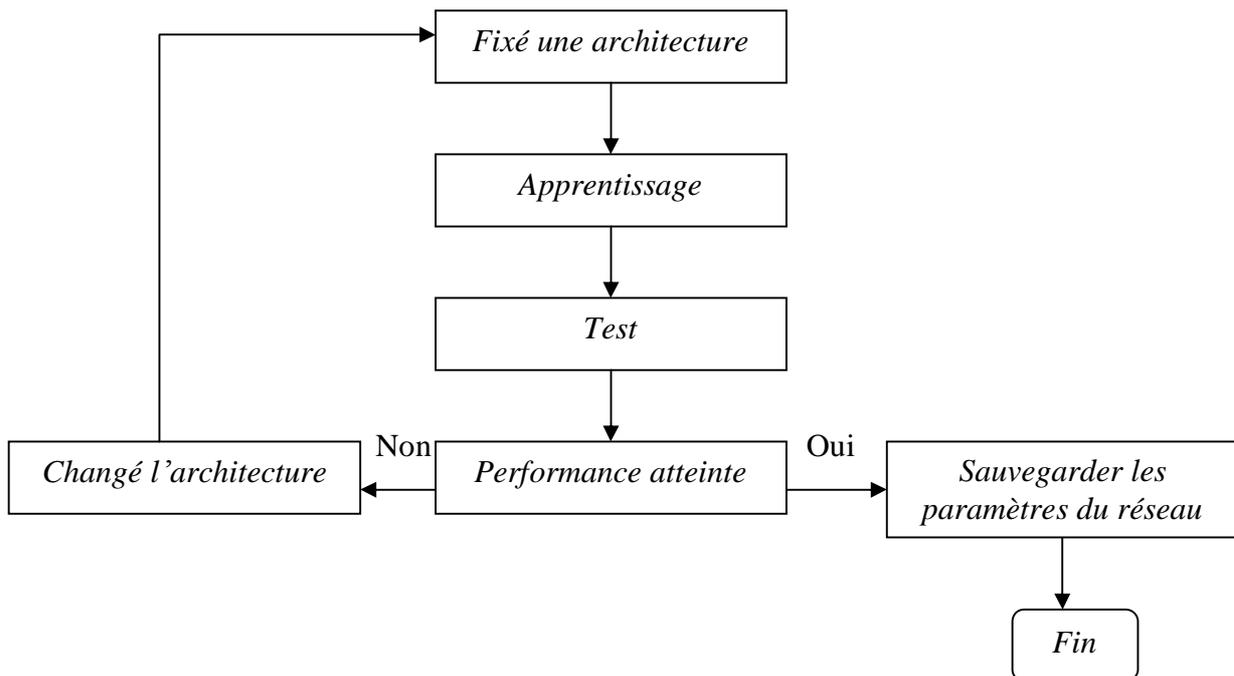


FIG (III-7) : Optimisation De L'architecture

Après avoir tester plusieurs possibilités d'architecture et mesurer, pour chacune, les performances citées plus haut, nous avons reporté quelques résultats trouvés sur le tableau TAB (III-3).

Ce tableau indique, que pour les sept premières architectures, l'algorithme n'a pas pu atteindre le seuil qu'on a déterminé auparavant, tandis que pour les 5 autres architectures, ce seuil est atteint. L'étape suivante consiste à choisir entre ces 5 dernières. Notre choix est porté sur l'architecture (5-5-2) où les trois paramètres de sélection ont les meilleures performances possibles.

N° de l'architecture	Architecture	Erreur test	ERT (Ghz)	Nbre effective des paramètres	SSE apprentissage
1	3-3-2	0.0037	38.39	86.02	Non atteint
2	3-4-2	0.0016	24.41	90.78	Non atteint
3	3-5-2	0.0016	18.18	87.955	Non atteint
4	3-6-2	7.95×10^{-4}	19.95	88.4	Non atteint
5	4-3-2	0.0027	28.527	89.15	Non atteint
6	4-4-2	0.0011	22.685	86.30	Non atteint
7	4-5-2	5.44×10^{-4}	14.3	92	Non atteint
8	4-6-2	6.8969×10^{-4}	11.857	92.39	Atteint
9	5-3-2	0.0012	13.64	89.40	Non atteint
10	5-4-2	6.4877×10^{-4}	12.02	92.45	Atteint
11	5-5-2	5.47×10^{-4}	10.97	94.47	Atteint
12	6-5-2	8.57×10^{-4}	11.14	94	Atteint
13	6-6-2	5.8971×10^{-4}	11.82	92.44	Atteint

TAB (III-3) : La Variation Des Critère De Choix De L'architecture Pendant L'optimisation

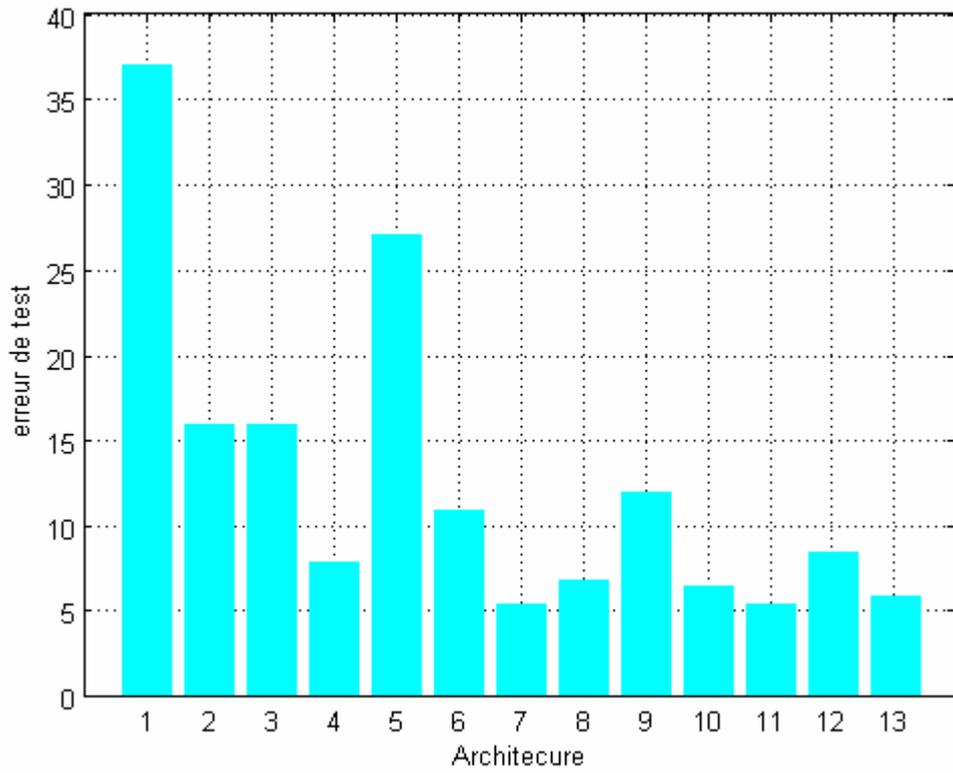


FIG (III-8) : Variation De L'erreur De Test Pour Différentes Architectures

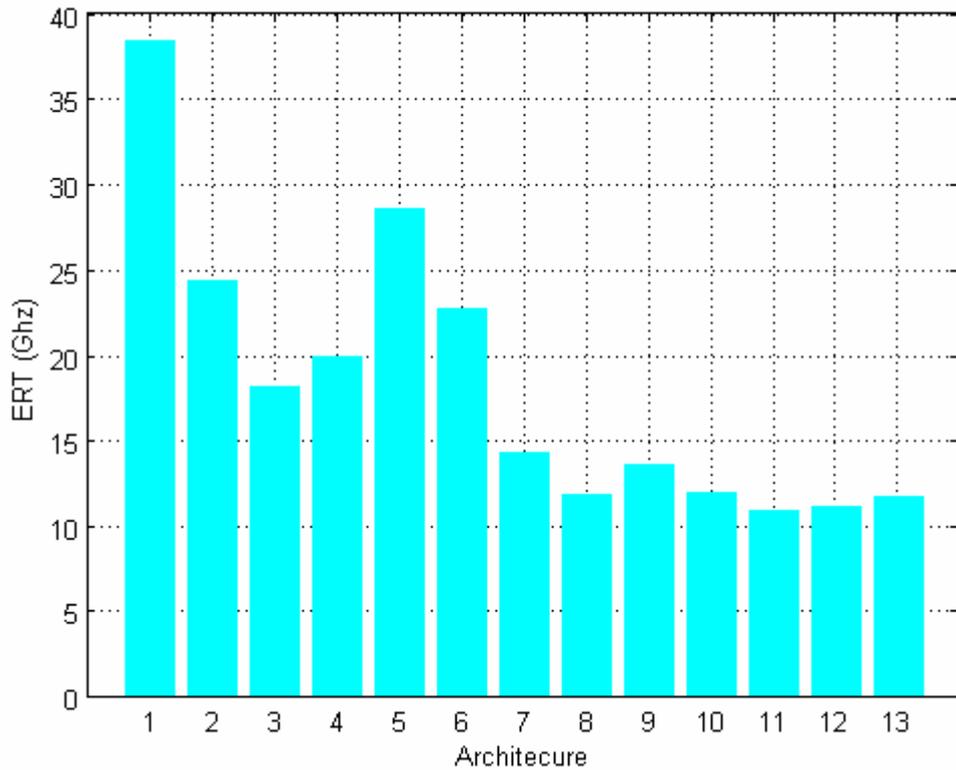


FIG (III-9) : Variation De L'ERT Pour Différentes Architectures

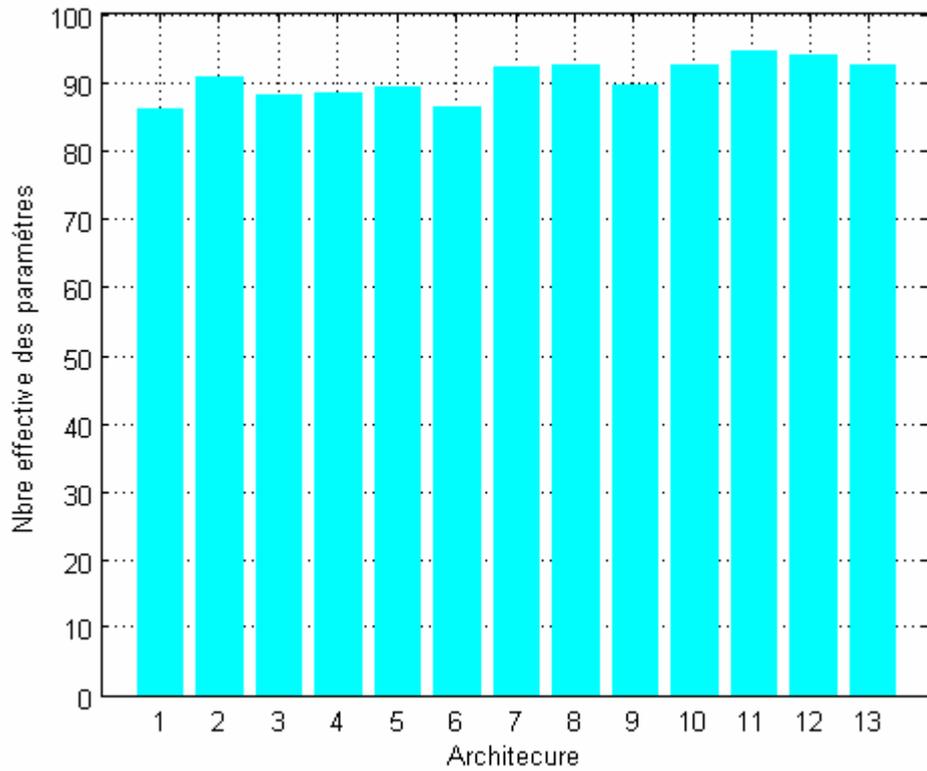


FIG (III-10) : Variation Du Nombre Effective Des Paramètres Pour Différentes Architectures

III-3-4/ Le Modèle Finale :

Après avoir étudié toutes les dernières étapes, nécessaires à la modélisation par les ANN, et après les nécessaires optimisations, on peut donc dire qu'on a abouti à notre modèle final, qui est ainsi représenté sur le tableau TAB (III-4) avec ses paramètres optimisés. C'est à partir des résultats trouvés par ce modèle qu'on va étudier les différentes caractéristiques de l'antenne (fréquence de résonance complexe, bande passante et champ rayonné) en fonction de ses paramètres physiques et géométriques (L, W, h, ϵ_r) dans le chapitre suivant.

Paramètre	Valeur optimisée	
Architecture	Feed-forward MLP	
Couche cachée	2	
Règle d'apprentissage	Rétro propagation des erreurs	
	Couche d'entrée	4

Nombre de neurones	1 ^{ère} couche cachée		5		
	2 ^{ème} couche cachée		5		
	Couche de sortie		2		
La fonction de transfert	1 ^{ère} couche cachée		Sigmoïde		
	2 ^{ème} couche cachée		Sigmoïde		
	Couche de sortie		Linéaire		
Définition des entrées		L (cm)	W(cm)	h (cm)	ϵ_r
	Max	10	5.25	1	10
	Min	1	1	0.05	1.250
Erreur du test	5.47×10^{-4}				
Erreur d'apprentissage	$< 5 \times 10^{-3}$				
Base de données	Apprentissage		1084		
	test		112		

TAB (III-4) : Les Paramètres Optimisés Pour Le Modèle Finale

III-4/ Comparaison Des Résultats Obtenus Par Notre Méthode (Neurospectrale) est celles Obtenus Par D'autre Méthode :

Nous comparons, à présent, nos résultats obtenus pour une antenne microbande rectangulaire simple pour différentes valeurs de ces paramètres, avec les résultats portés par d'autres scientifiques, qui sont tous donnés sur le tableau TAB (III-5). Les termes : $f(chew)$, $f(NS)$, $f(Ho)$, $f(Ha)$, $f(Ca)$, $f(Ba)$, $f(Ja)$, $f(Se)$ représentent respectivement les résultats de : *chew*, calculé par notre méthode, *Howell*, *Hammerstad*, *Carver*, *Bahl et Bhartia*, *James et al*, *Sengupta*. L'erreur relative est ainsi calculée entre les données d'apprentissage (*chew*) et (NS).

L (cm)	W (cm)	h (cm)	ϵ_r	$f(chew)$ Ghz	$f(NS)$ Ghz	$f(Ho)$ Ghz	$f(Ha)$ Ghz	$f(Ca)$ Ghz	$f(Ba)$ Ghz	$f(Ja)$ Ghz	$f(Se)$ Ghz	Erreur relative%
5.7	3.8	0.3175	2.33	2.3769	2.385	2.586	2.381	2.373	2.452	2.296	2.458	0.339
4.55	3.05	0.3175	2.33	2.9085	2.920	3.222	2.911	2.893	3.013	2.795	3.042	0.393
4.1	4.14	0.1524	2.5	2.2225	2.221	2.292	2.209	2.232	2.259	2.175	2.248	0.06
2	2.5	0.079	2.22	3.9167	3.896	4.027	3.898	3.949	3.983	3.838	3.951	0.53

TAB (III-5) : Comparaison De Nos Résultats Avec Les Résultat D'autres Méthodes

Il est à noter qu'il existe un autre paramètre qui permet de juger sur l'exactitude des résultats trouvés par notre réseau par rapport aux données d'apprentissage. Ces paramètres se résument dans la corrélation qui peut exister entre les deux sorties, désirées et celles obtenues par le réseau. Ce dernier sera mis en évidence à partir des courbes représentées dans le chapitre suivant.

III-5/ Conclusion :

Puisque le modèle neuronal présenté dans cette étude à une précision élevée pour les deux structures, électriquement minces et épaisses et n'exige aucune fonction mathématique compliquée. Il peut être très utile pour le développement des algorithmes rapides pour la conception assistée par ordinateur (CAD). Ce modèle de conception assistée par ordinateur, est capable de prévoir exactement les fréquences de résonance des antennes rectangulaires microruban. Cela prend seulement quelques microsecondes pour produire les fréquences de résonance sur un ordinateur individuel moderne. Même si le temps d'apprentissage prend près de 10 minutes, après l'apprentissage, le temps de calcul est moins de 100 μ s. Ainsi, après l'apprentissage, le modèle neuronal est très rapide pour fournir les sorties désirées.

IV-1/ Introduction :

Plusieurs méthodes ont été utilisées pour la détermination des caractéristiques essentielles d'une antenne microbande, mais la plupart d'elles souffrent d'un problème majeure qui consiste leurs limites d'utilisation, soit pour des structures électriquement minces seulement ou électriquement épaisses.

Une nouvelle approche pour la modélisation de l'antenne microbande est appliquée dans ce travail, cette approche basée sur la méthode neurospectrale est utilisée pour l'analyse d'une antenne microbande de forme rectangulaire, une forme choisie en raison de son importance inhérente et aussi parce qu'elle est largement répandue comme élément dans les réseaux d'antennes.

Les résultats obtenus par cette nouvelle méthode pour la fréquence complexe, la bande passante, le champ rayonné, indifféremment pour les deux structures électriquement minces ou épaisses, sont présentés dans cette partie, en détail, sur un ensemble de graphes en fonction de quelques paramètres géométriques et physiques de cette antenne, tels que: la permittivité (ϵ_r) et l'épaisseur (h) du diélectrique, ainsi que la longueur (l) et la largeur (w) de l'élément rayonnant.

Et afin de valider nos résultats, on a tracé sur ces mêmes graphes les résultats obtenus par: la méthode spectrale, weng cho chew.

IV-2/ Interprétation Des Résultats Numériques :

L'un des paramètres essentiels qui permettent de juger sur la validation d'un réseau de neurone réalisé, comme déjà cité dans le chapitre précédent, est la corrélation entre les deux sorties: celle obtenue par le réseau et celle désirée et ceci pour les deux ensembles: l'ensemble d'apprentissage et l'ensemble de validation.

Les figures [FIG (IV- 1 et 2)] montrent cette caractéristique pour les deux ensembles, dans le cas de la fréquence réelle. Pour le cas de la partie imaginaire de la fréquence, les figures [FIG IV- 3, 4], représentent cette dépendance, ces quatre figures montrent bien que les deux résultats (sorties) sont presque identiques soit pour l'ensemble d'apprentissage ou celui de validation pour les deux parties de la fréquence (réelle et imaginaire).

Il faut noter que l'écart existant entre nos résultats et le résultat obtenu par CHEW et SDA est dû à quelques points dont essentiellement :

1/ Erreur dans la fonction à modéliser, causée par la tolérance du réseau qui est de l'ordre de 5×10^{-3} .

2/ La normalisation, par rapport à des grands nombres, des sorties et des entrées fait que la plupart de ces valeurs (sorties et entrées) sont proches de zéro.

3/ les erreurs inhérentes des ordinateurs faisant face à des nombres très petits avec une virgule flottante très grande.

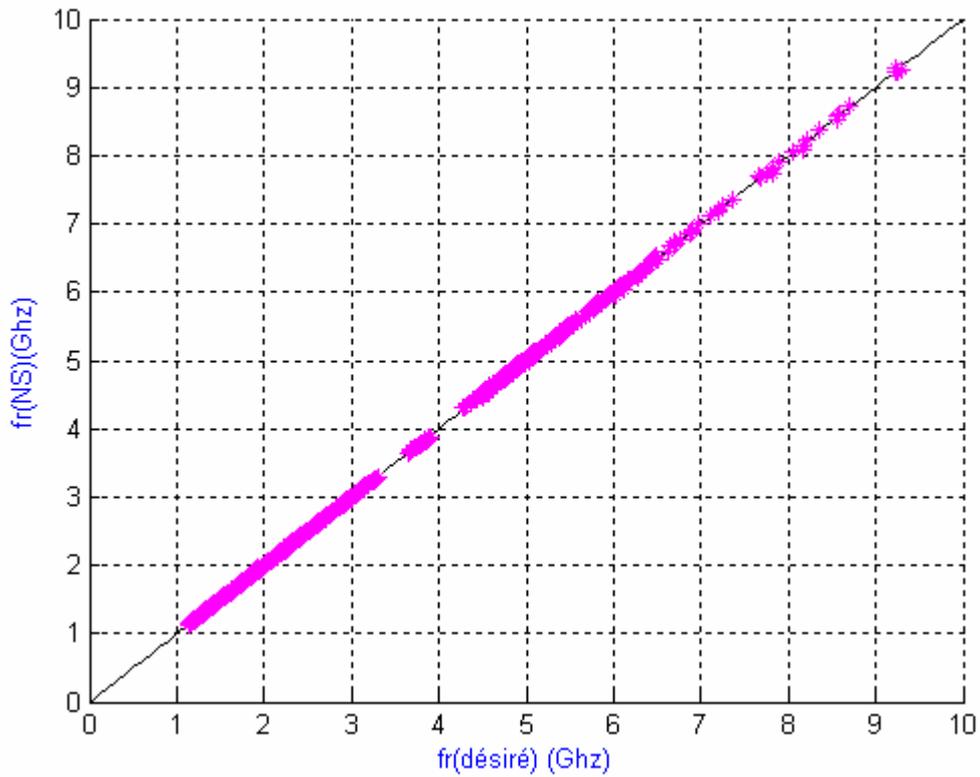


FIG IV -1 : corrélation de fr (NS) et fr (désirée) pour l'ensemble d'apprentissage

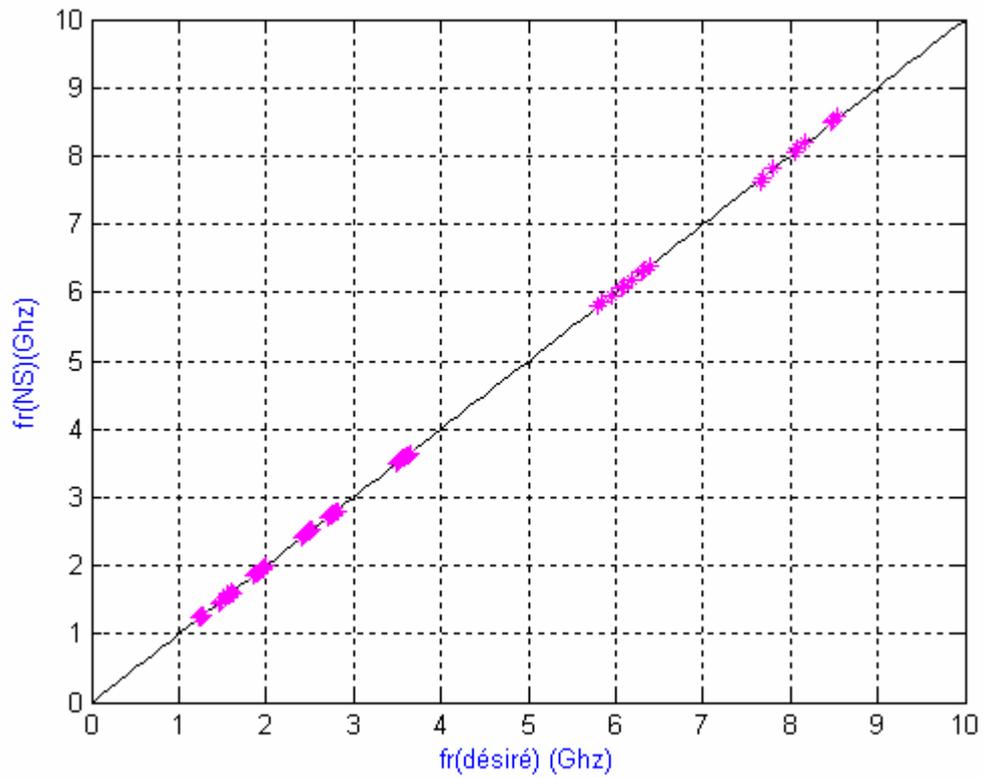


FIG IV -2 : corrélation de fr (NS) et fr (désirée) pour l'ensemble de validation

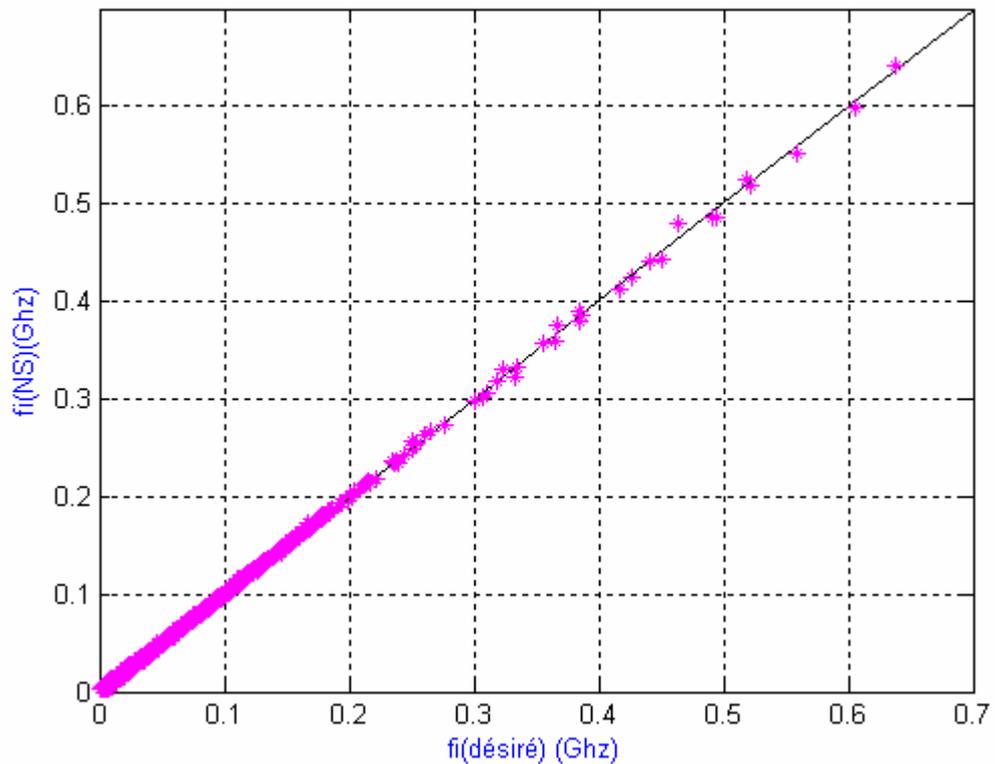


FIG IV -3 : corrélation de fi (NS) et fi (désirée) pour l'ensemble d'apprentissage

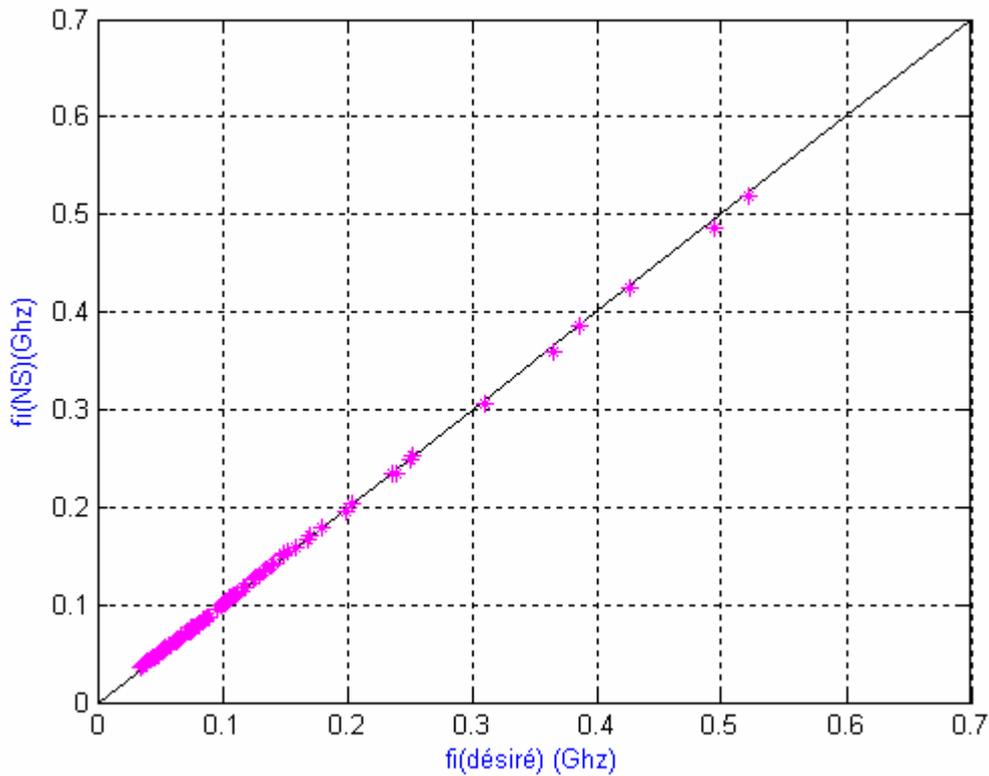


FIG IV -4 : corrélation de f_i (NS) et f_i (désirée) pour l'ensemble de validation

IV-2-1/ Variation de la fréquence de résonance complexe et de la bande passante de l'antenne en fonction de l'épaisseur (h) et de la permittivité (ϵ_r) du substrat

IV-2-1-1/ La Fréquence Réelle :

Les figures [FIG.IV:5-6-7] montrent la variation de la partie réelle de la fréquence de résonance en fonction de l'épaisseur du substrat (h), et ceci pour différentes valeurs de la permittivité (ϵ_r). Pour montrer, à la fois, l'effet de l'épaisseur et de la permittivité du substrat utilisés sur la fréquence de résonance de l'antenne, il est bien clair que l'augmentation de l'épaisseur (h) du substrat a pour effet de diminuer la fréquence de résonance de l'antenne. Ces trois figures montrent également la correspondance existante entre nos résultats et les résultats obtenus par les deux méthodes citées plus haut, ce qui donne une certaine crédibilité à nos résultats.

Après la validation de notre résultat, on a tracé, en utilisant notre nouvelle méthode, les courbes donnant la variation de la partie réelle de la fréquence de résonance pour trois valeurs de (ϵ_r) [FIG.IV-8]. En comparant les tracés obtenues, on remarque que l'augmentation de la permittivité du substrat à le même effet que celui de l'épaisseur, c.à.d

une diminution de la partie réelle de la fréquence de l'antenne; le passage de (ϵ_r) de "1.5" à "4.9" a diminué la fréquence correspondante de "9Ghz à 5Ghz", et ceci pour des valeurs fixes pour les deux autres paramètres w et l .

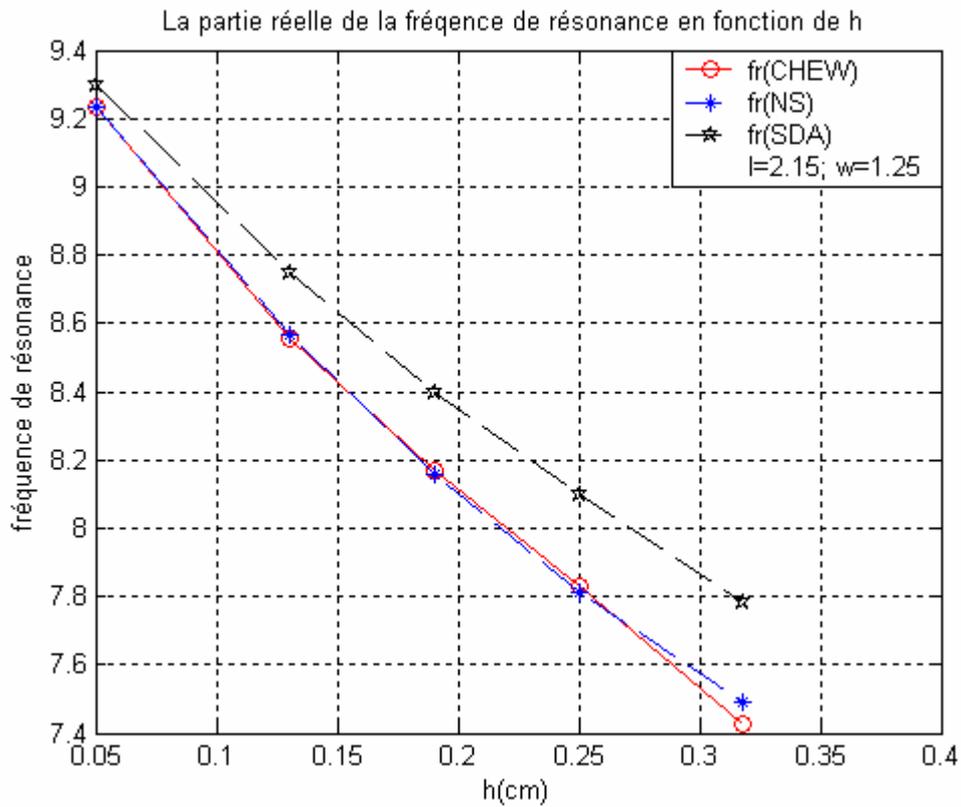


FIG.IV-5: la partie réelle de la fréquence de résonance en fonction de (h) : $\epsilon_r=1.5$

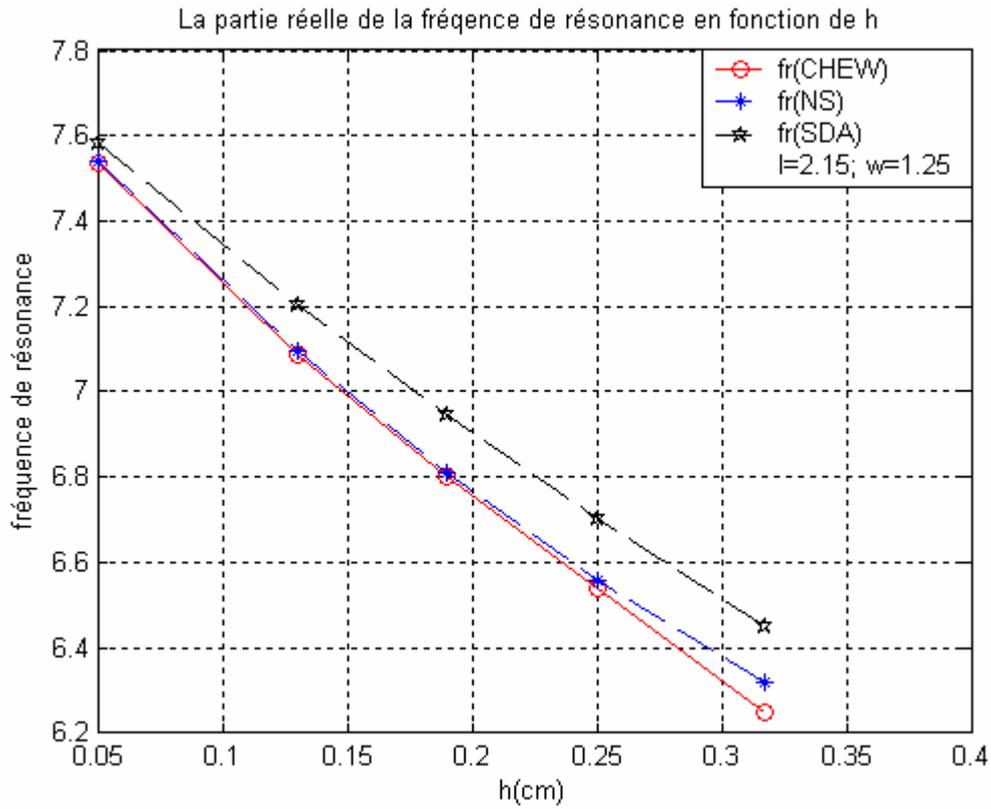


FIG.IV-6: la partie réelle de la fréquence de résonance en fonction de (h): $\epsilon_r=2.32$

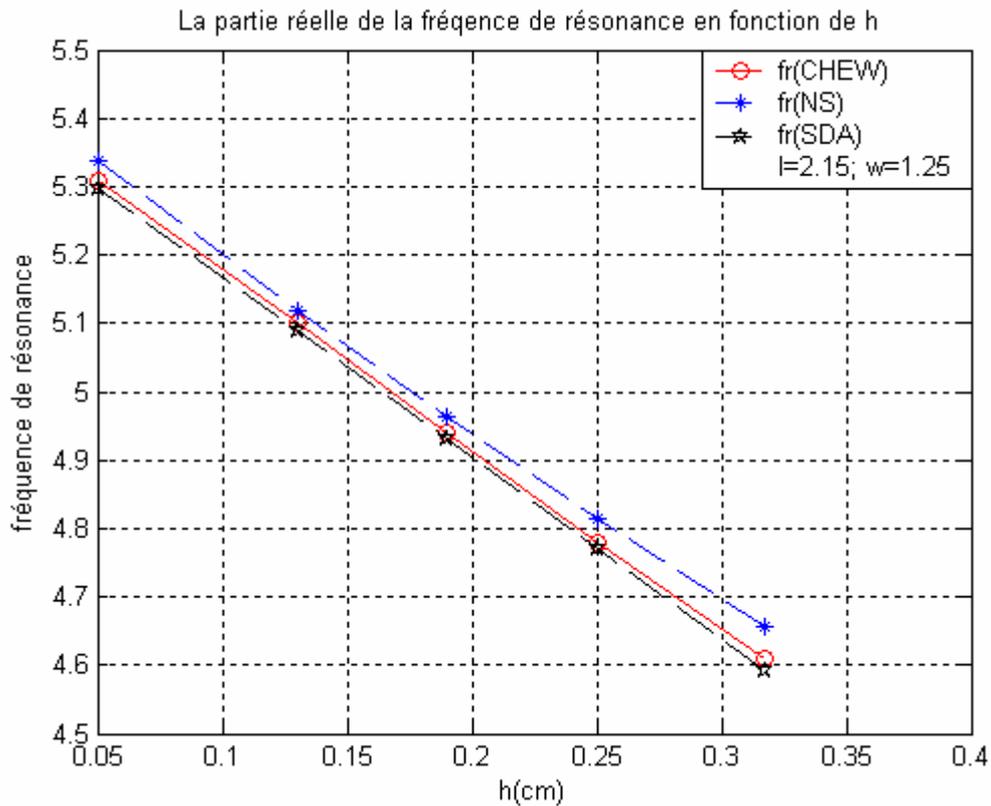


FIG.IV-7 : la partie réelle de la fréquence de résonance en fonction de (h) : $\epsilon_r=4.9$

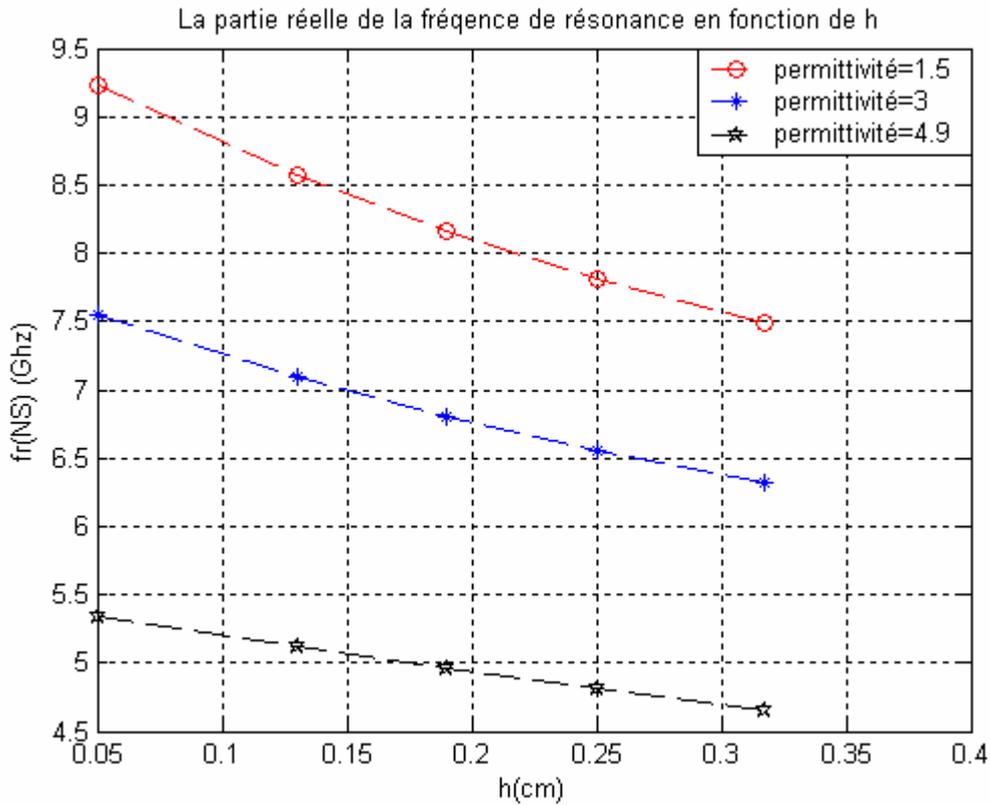


FIG.IV-8 : la partie réelle de la fréquence de résonance en fonction de (h)
 $\epsilon_r=1.5$; $\epsilon_r=3$; $\epsilon_r=4.9$

IV-2-1-2/ La Fréquence Imaginaire:

Dans cette section, on entame l'étude de l'autre caractéristique importante de l'antenne qui est la partie imaginaire de la fréquence qui représente les pertes par rayonnement de cette antenne.

Comme pour la fréquence de résonance (partie réelle), les figures [FIG.IV: 9-10-11] mettent en évidence la variation de la partie imaginaire de la fréquence en fonction de l'épaisseur (h) du substrat, pour différentes valeurs de sa permittivité (ϵ_r).

Ces figures montrent bien que les résultats trouvés par notre réseau sont bien placés pour juger de la bonne impression que donne cette méthode par rapport aux autres avec lesquelles elle est comparée ou validée.

Contrairement au comportement de la fréquence réelle en fonction de (h), la partie imaginaire de la fréquence varie proportionnellement à ce paramètre, c.à.d, une augmentation de l'épaisseur entraîne une augmentation de la fréquence imaginaire. Tandis que la permittivité (ϵ_r) a le même effet sur la fréquence imaginaire que celui qu'elle a sur la partie

réelle, c.à.d l'augmentation de (ϵ_r) a pour effet de diminuer la fréquence imaginaire f_i ce qui est montré en clair sur la figure [FIG.IV-12] tracée en utilisant les résultats obtenus par la méthode neurospectrale.

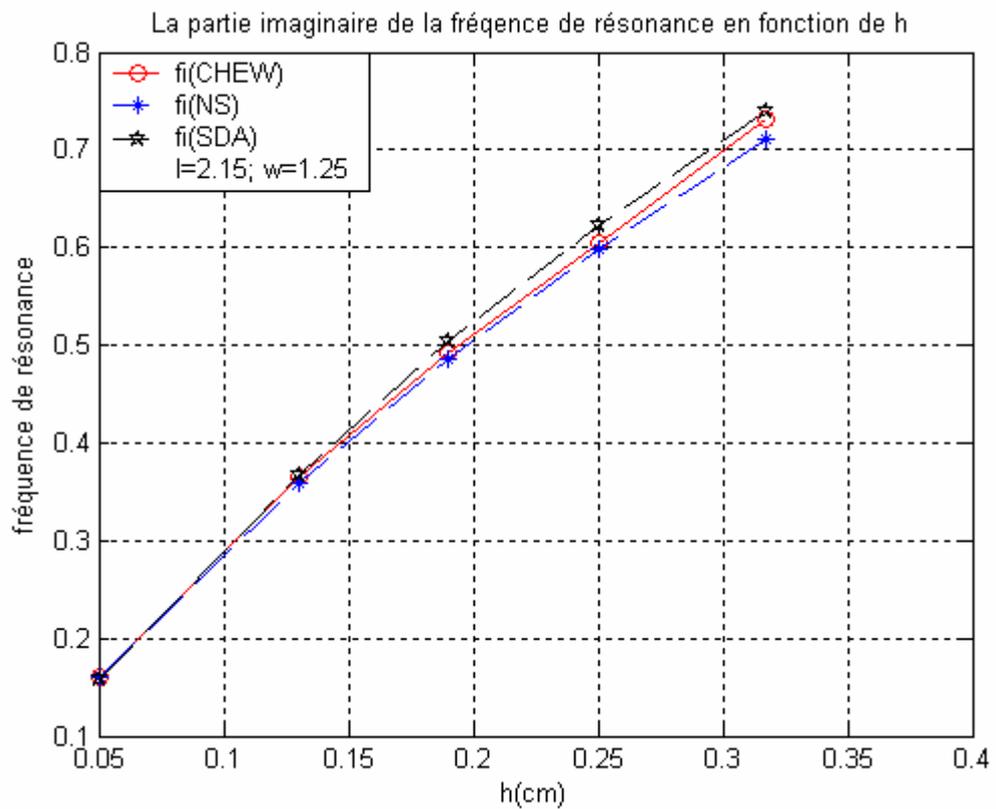


FIG.IV-9: la partie imaginaire de la fréquence de résonance en fonction de (h)
 $\epsilon_r=1.5$

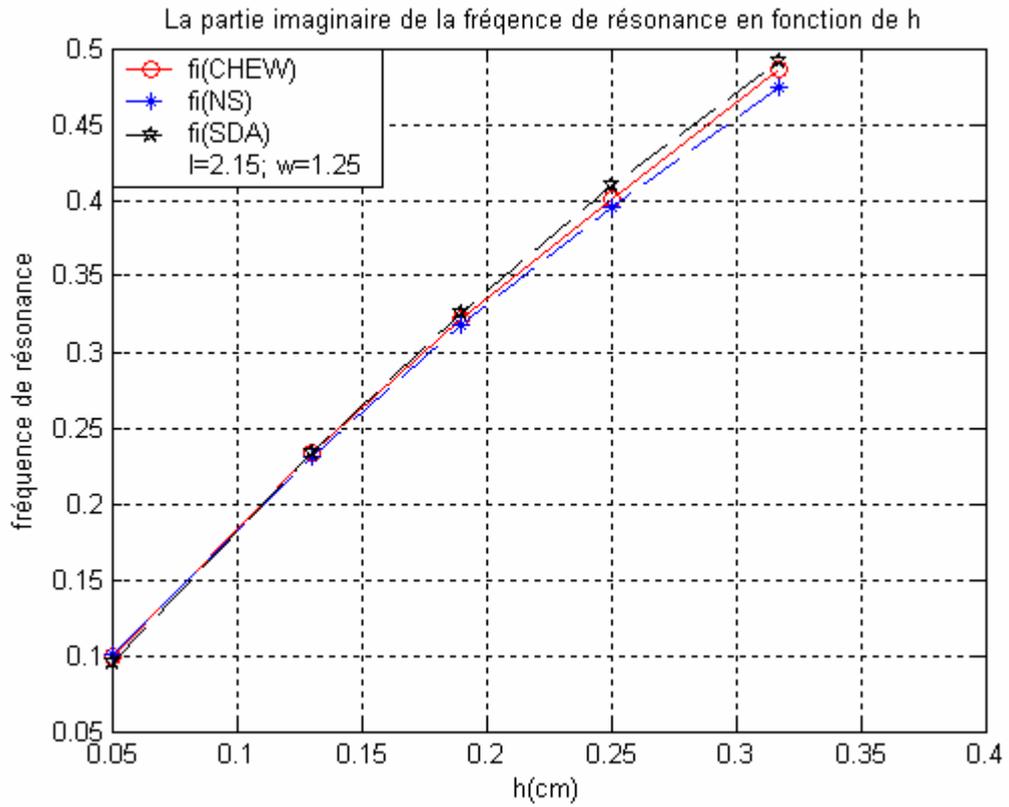


FIG.IV-10: la partie imaginaire de la fréquence de résonance en fonction de (h): $\epsilon_r=2.32$

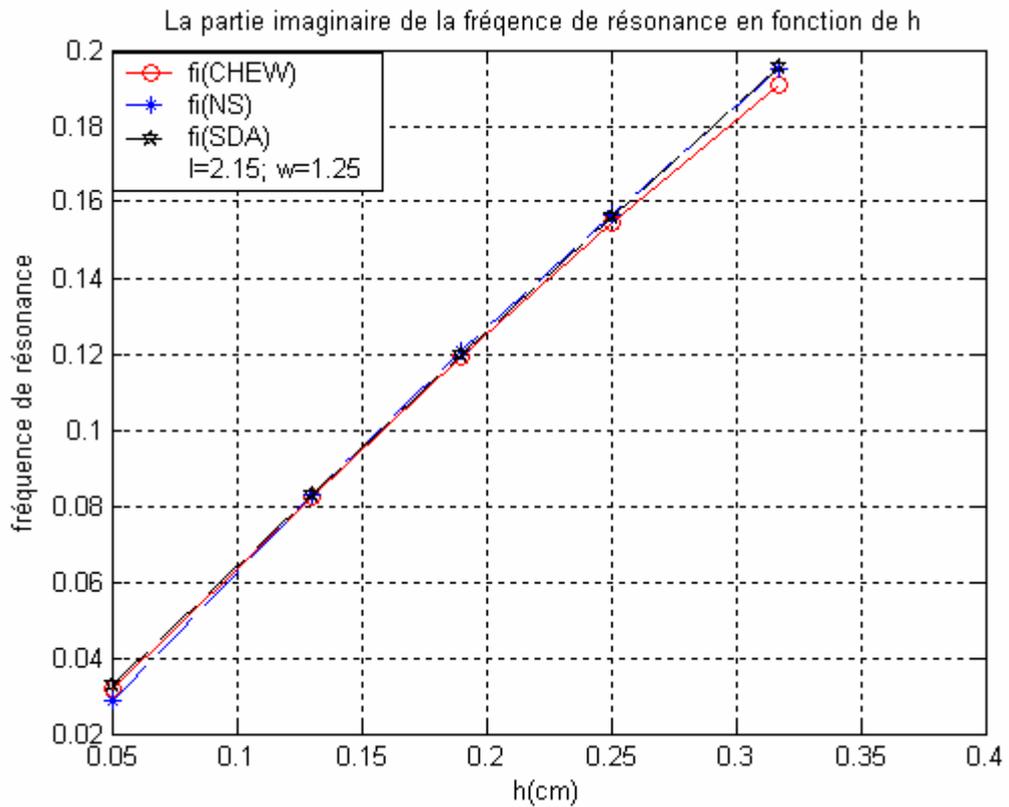


FIG.IV-11: la partie imaginaire de la fréquence de résonance en fonction de (h): $\epsilon_r=4.9$

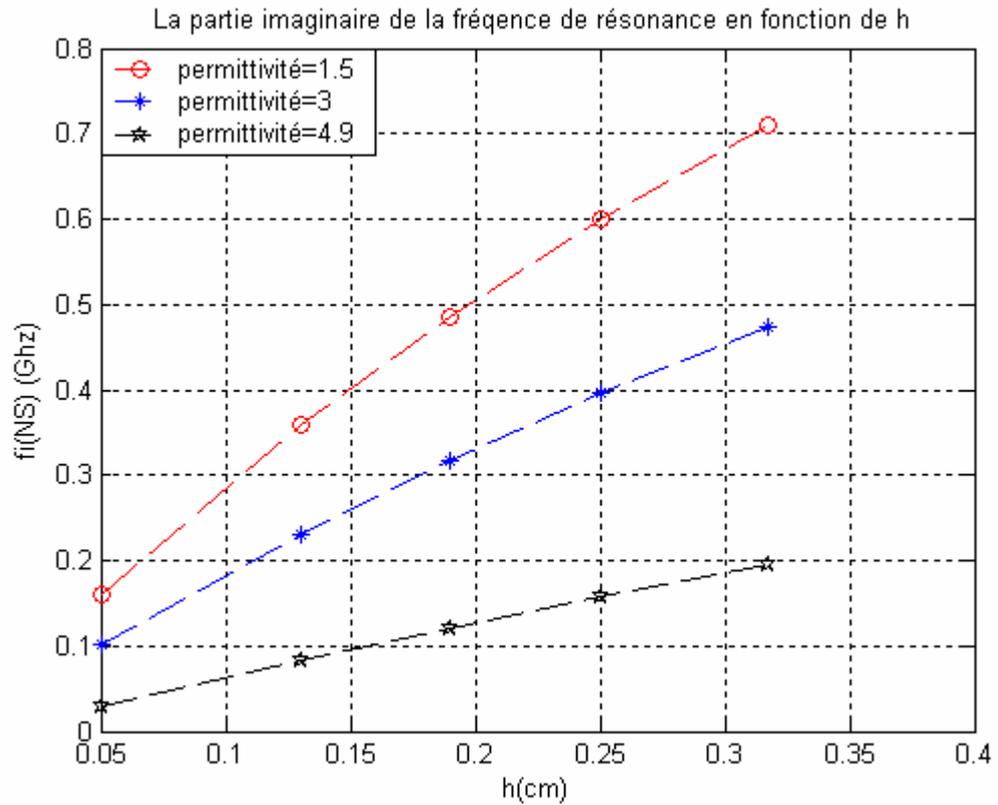


FIG.IV-12: la partie imaginaire de la fréquence de résonance en fonction de (h)
 $\epsilon_r=1.5$; $\epsilon_r=3$; $\epsilon_r=4.9$

IV-2-1-3/ La Bande Passante:

L'influence de l'épaisseur (h) du substrat utilisé et de sa permittivité (ϵ_r) sur la bande passante de l'antenne réalisée est représentée sur les figures [FIG.IV: 13-14-15] pour les trois méthode, SDA, CHEW, N.Spectral. La comparaison entre les courbes permet de valider nos résultats, malgré les quelques écarts qui peuvent exister entre les deux résultats pour les raisons qui ont été citées.

Les courbes présentées sur ces figures indiquent clairement que la bande passante s'élargit au fur et à mesure que l'épaisseur du substrat augmente. Alors, qu'au contraire, à chaque fois que la permittivité du substrat augmente on constate une diminution remarquable de cette largeur [FIG. IV-16].

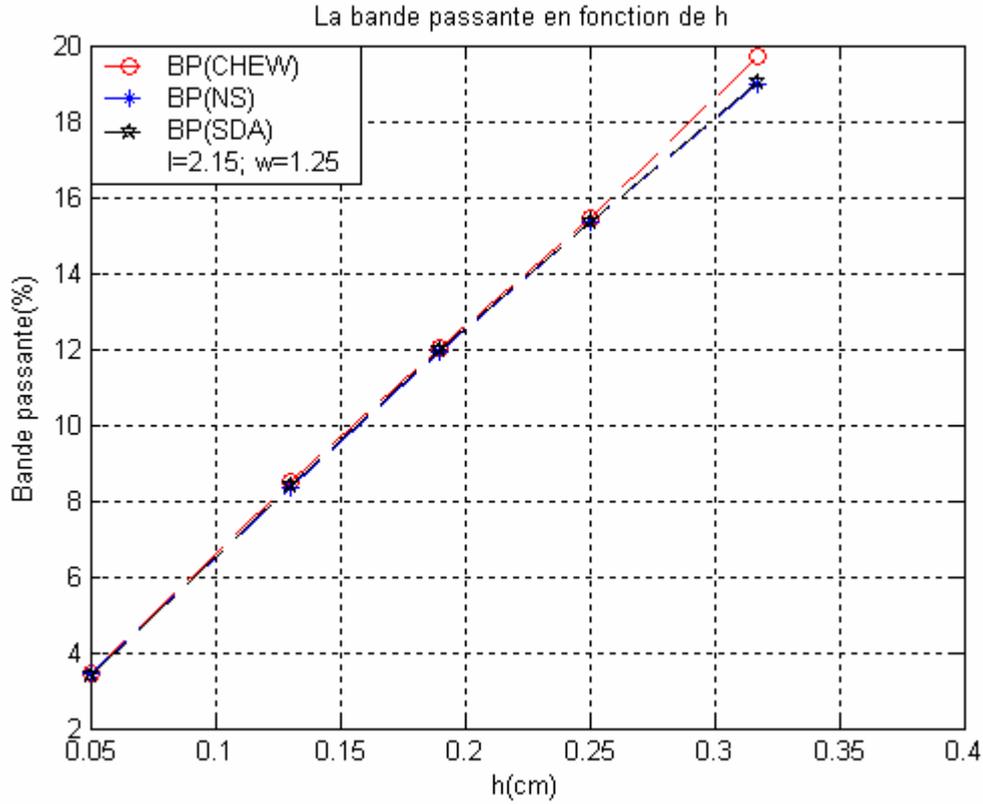


FIG.IV-13: la bande passante en fonction de (h) / $\epsilon_r=1.5$

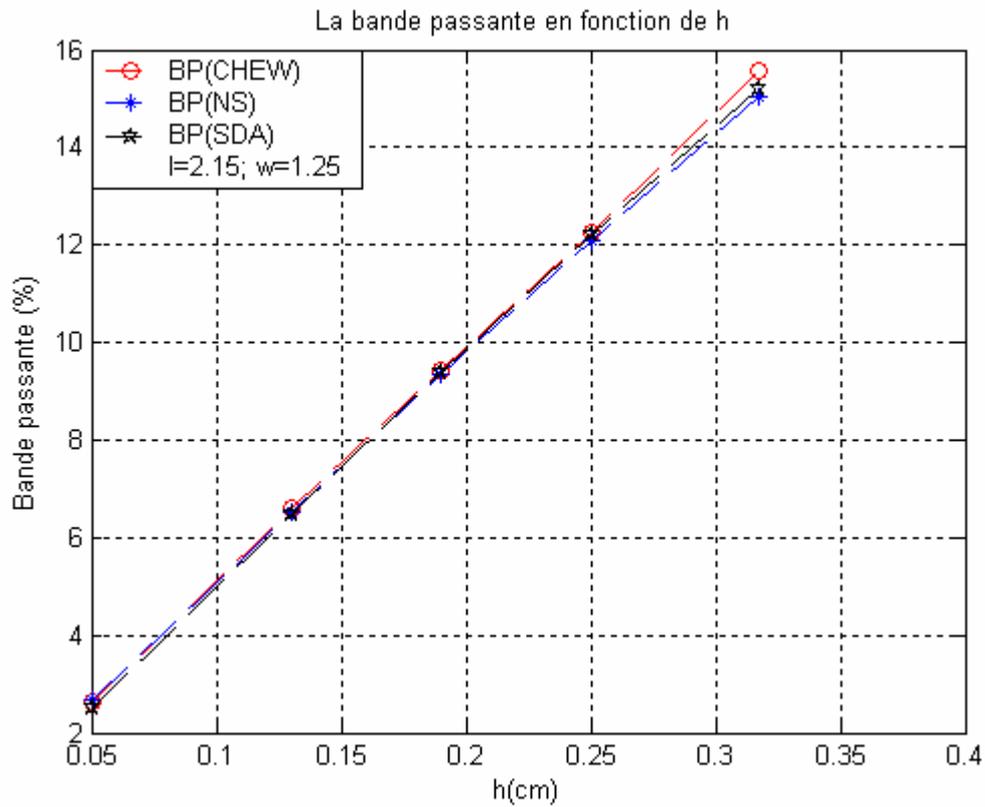


FIG.IV-14 : la bande passante en fonction de (h) / $\epsilon_r=2.32$

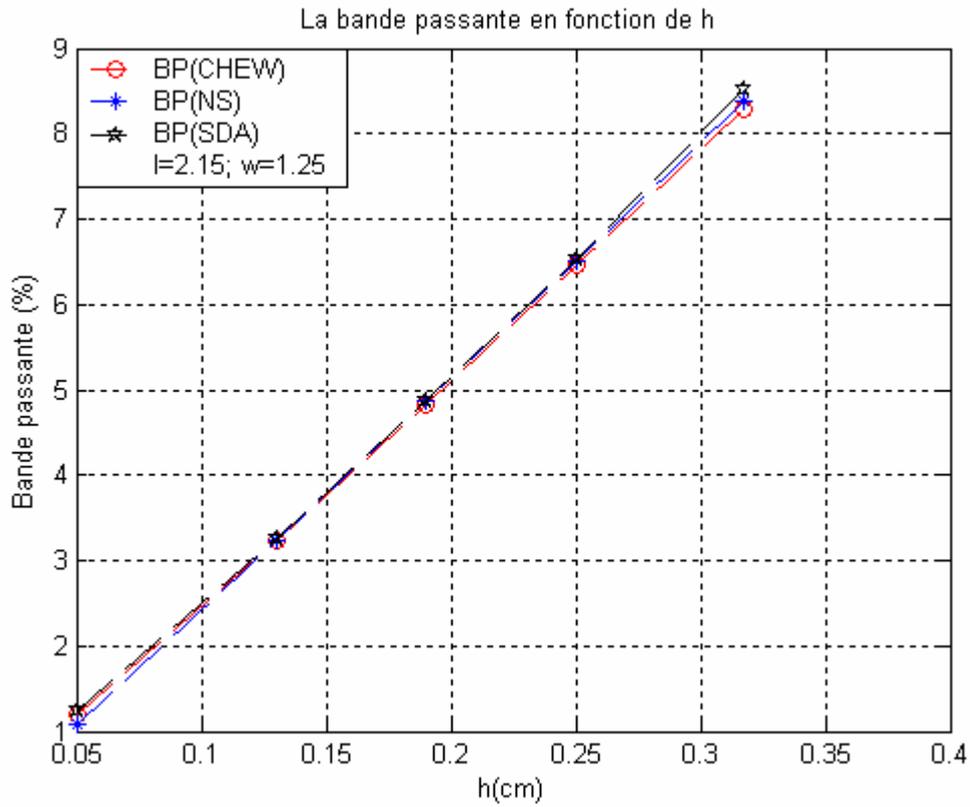


FIG.IV-15: la bande passante en fonction de (h) / $\epsilon_r=4.9$

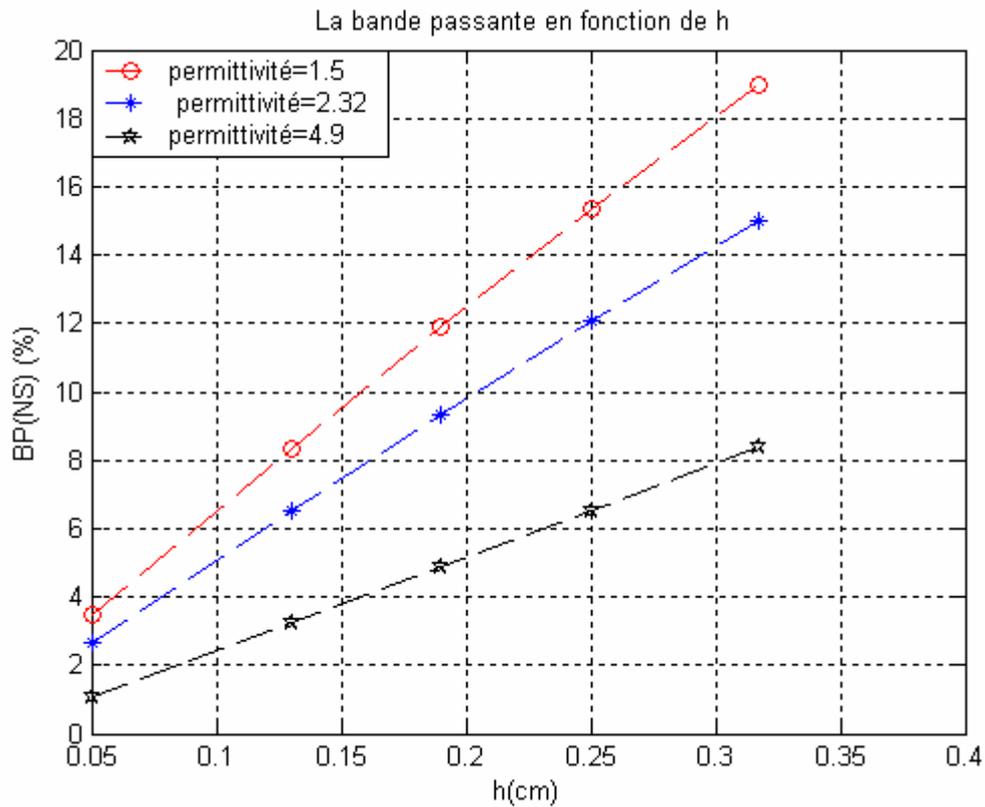


FIG.IV-16: la bande passante en fonction de (h) : $\epsilon_r=1.5$; $\epsilon_r=3$; $\epsilon_r=4.9$

IV-2-2/ Effet Des Différents Paramètres Sur Le Rayonnement De L'antenne

Dans cette section on présente les résultats, les représentations et les interprétations de la dépendance du diagramme de rayonnement avec quelques paramètres physiques des antennes microbandes, en utilisant les résultats obtenus par la méthode neurospectrale, par une comparaison bien sûr avec les résultats de SDA et CHEW, ceci pour le mode TM_{01} .

IV-2-2-1/ Comparaison Entre Le Rayonnement Des Deux Premiers Modes Fondamentaux :

On entame cette partie par la comparaison du rayonnement des deux modes fondamentaux dans les deux plans $\Phi=0$ et $\Phi=\pi/2$.

On remarque d'après les figures [FIG.IV: 17-18] que le mode TM_{01} rayonne d'une façon très efficace comparativement au mode TM_{10} . Pour cette raison, l'étude suivante ne concernera seulement que le mode TM_{01} parce que notre travail s'intéresse, surtout, à la mise en œuvre de la méthode neurospectrale et non à l'étude de la différence entre les deux modes fondamentaux.

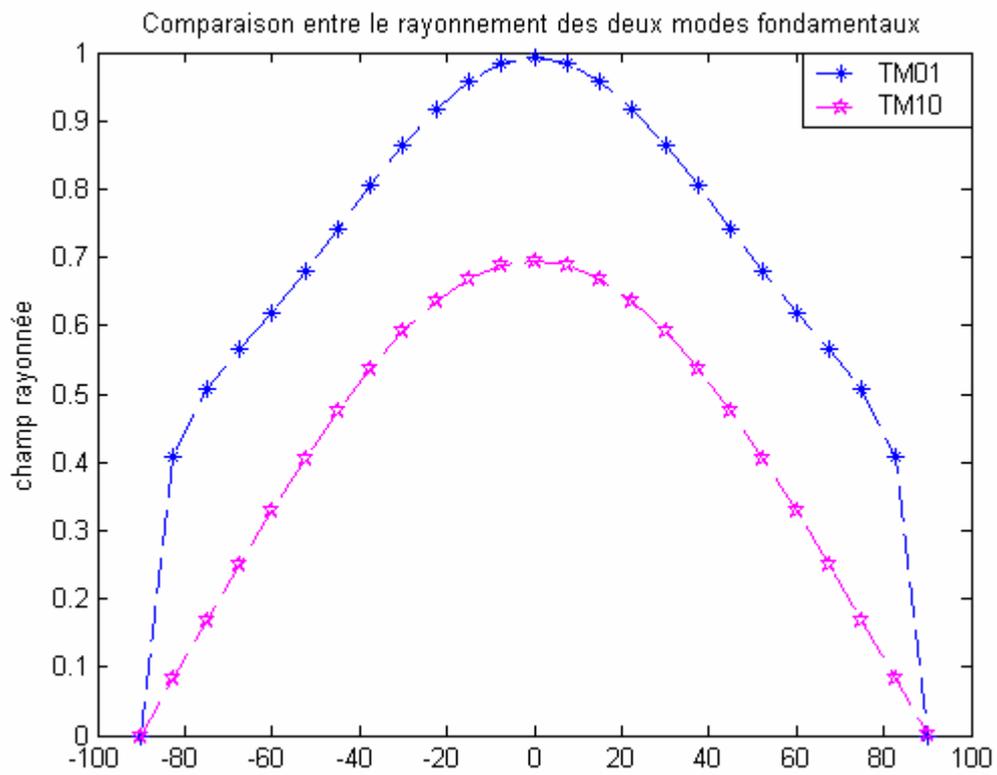


FIG.IV-17: Comparaison entre le rayonnement des deux premiers modes fondamentaux
 Dans le plan $\Phi=\pi/2$;
 $L=1.5\text{cm}$; $W=1\text{cm}$; $H=0.1\text{cm}$; $\epsilon_r=2.35$;

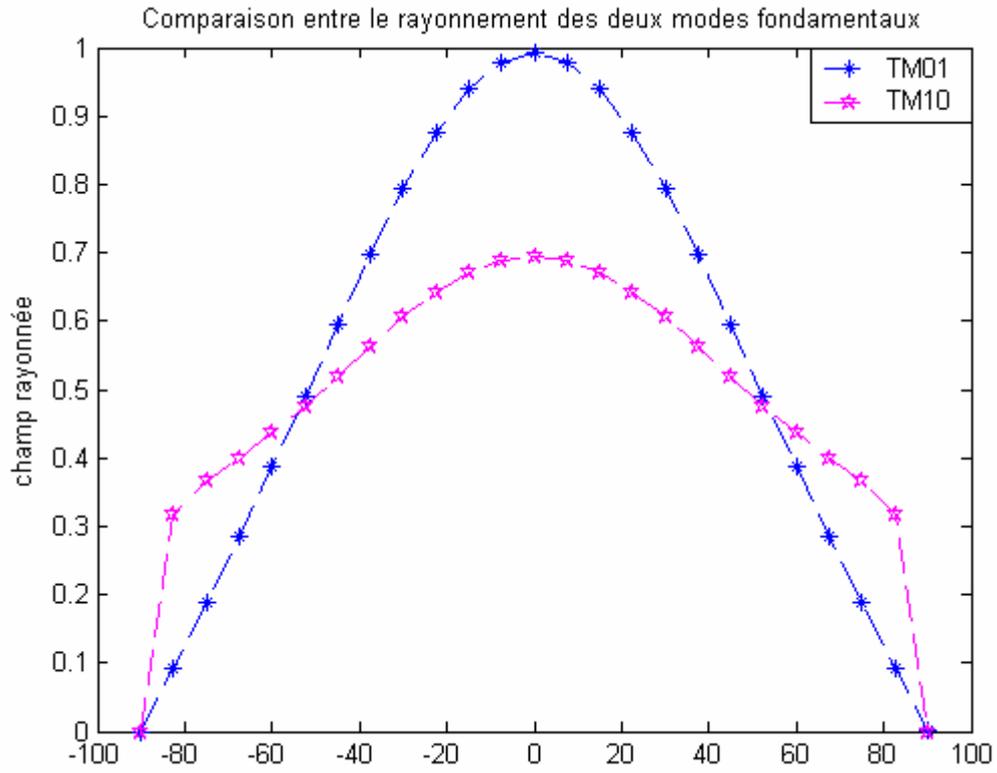


FIG.IV-18: Comparaison entre le rayonnement des deux premiers modes fondamentaux
 Dans le plan $\Phi=0$;
 $L=1.5cm$; $W=1cm$; $H=0.1cm$; $\epsilon_r=2.35$;

IV-2-2-2/ Comparaison Entre Le Rayonnement Pour Les Différents Plans :

Les figures [FIG.IV:19-20-21], donnent, respectivement, les diagrammes de rayonnement dans les plans $\Phi=0$, $\Phi= \pi/4$ et $\Phi= \pi/2$, pour les différentes méthodes citées. Il est très clair qu'il y'a une grande ressemblance entre les résultats obtenus par la méthode dont il est question dans ce travail et les deux autres méthodes de validation.

Après avoir validé nos résultats, ils sont utilisés pour tracer sur la même figure [FIG.IV-22] les diagrammes de rayonnement des trois plans précédents afin de voir leur variation. Cette figure permet de constater que le rayonnement dans le plan $\Phi=0$ suit une loi en $\cos(\theta)$, alors que, dans le plan $\Phi= \pi/4$ et $\Phi= \pi/2$ le rayonnement, pour les angles proches de l'horizontale ($\theta \approx \pi/2$) demeure très important.

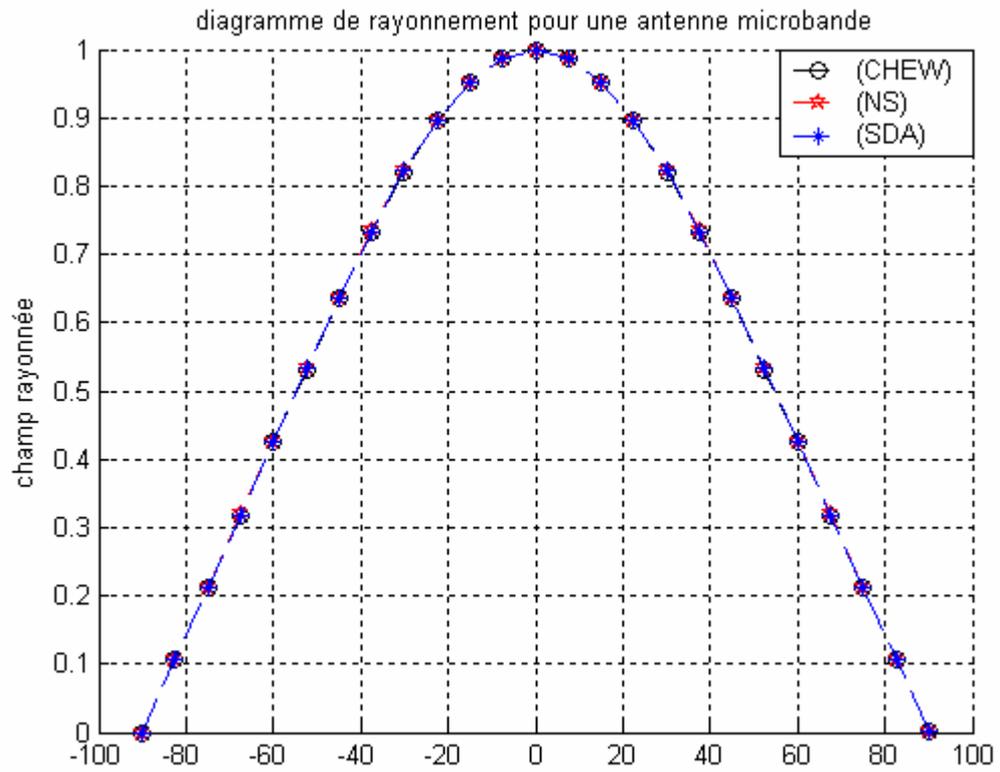


FIG.IV-19: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=0$, pour le mode TM_{01} avec:

$L=6cm$; $W=4cm$; $H=0.08cm$; $\epsilon_r=4.34$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

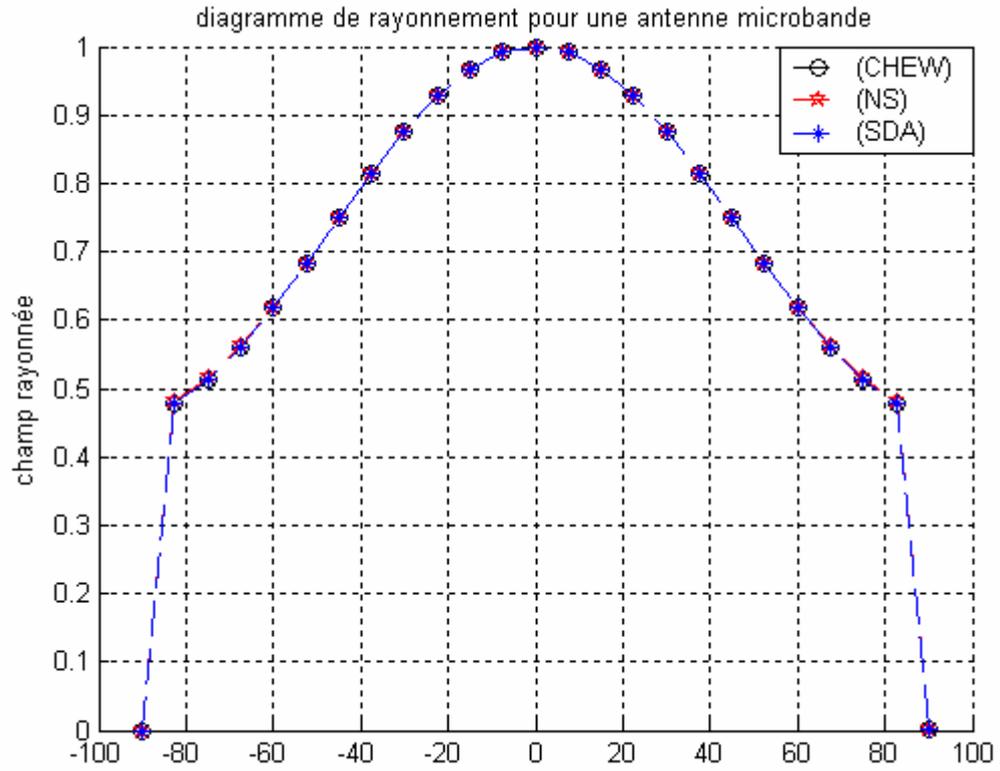


FIG.IV-20: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/4$, pour le mode TM_{01} avec:
 $L=6cm$; $W=4cm$; $H=0.08cm$; $\epsilon_r=4.34$;
 Pour les méthodes SDA, CHEW, NS

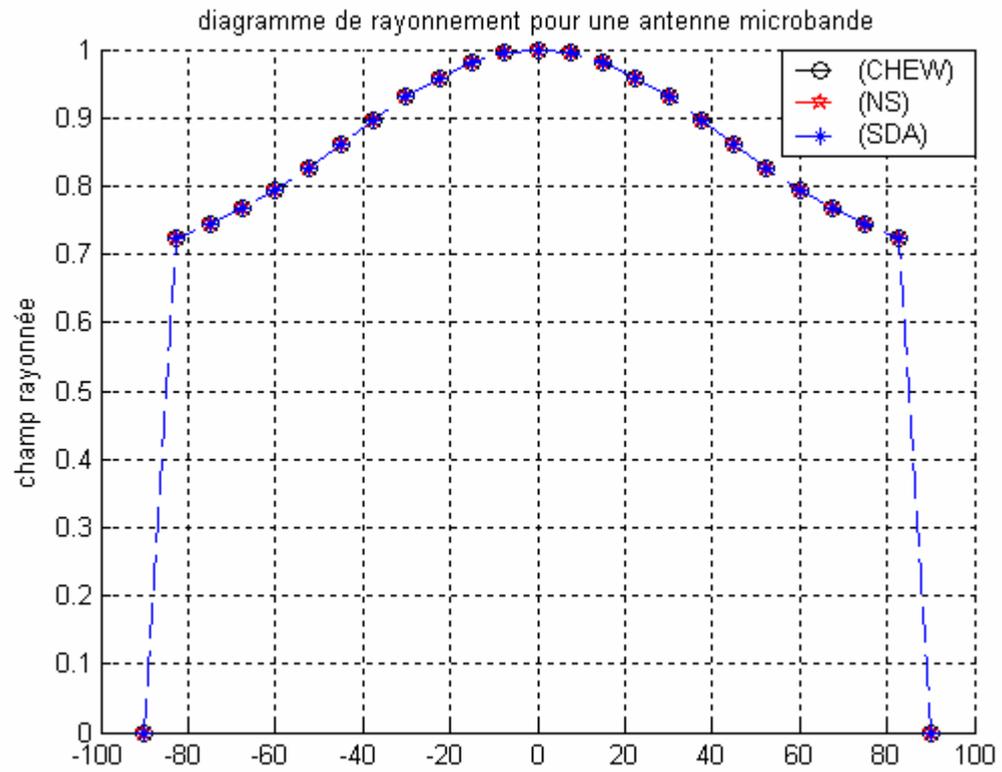


FIG.IV-21: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 6\text{cm}$; $W = 4\text{cm}$; $H = 0.08\text{cm}$; $\epsilon_r = 4.34$;

Pour les méthodes SDA, CHEW, NS

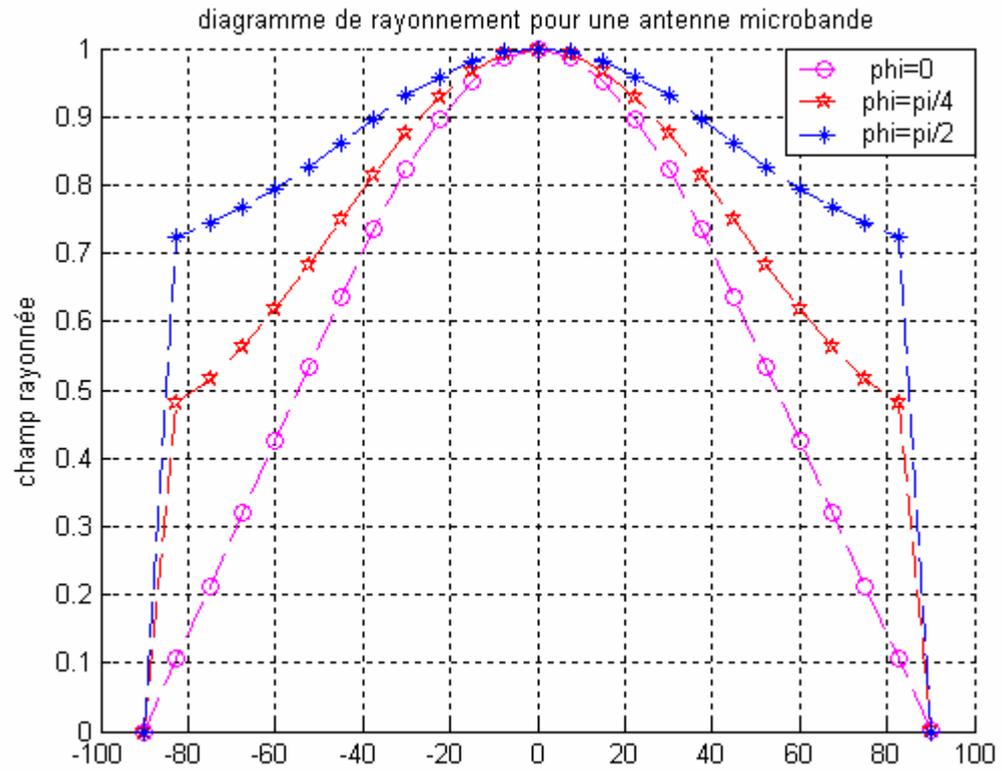


FIG.IV-22: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans les plans $\Phi=0$, $\Phi=\pi/4$, $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM_{01}

IV-2-2-3/ L'influence De La Longueur Du Patch :

Les figures [FIG.IV:23-24-25] montrent l'effet de la longueur du patch sur le rayonnement de l'antenne pour les différentes méthodes dans le mode fondamental TM_{01} . La structure discutée a une largeur de $W=1\text{cm}$, avec un substrat d'épaisseur $H=0.2\text{cm}$, et une permittivité $\epsilon_r=2.35$. Les courbes obtenues dans le plan $\Phi= \pi/2$, pour la structure choisie par la méthode neurospectrale, sont similaires à celles trouvées par les autres méthodes.

On remarque, d'après la figure [FIG.IV-26], tracée en se basant sur les résultats neurospectrales, et qui illustre l'effet de la longueur du patch de l'antenne sur le rayonnement de cette dernière, que ce paramètre influe beaucoup sur le rayonnement de l'antenne.

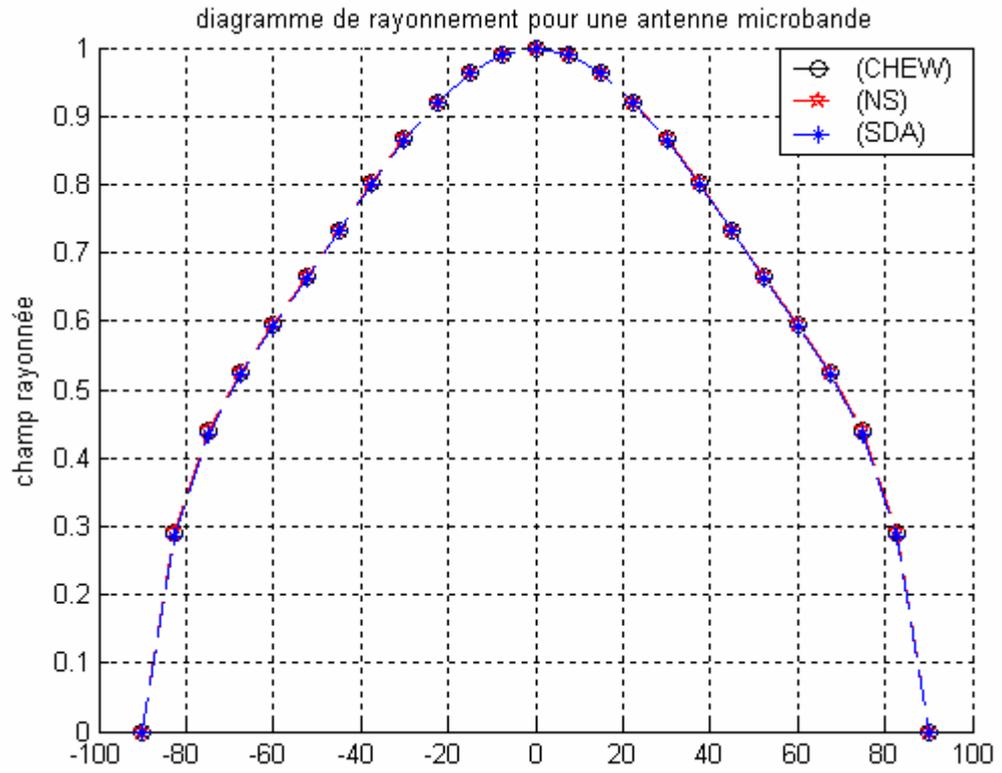


FIG.IV-23: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 1.5\text{cm}$; $W = 1\text{cm}$; $H = 0.2\text{cm}$; $\epsilon_r = 2.35$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

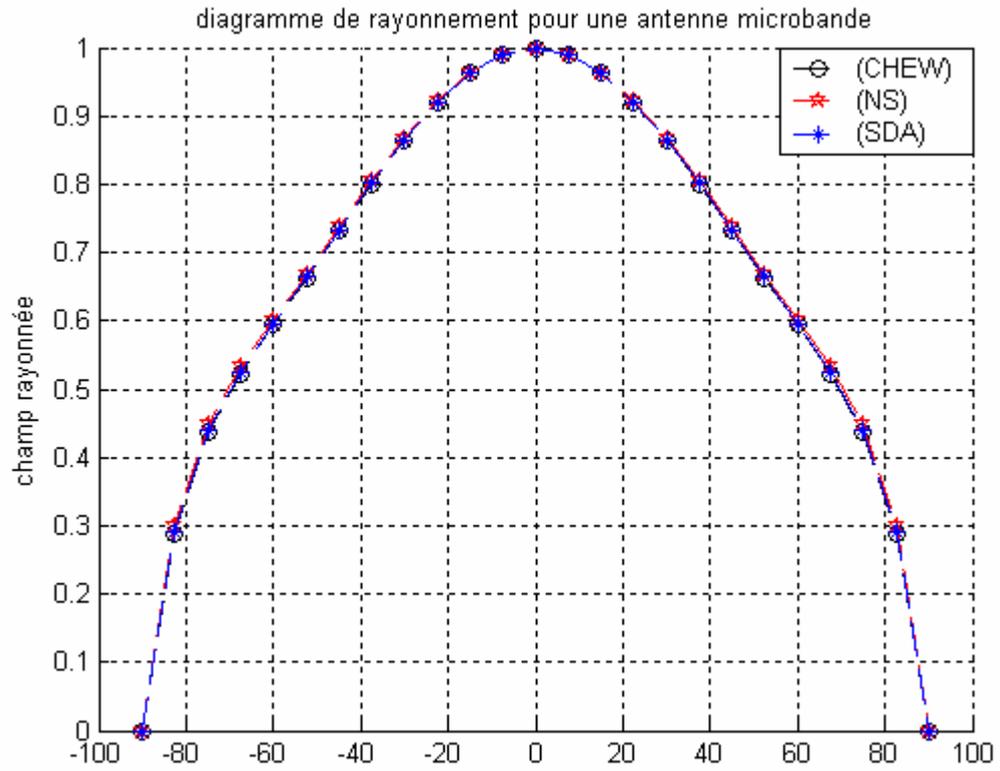


FIG.IV-24: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi=\pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L=3cm$; $W=1cm$; $H=0.2cm$; $\epsilon_r=2.35$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

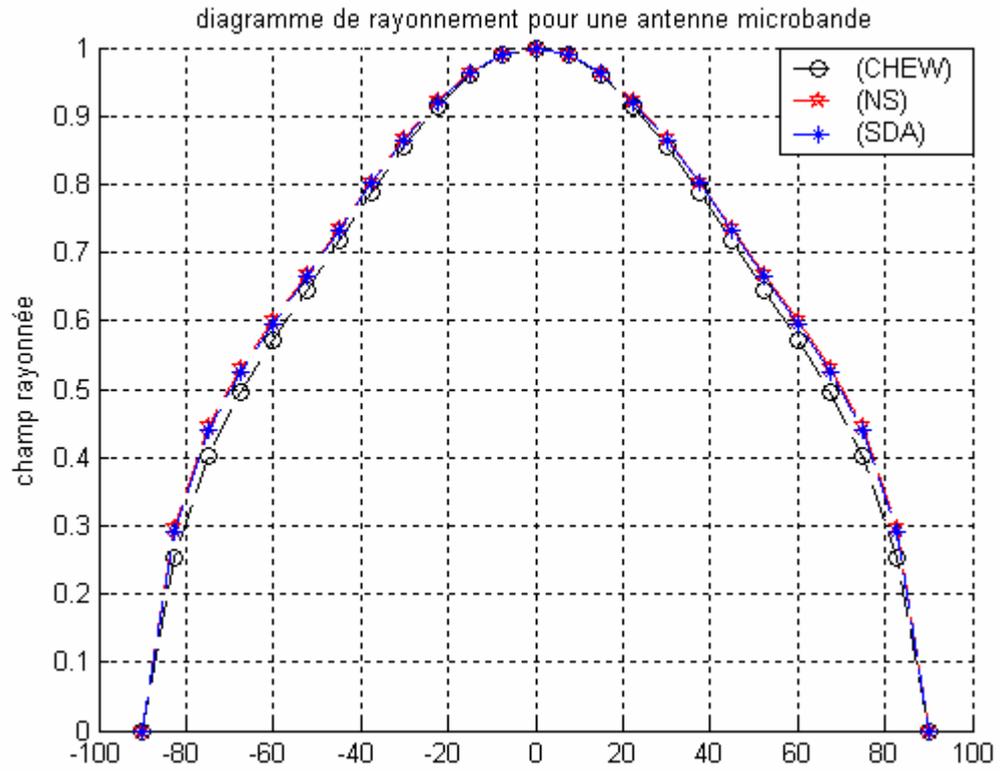


FIG.IV-25: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan
 $\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:
 $L = 4.5\text{cm}$; $W = 1\text{cm}$; $H = 0.2\text{cm}$; $\epsilon_r = 2.35$;
 Pour les méthodes SDA, CHew, NS

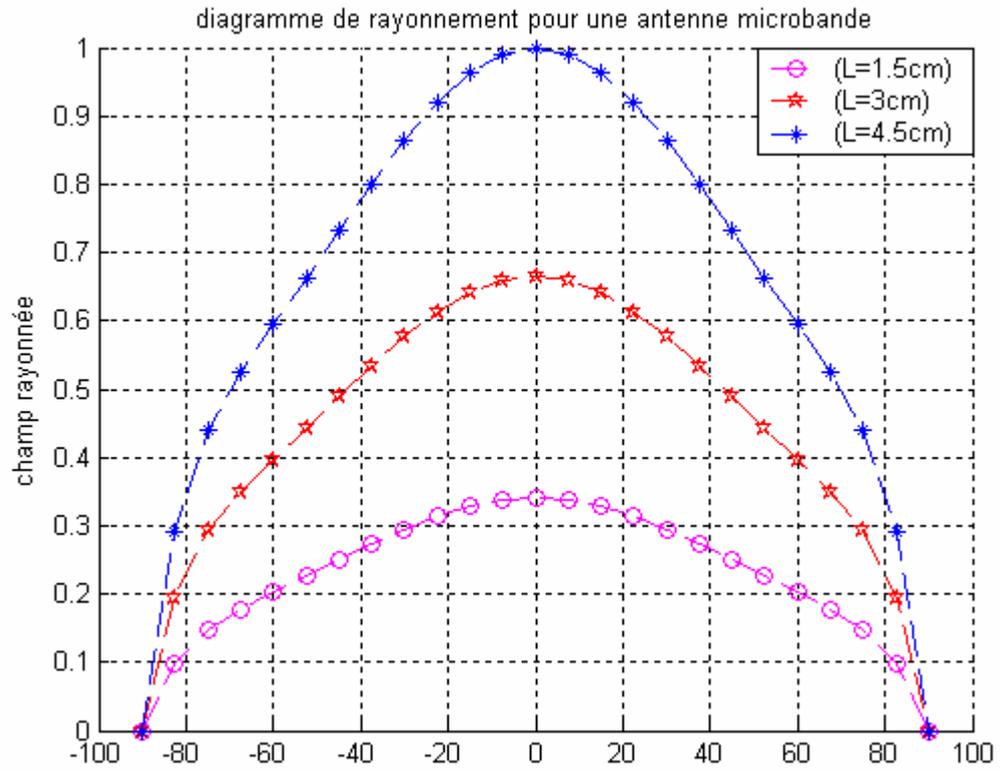


FIG.IV-26: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de la longueur du patch, pour le mode TM_{01}

IV-2-2-4/ L'influence De La Largeur Du Patch :

L'influence de la largeur du patch sur le rayonnement de l'antenne est illustrée sur les figures [FIG.IV:27-28-29], qui donnent également une vue comparative sur l'influence de ce paramètre pour les trois méthodes SDA, CHEW, N.Spectrale, et ceci pour une structure ayant un patch de longueur $L=2\text{cm}$, un substrat caractérisé par une épaisseur $H=0.15\text{cm}$ et une permittivité $\epsilon_r=7$. Contrairement à l'influence de la longueur du patch, la variation de sa largeur n'affecte pas beaucoup le rayonnement de l'antenne, ce qui est illustré sur la figure [FIG.IV-30] tracée à partir des résultats de la méthode neurospectrale.

Remarque :

On note que cette variation est complètement différente pour le mode TM_{10} , c'est-à-dire que l'influence de la largeur du patch est plus importante dans ce mode que celle de sa longueur.

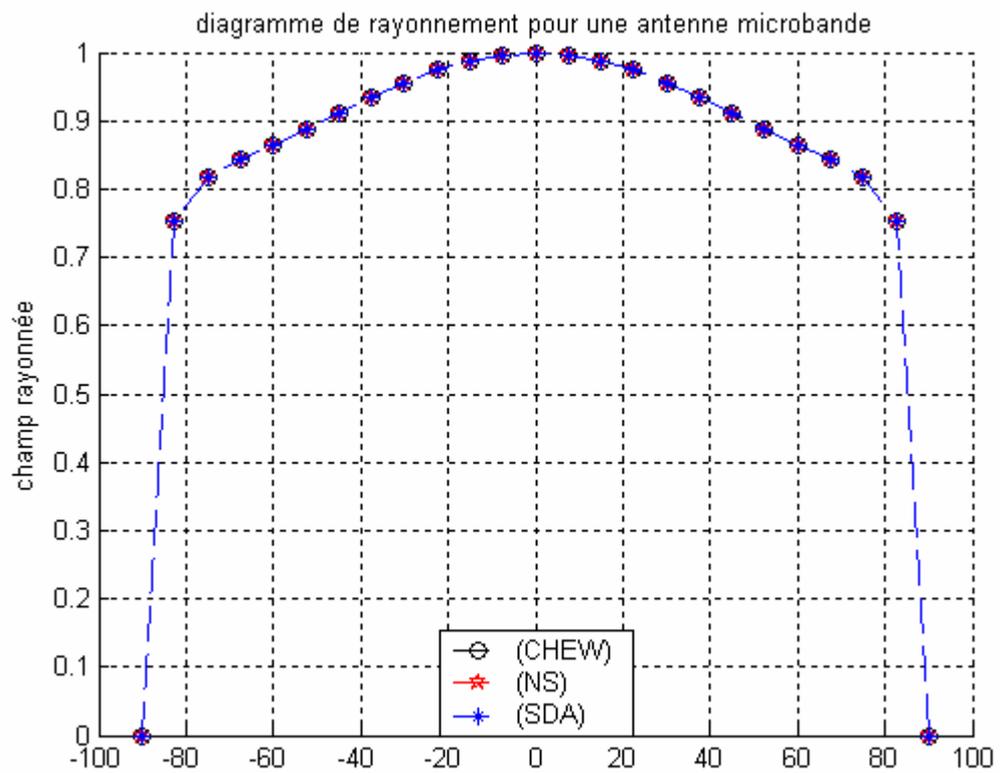


FIG.IV-27: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi=\pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L=2cm$; $W=2.5cm$; $H=0.15cm$; $\epsilon_r=7$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

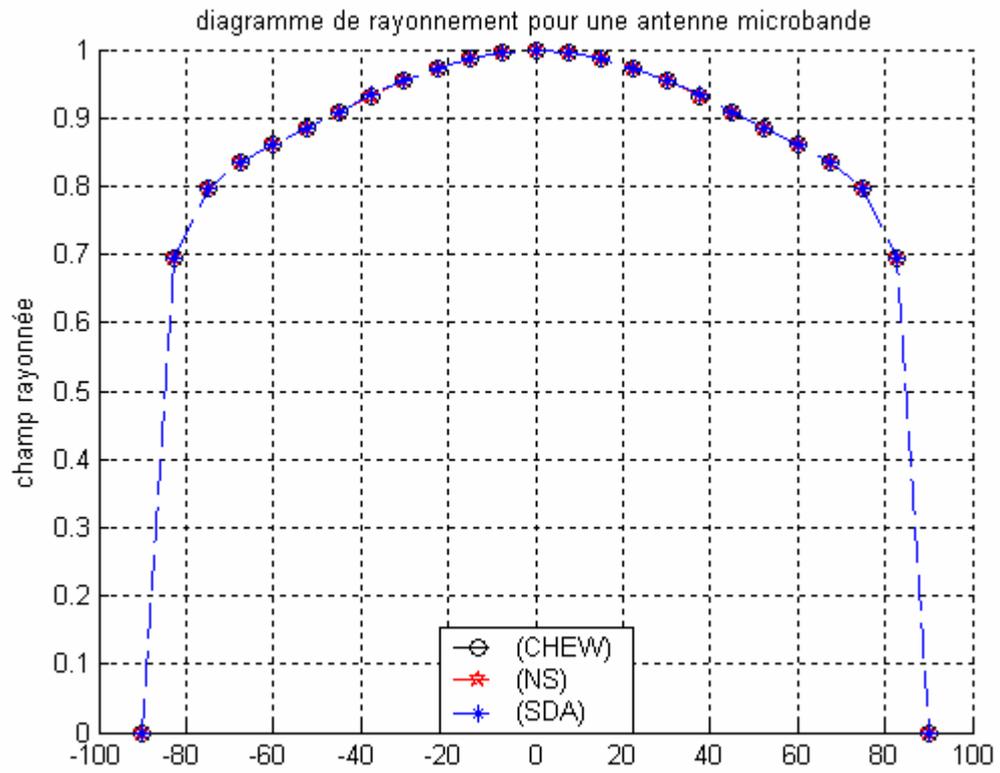


FIG.IV-28: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 2\text{cm}$; $W = 1.75\text{cm}$; $H = 0.15\text{cm}$; $\epsilon_r = 7$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

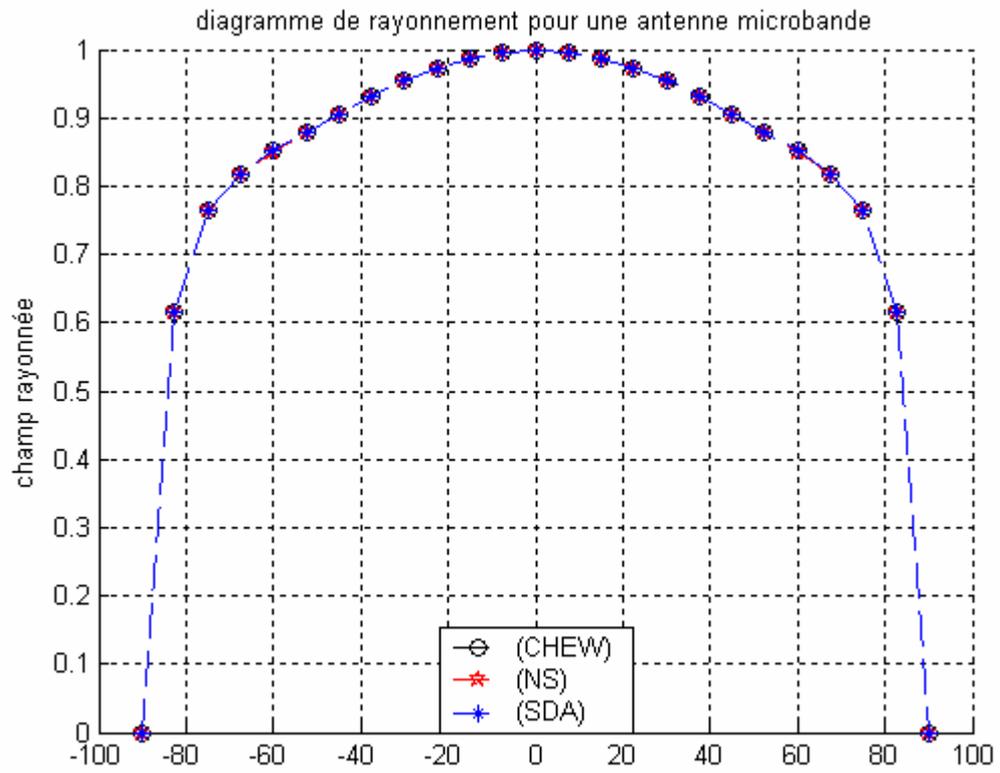


FIG.IV-29: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 2\text{cm}$; $W = 1.25\text{cm}$; $H = 0.15\text{cm}$; $\epsilon_r = 7$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

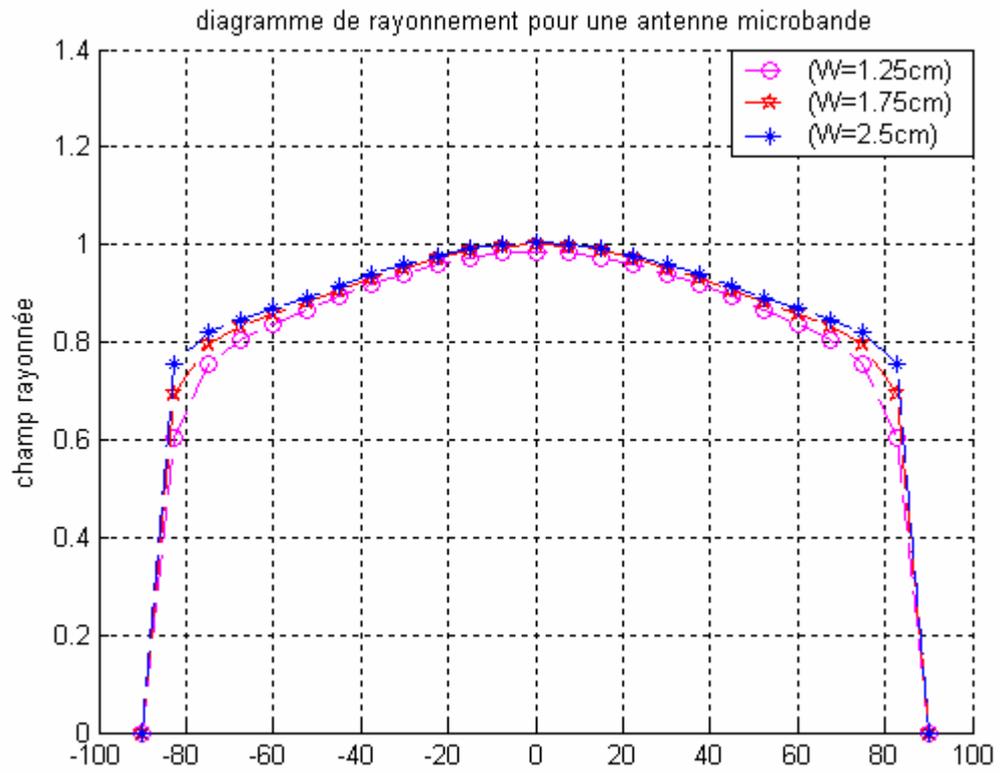


FIG.IV-30: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de la largeur du patch, pour le mode TM_{01}

IV-2-2-5/ L'influence De L'épaisseur Du Substrat :

Les figures [FIG.IV:31-32-33] montrent l'effet de l'épaisseur du substrat sur le rayonnement de l'antenne, pour le mode TM_{01} , dans le plan $\Phi=\pi/2$ et ceci pour différentes valeurs de l'épaisseur du substrat. L'antenne considérée, est caractérisée par $L=6\text{cm}$, $W=5\text{cm}$, $\epsilon_r=2.35$. Le résultat obtenu par notre méthode est similaire à celui déterminé par SDA, et CHEW.

On remarque, d'après la figure [FIG.IV-34], que le rayonnement est d'autant plus important pour des substrats à épaisseurs élevées.

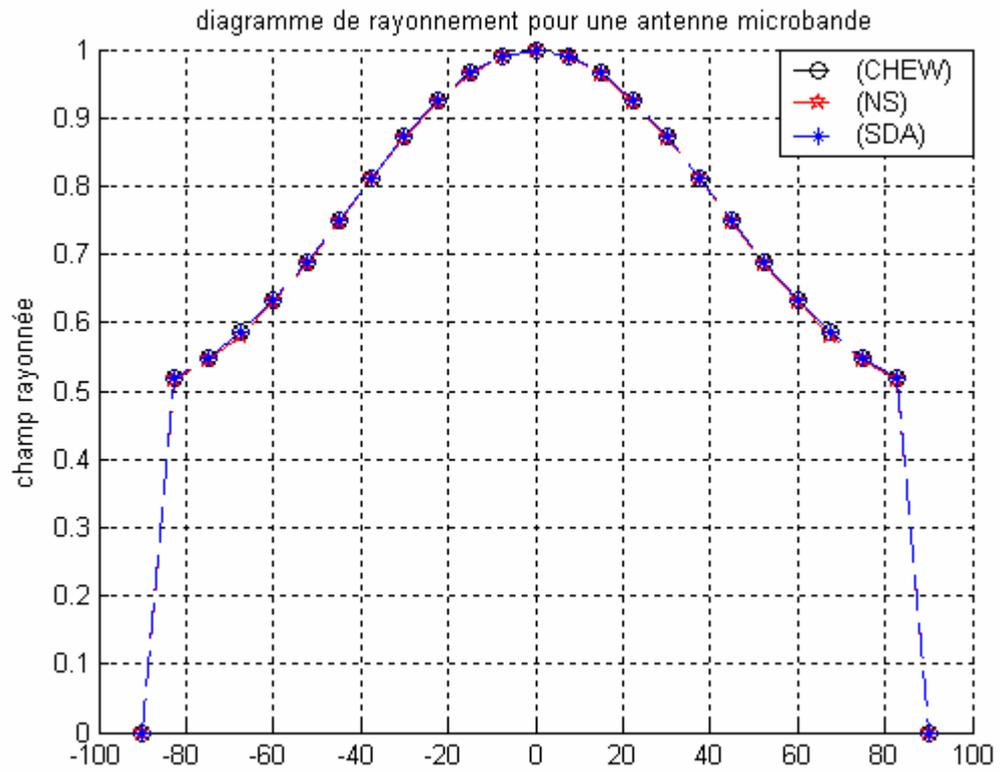


FIG.IV-31: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 6\text{cm}$; $W = 5\text{cm}$; $H = 0.1\text{cm}$; $\epsilon_r = 2.35$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

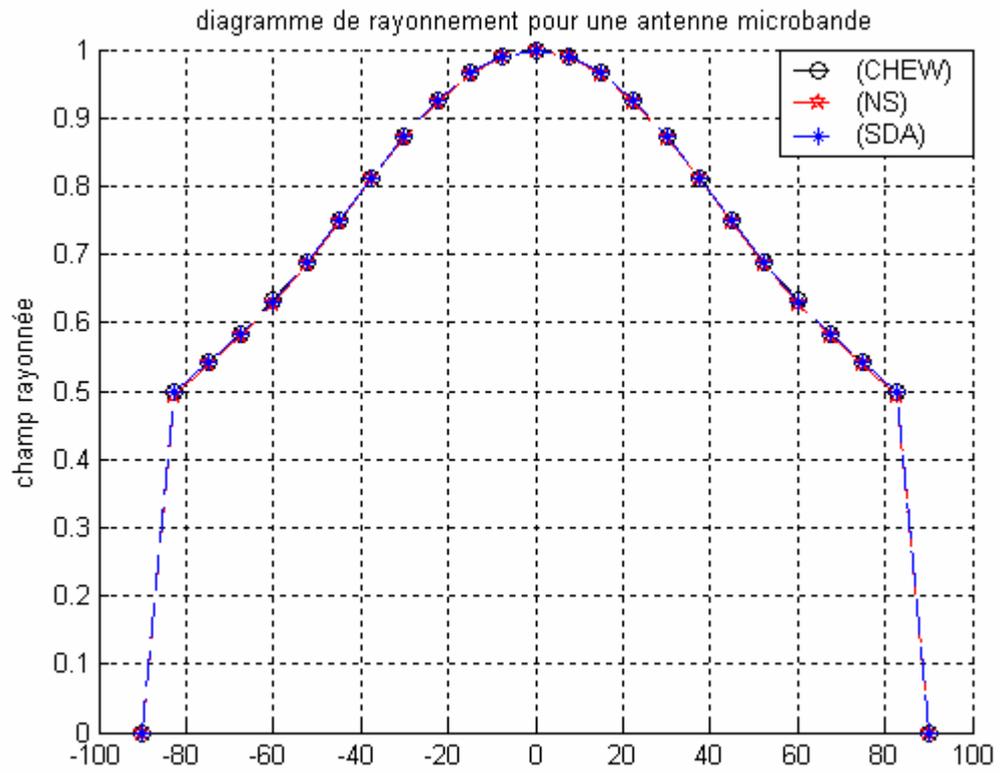


FIG.IV-32: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 6\text{cm}$; $W = 5\text{cm}$; $H = 0.2\text{cm}$; $\epsilon_r = 2.35$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

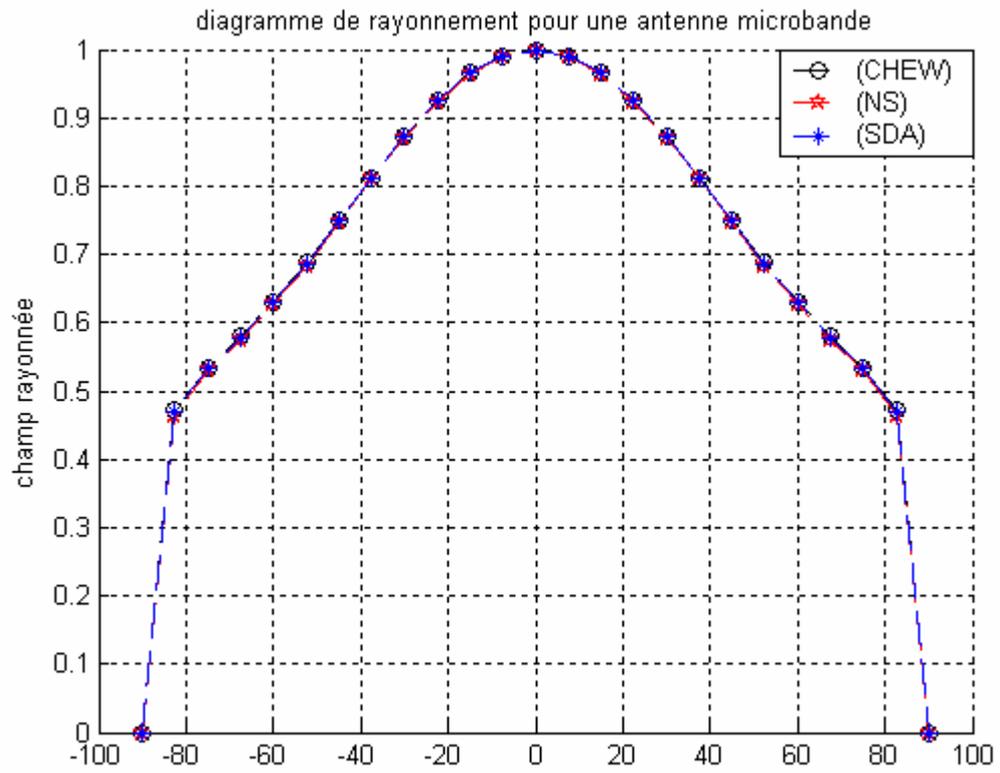


FIG.IV-33: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 6\text{cm}$; $W = 5\text{cm}$; $H = 0.3\text{cm}$; $\epsilon_r = 2.35$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

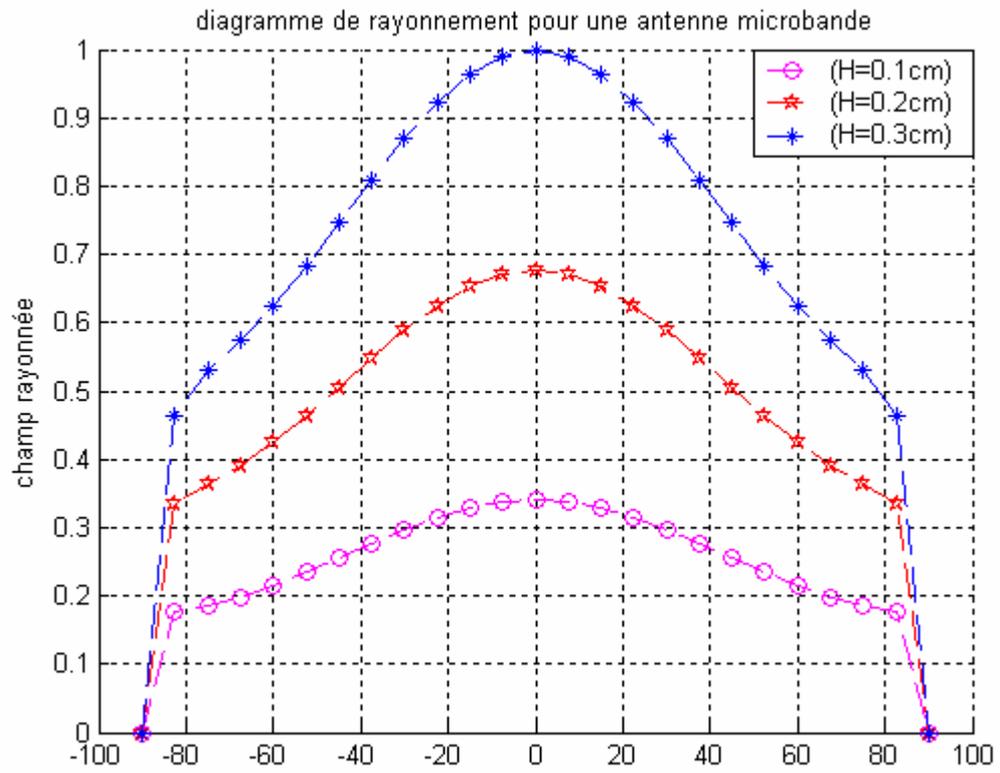


FIG.IV-34: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de l'épaisseur du substrat, pour le mode TM_{01}

IV-2-2-6/ L'influence De la permittivité Du Substrat :

Les diagrammes de rayonnement pour les différentes constantes diélectriques du substrat de l'antenne, dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM_{01} et pour les différentes méthodes sont illustrés dans les figures [FIG.IV:35-36-37], qui montrent à quel point nos résultats se rapprochent de ceux des autres (SDA, CHEW).

Le champ rayonné d'une antenne microbande rectangulaire de dimension $L=6\text{cm}$, $W=5\text{cm}$, $H=0.1\text{cm}$, pour les différentes valeurs de la permittivité du substrat $\epsilon_r=2.32$, $\epsilon_r=2.6$, $\epsilon_r=3$, en se basant sur les résultats de notre étude, est montré sur la figure [FIG.IV-38] : on voit bien que le rayonnement est moins important pour les constantes diélectriques élevées c'est-à-dire qu'une augmentation de la constante diélectrique se traduit par la diminution du champ rayonné.

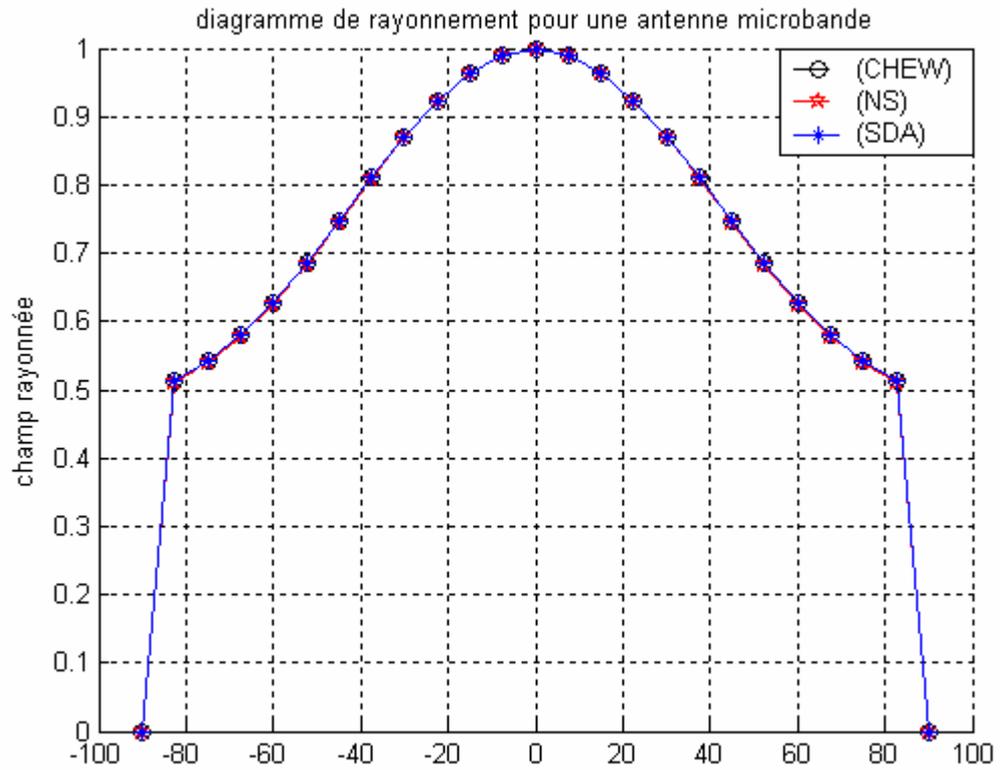


FIG.IV-35: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 6\text{cm}$; $W = 5\text{cm}$; $H = 0.1\text{cm}$; $\epsilon_r = 2.32$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

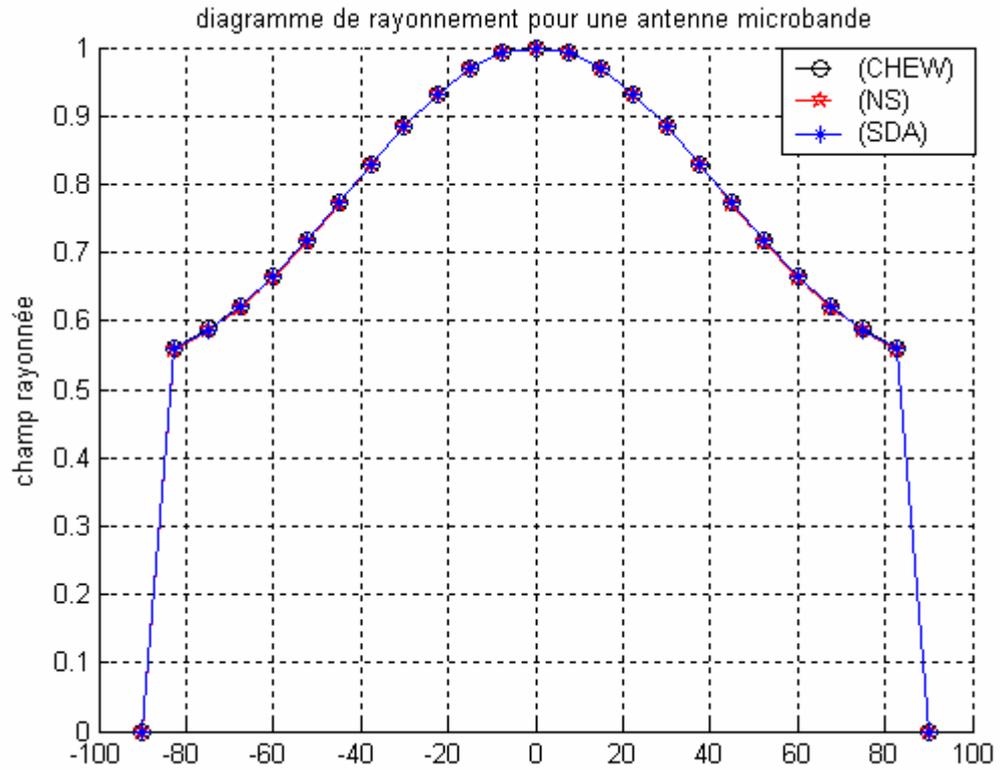


FIG.IV-36: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 6\text{cm}$; $W = 5\text{cm}$; $H = 0.1\text{cm}$; $\epsilon_r = 2.6$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

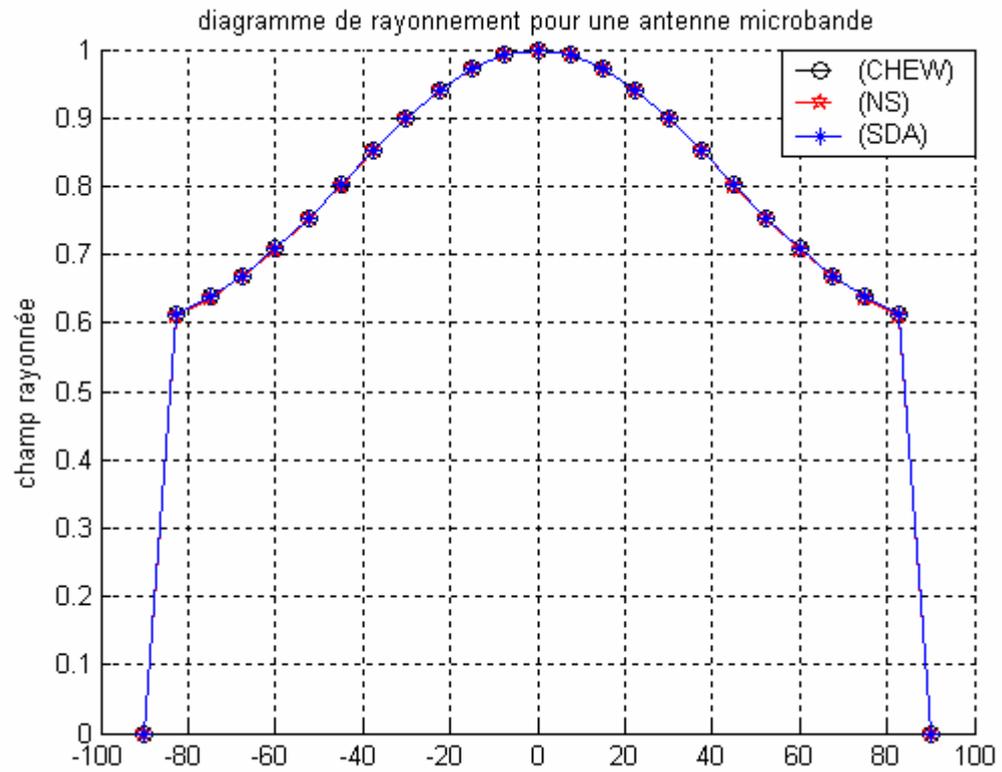


FIG.IV-37: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan

$\Phi = \pi/2$, pour le mode TM_{01} avec:

$L = 6\text{cm}$; $W = 5\text{cm}$; $H = 0.1\text{cm}$; $\epsilon_r = 3$;

Pour les méthodes SDA, CHew, NS

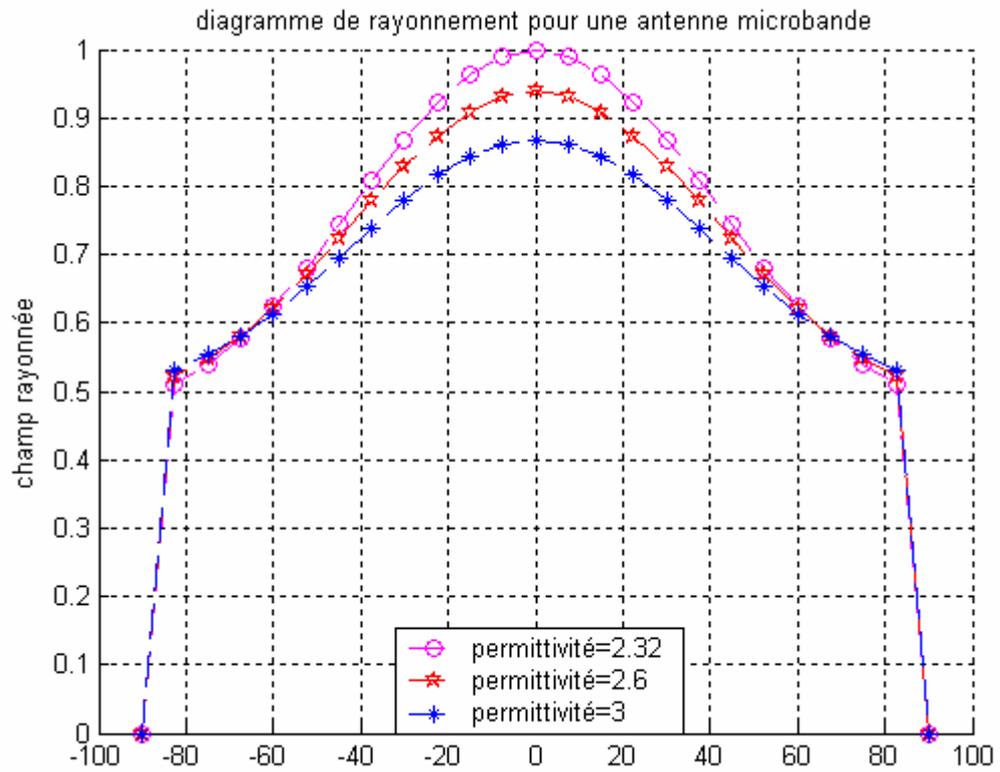


FIG.IV-38: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de la permittivité du substrat, pour le mode TM_{01}

IV-3/ Conclusion :

Dans ce chapitre, des résultats, concernant la fréquence de résonance complexe, la bande passante et le diagramme de rayonnement, pour une structure rectangulaire, ont été présentés en fonction des différents paramètres physiques et géométriques de l'antenne. Les effets de ces paramètres sur les caractéristiques, déjà citées, de l'antenne sont représentés en se basant sur les résultats obtenus à partir de la méthode neurospectrale. Ils sont validés par comparaison avec d'autres résultats déjà disponibles dans la littérature et en utilisant d'autres techniques telles que la méthode SDA ou le polynôme de CHEW et enfin une interprétation, une discussion et une explication physique de ces résultats est établie.

CONCLUSION GENERALE

Cette thèse présente une nouvelle méthode pour le développement des modèles de la conception assistée par ordinateur (CAD). La modélisation de l'antenne microbande rectangulaire simple sert d'illustration de cette méthode.

Avant cela, une méthode efficace est utilisée pour dériver le tenseur spectral de Green dans le domaine des transformées vectorielles de Fourier, ce dernier regroupe toutes les informations concernant la géométrie de la structure à étudier. Une manipulation des grandeurs électromagnétiques dans le plan (TM, TE) nous a permis de diagonaliser le tenseur de Green, ce qui constitue un grand avantage pour la simplification de l'analyse des structures à étudier. Ensuite, on a formulé l'équation intégrale du champ électrique, basée sur les problèmes aux limites des grandeurs électromagnétiques de la structure. La méthode des Moment/ procédure de Galerkin nous a permis par la suite de résoudre l'équation intégrale pour arriver à un système d'équation homogène.

Il est à noter que l'inconvénient majeur de la méthode des moments reste le temps de calcul important, surtout dans le cas où on aura de grandes ouvertures. En effet, la lourde formulation théorique de cette méthode, notamment l'annulation du déterminant de la matrice impédance qui est une fonction non analytique et à variable complexe, rend l'effort du calcul numérique très important.

Pour dépasser ses limites, une nouvelle approche utilisant un réseau de neurones artificiel est étudiée pour résoudre ces problèmes. Les réseaux de neurones offrent l'avantage de la puissante vitesse de calcul dûe au degré élevé de parallélisme et d'inter connectivité. Ces capacités rendent les réseaux neurologiques attrayants dans beaucoup d'autres applications dans la technologie et les sciences. Nous limitons notre attention à la classe des réseaux basés sur la rétro-propagation. La conception du réseau pour le problème proposé a été complètement effectuée dans notre travail.

Les résultats calculés en employant notre modèle neuronal sont meilleurs que ceux réalisés par d'autres scientifiques. La très bonne concordance entre les valeurs mesurées de la fréquence de résonance et celles calculées confirme la validité du modèle neuronal.

Puisque le modèle neuronal présenté dans cette étude a une précision élevée pour les deux structures, électriquement minces et épaisses, pour l'antenne microbande rectangulaire, il ne présente également aucune complication des fonctions mathématiques. Il peut être très utile pour le développement des algorithmes rapides pour la conception assistée par ordinateur (CAD). Ce modèle de conception assistée par ordinateur, capable de prévoir exactement les

fréquences de résonance des antennes rectangulaires microruban, est également très utile à l'ingénierie d'antennes.

En utilisant ce modèle, on peut calculer exactement, à l'aide d'un ordinateur individuel, la fréquence de résonance des antennes rectangulaires microbandes, sans aucune connaissance de base de ces antennes. Cela prend seulement quelques microsecondes pour produire les résultats voulus sur un ordinateur personnel moderne. Même si le temps d'apprentissage prend environ 10 minutes, après l'apprentissage, le temps de calcul est inférieur à 100 microsecondes en temps réel. Donc, après l'apprentissage, le modèle neuronal est très rapide.

Après avoir été familiarisé avec cette méthode, il est facile de considérer d'autres configurations ou paramètres ou mécanismes d'alimentation, par une simple manipulation de la structure d'ANN du travail actuel [70].

Par exemple, on peut développer une structure de trois couches, avec des patches sur le premier et le deuxième substrat et en employant le troisième substrat pour la protection.

Puisque la recherche se penche et s'intéresse à trouver des algorithmes plus rapides pour les réseaux de neurones continus, une réduction de temps de calcul est prévue dans un avenir proche.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] N. H. Zhu, E.Y.B.Pun , P. S . Chung: “*Field Distribution In Supported Coplanar Line Using Conformal Mapping Technique*”, IEEE, MTT, Vol .44, N° 8, Aout 1996.
- [2] Aguilit : “*Modélisation Des Composants SHF Par La Méthode De Circuit Equivalent Généralisés*”, Thèse d’état, ENIT, Mai 2000.
- [3] Sorrentino R. ET Itho : “*Transverse Resonance Analysis Of Fin Line*”, IEEE, MTT, Vol 32, N° 12, 1633 – 1638, Décembre 1984.
- [4] G. A. Deschamps, “*Microstrip Microwave Antennas*”, presented at the Third USAF Symp, on Antennas, 1953.
- [5] H. Gutton and G. Baissinot, “*Flat Aerial For Ultra High Frequencies*”, French Patent no. 703 113, 1955.
- [6] E. V. Byron, “*A New Flush-Mounted Antenna Element For Phased Array Application*”, in Proc. Phased-Array Antenna Symp. 1970, pp. 187-192.
- [7] R. E. Munson, “*Single Slot Cavity Antennas Assembly*”, U.S. Patent No. 3713 162, Jan. 23, 1973.
- [8] J. Q. Howell, “*Microstrip Antennas*”, in Dig. Int. Symp. Antennas Propagat. SOC., Williamsburg, VA, Dec. 1972, pp. 177-180.
- [9] H. D. Weinschel, “*Progress Report On Development Of Microstrip Cylindrical Arrays For Sounding Rockets*”, Physic. and Sci. Lab., New Mexico State Univ., Las Cruces, 1973.
- [10] G. G. Sanford, “*Conformal Microstrip Phased Array For Aircraft Tests With Ats-6*”, in Proc. Nat. Electronics Conf., vol. 29, Oct.
- [11] G. W. Garvin, R. E. Munson, L. T. Ostwald, and K. G. Schroeder, “*Low Profile Electrically Small Missile Base Mounted Microstrip Antennas*”, in Dig. Znt. Symp. Antennas Propagat SOC., Urbana, IL, June 1975. pp. 244-247.
-

BIBLIOGRAPHIE

- [12] J. Q. Howell, “*Microstrip Antennas*”, IEEE Trans. Antennas Propagat. Vol. AP-23, no. 1, pp. 90-93, Jan. 1975.
- [13] H. D. Weinschel. “*A Cylindrical Array Of Circularly Polarized Microstrip Antennas*”, in Dig. Znt. Symp. Antennas Propagar. SOC., Urbana, IL, June 1975, pp. 177-180.
- [14] J. R. James and G. J. Wilson, “*New Design Techniques For Microstrip Antenna Arrays*” in Proc. 5th European Micro. Conf., Hamburg, Sept. 1975, pp. 102-106.
- [15] R. E. Munson, “*Conformal Microstrip Antennas And Microstrip Phased Arrays*” IEEE Trans. Antennas Propagat., vol. AP-22, no. 1, pp. 74-77, Jan. 1974.
- [16] A. G. Derneryd, “*Linear Microstrip Array Antennas*”, Chalmer Univ. Technol., Goteborge, Sweden, Tech. Rep. TR 7505, Oct. 1975.
- [17] Y. T. Lo, D. D. Harrison, D. Solomon, G. A. Deschamps, and F. R. Ore, “*Study Of Microstrip Antennas, Microstrip Phased Arrays, And Microstrip Feed Networks*”, Rome Air Development Center, Tech. Rep. TR-77-406, Oct. 21, 1977.
- [18] K. R. Carver and J. W. Mink, “*Microstrip Antenna Technology*”, IEEE Trans. Antennas Propag., vol. AP-29, pp. 2-24, Jan. 1981.
- [19] R. J. Mailloux, J. F. McIlvenna and N. P. Kemweis, “*Microstrip Array Technology*”, IEEE Trans. Antennas Propagat., vol. AP-29, pp. 25-37, Jan. 1981.
- [20] I. J. Bahl and P. Bhartia, “*Microstrip Antennas*”, Dedham, MA: Artech House, 1980.
- [21] J. R. James, P. S. Hall, and C. Wood, “*Microstrip Antenna Theory And Design*”. London, U.K.: Peter Peregrinus, 1981.
- [22] J. R. James and P. S. Hall, “*Handbook of Microstrip Antennas*”. London, U.K.: Peter Peregrinus, 1989.
-

BIBLIOGRAPHIE

- [23] Y.T.Lo, D.Solomon, and W.F.Richards, "Theory And Experiment On Microstrip Antennas", IEEE Transactions on antennas and propagation, vol. AP.27, NO.2, March 1979.
- [24] D. M. Pozar, "Microstrip Antennas", IEEE Proc., vol. 80, pp. 79-91, January 1992.
- [25] Keith R. Carver and James W.Mink, "Microstrip Antenna Technology", IEEE Transactions on antennas and propagation, vol. AP.29, NO.1, January 1981.
- [26] K. R. Carver and E. L. Coffey, "Theoretical Investigation Of The Microstrip Antenna", Physic. and Sci. Lab., New Mexico State Univ., Las Cruces, Tech. Rep. PT-00929, Jan. 23, 1979.
- [27] David M. Pozar "Microstrip Antennas". Proceedings Of The IEEE, VOL. 80, NO 1, JANUARY 1992
- [28] David M. Pozar, "Considerations For Millimeter Wave Printed Antennas", IEEE Transactions on antennas and propagation, vol. AP-31, NO.5, September 1983.
- [29] I. J. BAHL and P. E. BHARTIA "Microstrip Antenna", Dedham, MA: Atech House 1980.
- [30] G. Split and M.davidovitz, "Guidelines For Desing Of Électromagnetically Coupled Microstrip Patch Antenna On Two-Layer Substrates", IEEE trans.Antennas propagat, Vol.38, pp.1136-1140, july 1990.
- [31] A.K .Bhattacharyya, "Long Rectangular Patch Antenna With A Single Feeld", IEEE Trans. Antennas Propagat, Vol.38, pp. 987-993, July 1990.
- [32] M. D. Deshpande, and M.C. Bailey, "Input Impédance Of Microstrip Antennas", IEEE Trans. Antennas Propagat, Vol.AP-30, pp.645-650, July.1982.
- [33] D. H. Schaubert, D. M. Pozar and A. Adrian, "Effect Of Microstrip Antenna Substrate Thickness And Permittivity: Comparison Of Theories And Experiment", IEEE Trans. Antennas Propagat., vol. 37, pp. 677-682, June 1989.

BIBLIOGRAPHIE

- [34] D. M. Pozar and B. Kaufman, "Increasing The Bandwidth Of A Microstrip Antenna By Proximity Coupling", *Electron. Lett.*, vol. 23, pp. 368-369, Apr. 1987.
- [35] David M. Pozar, "A Reciprocity Method Of Analysis For Printed Slot And Slot-Coupled Microstrip Antennas", *IEEE Transactions on antennas and propagation*, vol. AP-34, NO.12, December 1986.
- [36] D. M. Pozar, "A Microstrip Antenna Aperture Coupled To A Microstrip Line", *Electron. Lett.*, vol. 21, pp. 49-50, Jan. 1985.
- [37] G. Gronau and I. Wolff, "Aperture-Coupling Of A Rectangular Microstrip Resonator", *Electron. Lett.*, vol. 22, pp. 554-556, May 1986.
- [38] D. M. Pozar, "A Microstrip Antenna Aperture Coupled to a Microstrip Line", *Electronics Letters*, Vol. 21, pp.49-50, Jan 17, 1985.
- [39] A. Henderson, J. R. James, and C. M. Hall, "Bandwidth Extension Techniques In Printed Conformal Antennas", *Military Microwaves*, MM 86, pp. 329-334, 1986.
- [40] H. F. Pues and A. R. Van de Capelle, "An Impedance Matching Technique For Increasing The Bandwidth Of Microstrip Antennas", *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, vol. AP-37, pp. 1345-1354, Nov. 1989.
- [41] J. J. Schuss, J. D. Hanfling, and R. L. Bauer, "Design Of Wideband Patch Radiator Phased Arrays", in *IEEE Antennas Propagation Symp. Dig.*, pp. 1220-1223, 1989.
- [42] A. Sabban, "A New Broadband Stacked Two-Layer Microstrip Antenna", in *IEEE Antennas and Propagation Symp. Dig.*, pp. 63-66, 1983.
- [43] C. H. Chen, A. Tulintseff, and M. Sorbello, "Broadband Two-layer Microstrip Antenna" in *IEEE Antennas and Propagation Symp. Dig.*, pp. 251-254, 1984.
-

BIBLIOGRAPHIE

- [44] R. Q. Lee, K. F. Lee, and J. Bobinchak, “*Characteristics Of A Two-Layer Electromagnetically Coupled Rectangular Patch Antenna*”, *Electron. Lett.*, vol. 23, pp. 1070-1072, Sept. 1987.
- [45] C. H. Tsao, Y. M. Hwang, F. Kilburg, and F. Dietrich, “*Aperture-Coupled Patch Antennas With Wide-Bandwidth And Dual Polarization Capabilities*”, in *IEEE Antennas and Propagation Symp. Dig.*, pp. 936-939, 1988.
- [46] A. Ittipiboon, B. Clarke, and M. Cuhaci, “*Slot-Coupled Stacked Microstrip Antennas*”, in *IEEE Antennas and Propagation Symp. Dig.*, pp. 1108-1111, 1990.
- [47] J.-F. Zurcher, “*The SSFIP: A Global Concept For High Performance Broadband Planar Antennas*”, *Electron. Lett.*, vol.
- [48] F. Croq, A. Papiernik, and P. Brachat, “*Wideband Aperture Coupled Microstrip Subarray*”, in *IEEE Antennas and Propagation Symp. Dig.*, pp. 1128-1131, 1990.
- [49] N. K. Das and D. M. Pozar, “*Analysis And Design Of Series-Fed Arrays Of Printed Dipoles Proximity Coupled To A Perpendicular Microstripline*”, *IEEE Trdns. Antennas Propagat.*: vol. 37, pp. 43.5444, Apr. 1989.
- [50] H. Y. Yang, N. G. Alexopoulos, P. M. Lepeltier, and G. J. Stem, “*Design Of Transversely Fed Emc Microstrip Dipole Array Including Mutual Coupling*”, *IEEE Trans. Antennas Prooarrat.. 1*” I vol. 38, pp. 145-151: Fe. 1990.
- [51] C. Wu, J. Wang. R. Fralich, and J. Litva. “*Study On A Series-Fed ~~ Aperture-Coupled Microstrip Patch Array,*” in *IEEE Antennas and Propagation Symp. Dig.*, pp.1762-1765, 1990.
- [52] M. BENHABILES, M. RIABI “*La Modélisation Des Circuits Intégrées Monolithique Micro-ondes*”, *Article De Synthèses*.

BIBLIOGRAPHIE

- [53] M. HELIER et C. PICHOT “ *Structure De Guidage Pour Circuits Micro-ondes Et Millimétrique*”, Techniques De L’Ingénieur Traite Electronique.
- [54] Dr ZERROUB Sidi Ali Mebarek “ *Support De Transmission Et Composants Micro-ondes*”, OPU 1995.
- [55] W.S. McCulloch and W. Pitts, “*A Logical Calculus Of Ideas Immanent In Nervous Activity*”, Bull. Mathematical Bio-physics, Vol. 5, 1943, pp. 115-133.
- [56] M. Minsky and S. Papert, *Perceptrons: An Lntroduction To Computational Geometry*, MIT Press, Cambridge, Mass., 1969.
- [57] J.J. Hopfield, “*Neural Networks And Physical Systems With Emergent Collective Computational Abilities*”, in Roc. Nat’l Academy of Sciences, USA 79, 1982, pp. 2,554-2,558.
- [58] D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, *Parallel Distributed Processing: Exploration In The Microstructure Of Cognition*, MIT Press, Cambridge, Mass., 1986.
- [59] Anil K. Jain, Jian chang Mao, K.M. Mohiuddin, *Artificial Neural Networks: A Tutorial*. IEEE March 1996.
- [60] *DARPA Neural Network Study*, AFCEA Int’l Press, Fairfax, Va., 1988.
- [61] J. Hertz, A. Krogh, and R.G. Palmer, *Introduction To The “Theory Of Neural Computation”*, Addison-Wesley, Reading, Mass., 1991.
- [62] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Mac Millan College Publishing Co., New York, 1994.
- [63] K. Hornik, M. Stinchcomb, H. White & P.Aver “*Degree Of Approximation Results For Feedforward Networks Approximating Unknown Mapping And Their Derivatives*”, neural computation VOL.6, pp.1262-1275. 1994
-

BIBLIOGRAPHIE

[64] D.E. Rumelhart “*Learning Representation By Back-Propagation Errors*”, The MIT Press, VOL.1, Cambridge. 1986.

[65] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, and R.J. Williams, “*Learning Internal Representations By Error Propagation*” in D.E. Rumelhart & J.L. McClelland (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in The Microstructure of Cognition. Vol.1: Foundations.* MIT Press (1986).

[66] Marc Parizeau “*Reseau De Neurones*”, Automne 2004, presse de l’univerité de LAVAI. 2004

[67] T. Kudoh, S. Shoji, M. Esashi “*An Integrated Miniature Capacitive Pressure Sensor*”, *Senor and actuators A29*, pp.185-193, 1991.

[68] ApSTAT Technologies “*Introduction Aux Réseaux De Neurones*”, 2002.

[69] A. Hafid Zaabab, Qi-Jun Zhang , and Michel Nakhla, “*A Neural Network Modeling Approach To Circuit Optimization And Statistical Design*” *IEEE Transactions On Microwave Theory and Techniques*, Vol. 43, no. 6, June 1995.

[70] T. Fortaki and A. Benghalia “*Rigorous Full-Wave Analysis Of Rectangular Microstrip Patches Over Ground Planes With Rectangular Apertures In Multilayered Substrates That Contain Isotropic And Uniaxial Anisotropic Materials*”, *IEEE Microwave and optical technology letters*, VOL.41, No.6, June 20 2004.

ANNEXES

Annexe A

Démonstration de la relation suivante :-

$$\begin{cases} \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x} \right) = i.k_x . \tilde{f} \\ \left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y} \right) = i.k_y . \tilde{f} \end{cases} \dots\dots\dots (a-1)$$

Pour démontrer l'équation (a-1) on utilise la transformée vectorielle de Fourier :

$$\tilde{\bar{A}}(k_x, k_y, z) = \int \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \bar{A}(x, y, z) e^{-i(k_x x + k_y y)} dx dy$$

$$\bar{A}(x, y, z) = \frac{1}{4\pi^2} \int \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{\bar{A}}(k_x, k_y, z) e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y$$

$$f(x, y, z) = \frac{1}{4\pi^2} \int \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{f}(k_x, k_y, z) \cdot e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y$$

$$\frac{\partial f(x, y, z)}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{1}{4\pi^2} \int \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{f}(k_x, k_y, z) \cdot e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y \right)$$

$$\frac{\partial f(x, y, z)}{\partial x} = \frac{1}{4\pi^2} \int \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{f}(k_x, k_y, z) \cdot \left(\frac{\partial \cdot e^{i(k_x x + k_y y)}}{\partial x} \right) dk_x dk_y$$

$$\frac{\partial f(x, y, z)}{\partial x} = \frac{i k_x}{4\pi^2} \int \int_{-\infty-\infty}^{+\infty+\infty} \tilde{f}(k_x, k_y, z) \cdot e^{i(k_x x + k_y y)} dk_x dk_y$$

$$\frac{\partial f(x, y, z)}{\partial x} = i k_x f(x, y, z)$$

$$\left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial x} \right) = i k_x \tilde{f}$$

De même qu'on peut démontrer la relation : $\left(\frac{\partial \tilde{f}}{\partial y} \right) = i.k_y . \tilde{f}$

Annexe B

Démonstration de \bar{A} , \bar{B} et \bar{g} :-

$$\bar{e}(k_s, z) = \bar{A}e^{-ik_z z} + \bar{B}e^{ik_z z} \dots\dots\dots(3-20)$$

$$\bar{h}(k_s, z) = \bar{g}(k_s) \cdot [\bar{A}e^{-ik_z z} - \bar{B}e^{ik_z z}] \dots\dots\dots(3-21)$$

$$\tilde{E}_z = A_1 e^{-ik_z z} + B_1 e^{ik_z z} \dots\dots\dots(3-19.a)$$

$$\tilde{H}_z = A_2 e^{-ik_z z} + B_2 e^{ik_z z} \dots\dots\dots(3-19.b)$$

$$\bar{e} = \begin{bmatrix} e^e \\ e^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{i}{k_s} \frac{\partial \tilde{E}_z}{\partial z} \\ \frac{\omega \mu}{k_s} \tilde{H}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{i}{k_s} (-ik_z A_1 e^{-ik_z z} + ik_z B_1 e^{ik_z z}) \\ \frac{\omega \mu}{k_s} (A_2 e^{-ik_z z} + B_2 e^{ik_z z}) \end{bmatrix}$$

$$\bar{e} = \begin{bmatrix} \frac{A_1 k_z}{k_s} \\ \frac{\omega \mu A_2}{k_s} \end{bmatrix} \cdot e^{-ik_z z} + \begin{bmatrix} \frac{-B_1 k_z}{k_s} \\ \frac{\omega \mu B_2}{k_s} \end{bmatrix} \cdot e^{ik_z z} \dots\dots\dots(b-1)$$

$$\bar{h} = \begin{bmatrix} h^e \\ h^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon}{k_s} \tilde{E}_z \\ \frac{i}{k_s} \frac{\partial \tilde{H}_z}{\partial z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon}{k_s} (A_1 e^{-ik_z z} + B_1 e^{ik_z z}) \\ \frac{i}{k_s} (-ik_z A_1 e^{-ik_z z} + ik_z B_1 e^{ik_z z}) \end{bmatrix}$$

$$\bar{h} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon A_1}{k_s} \\ \frac{k_z A_2}{k_s} \end{bmatrix} e^{-ik_z z} + \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon B_1}{k_s} \\ \frac{-k_z B_2}{k_s} \end{bmatrix} e^{ik_z z} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon}{k_z} \frac{A_1 k_z}{k_s} \\ \frac{k_z}{\mu \omega} \frac{A_2}{k_s} \end{bmatrix} e^{-ik_z z} - \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon (-k_z B_1)}{k_z} \\ \frac{k_z}{\mu \omega} \frac{B_2}{k_s} \end{bmatrix} e^{ik_z z}$$

$$\bar{h} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon}{k_z} & 0 \\ 0 & \frac{k_z}{\omega \mu} \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} \frac{A_1 k_z}{k_s} \\ \frac{\omega \mu A_2}{k_s} \end{bmatrix} \cdot e^{-ik_z z} - \begin{bmatrix} \frac{-B_1 k_z}{k_s} \\ \frac{\omega \mu B_2}{k_s} \end{bmatrix} \cdot e^{ik_z z} \right) \dots\dots\dots(b-2)$$

d'après (b-1) et (b-2) on constate que :-

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} \frac{A_1 k_z}{k_s} \\ \frac{\omega \mu A_2}{k_s} \end{bmatrix}, \quad \bar{B} = \begin{bmatrix} \frac{-B_1 k_z}{k_s} \\ \frac{\omega \mu B_2}{k_s} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \bar{g} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon}{k_z} & 0 \\ 0 & \frac{k_z}{\omega \mu} \end{bmatrix}$$

Annexe C

Détermination de la matrice $\overline{\overline{\mathbf{T}}}$:-

$$\begin{bmatrix} \overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_j^-) \\ \overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_j^-) \end{bmatrix} = \overline{\overline{\mathbf{T}}}_j \begin{bmatrix} \overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) \\ \overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{\mathbf{T}}} = \begin{bmatrix} \overline{\overline{\mathbf{T}}}_{11} & \overline{\overline{\mathbf{T}}}_{12} \\ \overline{\overline{\mathbf{T}}}_{21} & \overline{\overline{\mathbf{T}}}_{22} \end{bmatrix}$$

On sait que :-

$$\begin{cases} \overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_j^-) = \overline{\mathbf{A}}e^{-ik_z z_j^-} + \overline{\mathbf{B}}e^{ik_z z_j^-} \dots\dots\dots(c-1) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_j^-) = \overline{\mathbf{g}}(\mathbf{k}_s)[\overline{\mathbf{A}}e^{-ik_z z_j^-} - \overline{\mathbf{B}}e^{ik_z z_j^-}] \dots\dots\dots(c-2) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) = \overline{\mathbf{A}}e^{-ik_z z_{j-1}^+} + \overline{\mathbf{B}}e^{ik_z z_{j-1}^+} \dots\dots\dots(c-3) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) = \overline{\mathbf{g}}(\mathbf{k}_s)[\overline{\mathbf{A}}e^{-ik_z z_{j-1}^+} - \overline{\mathbf{B}}e^{ik_z z_{j-1}^+}] \dots\dots\dots(c-4) \end{cases}$$

$$(c-4) \Leftrightarrow [\overline{\mathbf{A}}e^{-ik_z z_{j-1}^+} - \overline{\mathbf{B}}e^{ik_z z_{j-1}^+}] = \overline{\mathbf{g}}^{-1}(\mathbf{k}_s)\overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) \dots\dots\dots(c-5)$$

$$(c-3) - (c-5) \Leftrightarrow \overline{\mathbf{A}} = \frac{1}{2}\overline{\mathbf{g}}^{-1}(\mathbf{k}_s)\overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+)e^{ik_z z_{j-1}^+} + \frac{1}{2}\overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+)e^{ik_z z_{j-1}^+} \dots\dots\dots(c-6)$$

$$(c-3) \Leftrightarrow \overline{\mathbf{B}} = \frac{1}{2}\overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+)e^{-ik_z z_{j-1}^+} - \frac{1}{2}[\overline{\mathbf{g}}(\mathbf{k}_s)]^{-1}\overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) \dots\dots\dots(c-7)$$

(c-6) et (c-7) dans (c-1) donne :-

En tenant compte que :- $z_j^- - z_{j-1}^+ = d_j$

$$\overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_j^-) = \frac{1}{2}(e^{-ik_z d_j} + e^{ik_z d_j})\overline{\mathbf{e}}(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) - \frac{1}{2}[\overline{\mathbf{g}}(\mathbf{k}_s)]^{-1}(e^{ik_z d_j} - e^{-ik_z d_j})\overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+)$$

$$\overline{\mathbf{e}}_j(\mathbf{k}_s, z_j^-) = \frac{1}{2}\cos(k_z d_j)\overline{\mathbf{e}}(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+) - i\frac{1}{2}[\overline{\mathbf{g}}(\mathbf{k}_s)]^{-1}\sin(k_z d_j)\overline{\mathbf{h}}_j(\mathbf{k}_s, z_{j-1}^+)$$

$$\text{Donc :- } \overline{\overline{\mathbf{T}}}_{11} = \begin{bmatrix} \cos(k_z d_j) & 0 \\ 0 & \cos(k_z d_j) \end{bmatrix}$$

$$\text{Et } \overline{\overline{\mathbf{T}}}_{12} = \begin{bmatrix} \frac{-ik_z}{\omega\epsilon_j}\sin(k_z d_j) & 0 \\ 0 & \frac{-i\omega\mu_j}{k_{zj}}\sin(k_z d_j) \end{bmatrix}$$

De même en remplaçant (c-6) et (c-7) dans (c-2) on obtient :-

$$\overline{\overline{T}}_j^{21} = -i \cdot \sin(k_{z_j} d_j) \times \overline{\overline{g}}_j = \begin{bmatrix} -i \frac{\omega \epsilon_j}{k_{z_j}} \sin(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & -i \frac{k_{z_j}}{\omega \mu_j} \sin(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix}$$

$$\overline{\overline{T}}_j^{22} = \begin{bmatrix} \cos(k_{z_j} d_j) & 0 \\ 0 & \cos(k_{z_j} d_j) \end{bmatrix}$$

Annexe D

Les Formules De L'évaluation Des Intégrales De La Matrice Impédance Par Les Réseaux De Neurones

Pour ce faire, on doit passer par les étapes suivantes :

A/ Formulation dans le domaine spectral :

La relation entre le champ électrique surfacique et la distribution du courant, pour une antenne microbande rectangulaire comme déjà vue dans la partie précédente, est donnée par :

$$\begin{bmatrix} \tilde{E}_x(K_x, K_y, d_1) \\ \tilde{E}_y(K_x, K_y, d_1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{J}_x \\ \tilde{J}_y \end{bmatrix}$$

La méthode du moment avec la représentation modale de \tilde{J} met l'équation caractéristique sous la forme :

$$\begin{bmatrix} (Z_{kn}^1)_{N \times N} & (Z_{km}^2)_{N \times M} \\ (Z_{ln}^3)_{M \times N} & (Z_{lm}^4)_{M \times M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (a_n)_{N \times 1} \\ (b_m)_{M \times 1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{0} \\ \bar{0} \end{bmatrix}$$

Où :

$$\begin{aligned} Z_{kn}^1 &= \iint_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{xk}(-K_x, -K_y) G_{xx} \tilde{J}_{xn}(K_x, K_y) dK_x dK_y \\ Z_{km}^2 &= \iint_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{xk}(-K_x, -K_y) G_{xy} \tilde{J}_{ym}(K_x, K_y) dK_x dK_y \\ Z_{ln}^3 &= \iint_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{yl}(-K_x, -K_y) G_{yx} \tilde{J}_{xn}(K_x, K_y) dK_x dK_y \\ Z_{lm}^4 &= \iint_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{yl}(-K_x, -K_y) G_{yy} \tilde{J}_{ym}(K_x, K_y) dK_x dK_y \end{aligned} \quad (G)$$

Avec : $k, n = 1, 2, 3, \dots, N$
 $l, m = 1, 2, 3, \dots, M$

Ces équations peuvent être généralisées comme suit :

$$Z_{jq}^{ip} = \iint_{-\infty}^{+\infty} \tilde{J}_{ij}(K_x, K_y) \tilde{G}_{ip} \tilde{J}_{pq}(K_x, K_y) dK_x dK_y \quad \text{----- (A)}$$

(i = x, y ; p = x, y ; j = m, n ; q = m, n).

En utilisant la transformation sphérique caractérisée par la forme :

$$H(\cdot) = e^{(j+R)} \tilde{J}_{ij}(j, R) \tilde{G}_{rs}(j, R) \tilde{J}_{ij}(j, R) R$$

et en utilisant les deux transformations suivantes :

$$r = \exp(-R) - (1/2) \quad \text{et} \quad \varphi = \varphi - \pi,$$

une nouvelle fonction :

$F(L, W, h, \varepsilon_r, k_0, \varphi, r)$ est trouvée pour la fonction à intégrer qui est donnée par l'expression :

$$-e^{-j+p} H(L, W, h, \varepsilon_r, k_0, j - p, -\ln(r - (1/2))) \ln r$$

C'est ainsi que l'équation (A) devient :

$$Z_{jq}^{ip} = Z_r + jZ_i = \int_{-p-1/2}^{p-1/2} (F_r(.) + jF_i(.)) dfdr \quad (B)$$

$F_r(.)$ et $F_i(.)$ sont respectivement la partie réelle et imaginaire de la fonction à intégrer $F(.)$.

Le problème majeur, dans ce processus de solution, qui apparaît durant l'évaluation de cette intégrale, consiste dans les singularités. C'est pour cette raison qu'on fait appel à une nouvelle technique basée sur les réseaux de neurones.

B/ La technique de solution par les ANN:

La fonction à intégrer dans (B) contient des singularités lors de la résolution numérique de l'intégrale. Par conséquent, il est avantageux de trouver une alternative pour l'intégration numérique. La meilleure alternative est d'opérer sur une forme d'expression finale si possible. Pour cela, on adopte la proposition suivante :

Proposition : Si $f(x, y)$ est une fonction avec des singularités à (x_i, y_i) , et $g(x, y)$ est une fonction continue telle que : $g(x, y) = f(x, y)$ pour tous les points de non singularité de $f(x, y)$, donc $f(x, y)$ peut être exprimée en terme de $g(x, y)$ par :

$$f(x, y) = g(x, y) + \sum_{i,j} g(x, y) d(x - x_i) d(y - y_i) \quad (C)$$

En utilisant ANN, il est possible de trouver des fonctions continues, qui sont égales aux fonctions à intégrer dans (B), dans tous les points de non singularité. Il est donc facile de trouver une forme finale pour la formule d'intégration de (B) en utilisant ANN et (C). La description de la procédure sera abordée de la manière suivante :

1/ Modèle Neuronale (ANN) pour l'intégration :

Comme on peut le voir de (B), la fonction à intégrer est une fonction de: $L, W, h, \varepsilon_r, k_0, \varphi, r$.

Un simple réseau de trois couches avec 8 neurones dans la couche d'entrée ($X_i: i=1, \dots, 8$) qui représentent, respectivement, les sept précédentes variables de la fonction à intégrer et un terme de biais.

En utilisant une fonction de transfert linéaire $\Phi(x)=x$, pour la couche de sortie et la fonction de transfert $\psi(x)=\tanh(x)$ pour la couche cachée, la sortie pour le $k^{\text{ème}}$ neurone est :

$$y_k^m = \Phi\left(\sum_{j=1}^{n_h} v_{kj} \psi\left(\sum_{i=1}^{n_i} w_{ji} X_i^m\right)\right) = \Phi\left(\sum_{j=1}^{n_h} v_{kj} h_j\right); h_j = \psi\left(\sum_{i=1}^{n_i} w_{ji} X_i^m\right). \quad (D)$$

où μ est l'ensemble choisi de la base d'apprentissage (couple choisie des entrées). Le nombre des neurones dans la couche d'entrée, cachée, et celle de sortie sont respectivement : n_i, n_h, n_o . Pour l'apprentissage du réseau, une transformation de la fonction continue $g(\cdot)$, donne la valeur de $y(\cdot)$. La forme de la transformation utilisée pour obtenir les valeurs prélevées $g(\cdot)$ de la fonction continue, pour les sorties du réseau y est :

$$g = \text{Ig}_H I((1 - 2y)/(1 + 2y)).$$

2/ La forme de l'expression finale pour l'intégration

Après que l'apprentissage soit terminé, en remplaçant C et D dans B, on obtient la forme d'expression finale pour l'intégration :

$$G_{jq}^{jp} = \int_{-p}^p \int_{-1/2}^{1/2} g_k dX_6 dX_7 + \sum_N g_k \quad (E) \quad \text{calculée à chacun des N points de singularité.}$$

$$\int_{-p}^p \int_{-1/2}^{1/2} g_k dX_6 dX_7 = \left(\sum_j \frac{-0.5v_{kj}}{w_{j6}w_{j7}} \left(\sum_{r=1}^4 T_r \right) \right).$$

$$f_1 = \exp(w_{j6}) \exp(6.2832w_{j7}) \times \exp\left(2 \sum_{i \neq 6,7} w_{ji} X_i\right)$$

$$f_2 = \exp(-w_{j6}) \exp(6.2832w_{j7}) \times \exp\left(2 \sum_{i \neq 6,7} w_{ji} X_i\right)$$

$$f_3 = \exp(w_{j6}) \exp(-6.2832w_{j7}) \times \exp\left(2 \sum_{i \neq 6,7} w_{ji} X_i\right)$$

$$f_4 = \exp(-w_{j6}) \exp(-6.2832w_{j7}) \times \exp\left(2 \sum_{i \neq 6,7} w_{ji} X_i\right)$$

$$T_1 = 1.3(\ln(3f_2 - 1) \ln(3f_2) - \ln(3f_1 - 1) \ln(3f_1) - di \log(3f_1) + di \log(3f_2))$$

$$T_2 = 0.2(di \log(f_1 + 1) - di \log(f_2 + 1) + di \log(-f_1) - di \log(-f_2) \ln(-f_2 - 1) \ln(-f_2) + \ln(-f_1 - 1) + 1.885w_6w_7)$$

ANNEXES

$$T_3 = 1.3(-\ln(3f_4 - 1)\ln(3f_4) + \ln(3f_3 - 1)\ln(3f_3) + di \log(3f_3) - di \log(3f_4))$$

$$T_4 = 0.2(di \log(f_4 + 1) - di \log(f_3 + 1) + di \log(-f_4) - di \log(-f_3) - \ln(-f_3 - 1)\ln(-f_3) + \ln(-f_4 - 1)\ln(-f_4) + 1.885w_6w_7)$$

Après l'intégration, il est simple de trouver la valeur du déterminant (G) pour n'importe quelle fréquence donnée. Comme il peut être observé ici, tous les éléments de la matrice Z, ils peuvent être déterminés simultanément en utilisant cette approche.

Liste Des Figures

<i>FIG (I-1): Antenne A Eléments Imprimés.....</i>	<i>05</i>
<i>FIG (I-2): Antenne Microbande Rectangulaire.....</i>	<i>06</i>
<i>FIG(I-3): Distribution De Charge Et Densité De Courant Sur Une Antenne Microstrip.....</i>	<i>07</i>
<i>FIG (I-4): Distribution De La Composante Verticale Du Champ Electrique Dans Le Mode Fondamental De L'antenne.....</i>	<i>08</i>
<i>FIG (I-5): Représentation Des Champs Marginaux.....</i>	<i>08</i>
<i>FIG (I-6): Modélisation De L'antenne Patch Rectangulaire Par Deux Fentes Couplées.....</i>	<i>09</i>
<i>FIG (I-7): Ligne De Champ Electrique.....</i>	<i>12</i>
<i>FIG (I-8): Alimentation Par Une Ligne Microbande (A) Axiale, (B) Décalée, (C) Axiale Avec Encoche.....</i>	<i>14</i>
<i>FIG (I-9): Le Circuit Equivalent D'une Antenne Microruban Pour Les Deux Types D'alimentation.....</i>	<i>15</i>
<i>FIG (I-10): Le Circuit Equivalent D'une Antenne Microruban Alimentée Par Proximité.....</i>	<i>16</i>
<i>FIG (I-11): Le Circuit Equivalent D'une Antenne Microruban Couplée Par Ouverture.....</i>	<i>16</i>
<i>FIG (I-12): Les Différentes Techniques D'alimentation: (A) Ligne Microbande-(B) Câble Coaxial(C) Proximité-(D) Ouverture De Couplage.....</i>	<i>17</i>
<i>FIG (II-1): Les Taches Que Le Réseau De Neurones Peut Accomplir.....</i>	<i>23</i>
<i>FIG (II-2): Schéma D'un Neurone Biologique.....</i>	<i>25</i>
<i>FIG (II-3): Structure D'un Neurone Artificiel.....</i>	<i>26</i>
<i>FIG (II-4): Les Différents Types De Fonctions De Transfert A: Fonction A Seuil (S La Valeur Du Seuil), B : Linéaire Par Morceaux, C: Sigmoide.....</i>	<i>27</i>
<i>FIG (II-5): La Taxonomie D'architecture De Réseau.....</i>	<i>28</i>
<i>FIG (III-1): Géométrie D'une Antenne Microbande Rectangulaire.....</i>	<i>40</i>
<i>FIG (III-2): Représentation D'une Couche J.....</i>	<i>45</i>
<i>FIG (III-3): Représentation Simplifiée De La Structure Etudiée.....</i>	<i>48</i>
<i>FIG (III-4): Calcul De La Fréquence De Résonance D'une Antenne Microbande Rectangulaire Par Les Réseaux De Neurones.....</i>	<i>57</i>
<i>FIG III-5 : Organigramme De La Rétropropagation Des Erreurs.....</i>	<i>60</i>
<i>FIG (III-6): Dépendance Existante Entre Le Seuil Et Le Nombre D'itération Maximum.....</i>	<i>61</i>
<i>FIG (III-7): Optimisation De L'architecture.....</i>	<i>62</i>

<i>FIG (III-8) : Variation De L'erreur De Test Pour Différentes Architectures.....</i>	<i>64</i>
<i>FIG (III-9) : Variation De L'ERT Pour Différentes Architectures.....</i>	<i>64</i>
<i>FIG (III-10) : Variation Du Nombre Effective Des Paramètres Pour Différentes Architectures.....</i>	<i>65</i>
<i>FIG IV -1 : Corrélation de fr (ns) et fr (désirée) Pour l'Ensemble d'Apprentissage.....</i>	<i>70</i>
<i>FIG IV -2 : Corrélation de fr (NS) et fr (désirée) Pour l'Ensemble de Validation.....</i>	<i>71</i>
<i>FIG IV -3 : Corrélation de fi (NS) et fi (désirée) Pour l'ensemble d'Apprentissage.....</i>	<i>71</i>
<i>FIG IV -4 : Corrélation de fi (NS) et fi (désirée) Pour l'Ensemble de Validation.....</i>	<i>72</i>
<i>FIG.IV-5: La Partie Réelle De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), Pour $\epsilon_r= 1.5$.....</i>	<i>73</i>
<i>FIG.IV-6: La Partie Réelle De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), pour $\epsilon_r= 2.32$.....</i>	<i>74</i>
<i>FIG.IV-7 : La Partie Réelle De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=4.9$.....</i>	<i>74</i>
<i>FIG.IV-8 : La Partie Réelle De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=1.5$; $\epsilon_r=3$; $\epsilon_r=4.9$.....</i>	<i>75</i>
<i>FIG.IV-9: La Partie Imaginaire De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=1.5$.....</i>	<i>76</i>
<i>FIG.IV-10: La Partie Imaginaire De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=2.32$.....</i>	<i>77</i>
<i>FIG.IV-11: La Partie Imaginaire De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=4.9$.....</i>	<i>77</i>
<i>FIG.IV-12: La Partie Imaginaire De La Fréquence De Résonance En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=1.5$; $\epsilon_r=3$; $\epsilon_r=4.9$.....</i>	<i>78</i>
<i>FIG.IV-13: La Bande Passante En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=1.5$.....</i>	<i>79</i>
<i>FIG.IV-14 : La Bande Passante En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=2.32$.....</i>	<i>79</i>
<i>FIG.IV-15: La Bande Passante En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=4.9$.....</i>	<i>80</i>
<i>FIG.IV-16: La Bande Passante En Fonction de (h), pour $\epsilon_r=1.5$; $\epsilon_r=3$; $\epsilon_r=4.9$.....</i>	<i>80</i>
<i>FIG.IV-17: Comparaison Entre Le Rayonnement Des Deux Premiers Modes Fondamentaux Dans Le Plan $\Phi=\pi/2$; $L=1.5cm$; $W=1cm$; $H=0.1cm$; $\epsilon_r=2.35$.....</i>	<i>82</i>
<i>FIG.IV-18: Comparaison Entre Le Rayonnement Des Deux Premiers Modes Fondamentaux Dans Le Plan $\Phi=0$; $L=1.5cm$; $W=1cm$; $H=0.1cm$; $\epsilon_r=2.35$.....</i>	<i>83</i>

<i>FIG.IV-19: Diagramme De Rayonnement D'une Antenne Microbande Rectangulaire Dans Le Plan $\Phi=0$, pour le mode TM01 avec: $L=6cm$; $W=4cm$; $H=0.08cm$; $\epsilon_r=4.34$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	<i>85</i>
<i>FIG.IV-20: Diagramme De Rayonnement D'une Antenne Microbande Rectangulaire Dans Le Plan $\Phi=\pi/4$, pour le mode TM01 avec: $L=6cm$; $W=4cm$; $H=0.08cm$; $\epsilon_r=4.34$; Pour les méthodes SDA, CHEW, NS.....</i>	<i>86</i>
<i>FIG.IV-21: Diagramme De Rayonnement D'une Antenne Microbande Rectangulaire Dans Le Plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=6cm$; $W=4cm$; $H=0.08cm$; $\epsilon_r=4.34$; Pour les méthodes SDA, CHEW, NS.....</i>	<i>87</i>
<i>FIG.IV-22: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans les plans $\Phi=0$, $\Phi=\pi/4$, $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01.....</i>	<i>88</i>
<i>FIG.IV-23: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=1.5cm$; $W=1cm$; $H=0.2cm$; $\epsilon_r=2.35$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	<i>90</i>
<i>FIG.IV-24: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=3cm$; $W=1cm$; $H=0.2cm$; $\epsilon_r=2.35$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	<i>91</i>
<i>FIG.IV-25: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=4.5cm$; $W=1cm$; $H=0.2cm$; $\epsilon_r=2.35$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	<i>92</i>
<i>FIG.IV-26: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de la longueur du patch, pour le mode TM01.....</i>	<i>93</i>
<i>FIG.IV-27: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=2cm$; $W=2.5cm$; $H=0.15cm$; $\epsilon_r=7$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	<i>95</i>
<i>FIG.IV-28: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=2cm$; $W=1.75cm$; $H=0.15cm$; $\epsilon_r=7$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	<i>96</i>
<i>FIG.IV-29: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=2cm$; $W=1.25cm$; $H=0.15cm$; $\epsilon_r=7$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	<i>97</i>
<i>FIG.IV-30: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de la largeur du patch, pour le mode TM01.....</i>	<i>98</i>

<i>FIG.IV-31: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=6\text{cm}$; $W=5\text{cm}$; $H=0.1\text{cm}$; $\epsilon_r=2.35$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	100
<i>FIG.IV-32: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=6\text{cm}$; $W=5\text{cm}$; $H=0.2\text{cm}$; $\epsilon_r=2.35$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	101
<i>FIG.IV-33: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=6\text{cm}$; $W=5\text{cm}$; $H=0.3\text{cm}$; $\epsilon_r=2.35$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	102
<i>FIG.IV-34: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de l'épaisseur du substrat, pour le mode TM01.....</i>	103
<i>FIG.IV-35: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=6\text{cm}$; $W=5\text{cm}$; $H=0.1\text{cm}$; $\epsilon_r=2.32$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	105
<i>FIG.IV-36: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=6\text{cm}$; $W=5\text{cm}$; $H=0.1\text{cm}$; $\epsilon_r=2.6$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	106
<i>FIG.IV-37: Diagramme de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire dans le plan $\Phi=\pi/2$, pour le mode TM01 avec: $L=6\text{cm}$; $W=5\text{cm}$; $H=0.1\text{cm}$; $\epsilon_r=3$; Pour les méthodes SDA, CHew, NS.....</i>	107
<i>FIG.IV-38: Comparaison entre les Diagrammes de rayonnement d'une antenne microbande rectangulaire pour différentes valeurs de la permittivité du substrat, pour le mode TM01...</i>	108

Liste Des Tableaux

<u>TAB (III-1)</u> : Mise Au Point De L'algorithme D'apprentissage.....	59
<u>TAB (III-2)</u> : Nombre Des Itérations Maximum En Fonction Du Seuil.....	61
<u>TAB (III-3)</u> : La Variation Des Critère De Choix De L'architecture Pendant L'optimisation.....	63
<u>TAB (III-4)</u> : Les Paramètres Optimisés Pour Le Modèle Finale.....	66
<u>TAB (III-5)</u> : Comparaison De Nos Résultats Avec Les Résultat D'autres Méthodes.....	66

ABSTRACT

A method for calculating the resonant frequency of open microstrip resonators, based on the back propagation multilayered-perceptron network, is presented. The method can be used for a wide range of substrate thicknesses and permittivities, and is useful for the computer aided design (CAD) of microstrip antennas. An artificial neural network (ANN) has been developed and tested for simple rectangular patch antennas who serve as illustration of this method. It transforms the data containing the dielectric constant (ϵ_r), thickness of substrate (h), length (l) and width (w) of patch to the antenna's complex resonant frequency (f_r). This neurospectral approach considerably reduces the problem complexity. The results of the neurospectral technique compare well with those of traditional spectral domain technique. The calculated resonant frequency results are in very good agreement with the experimental results reported elsewhere.

RESUME

Une méthode pour le calcul de la fréquence de résonance des résonateurs ouverts microruban, basée sur un réseau perceptron multicouches à rétropropagation, est présentée. La méthode peut être employée pour un éventail d'épaisseurs et de constantes diélectriques de substrat, elle est également utile pour la conception assistée par ordinateur (CAD) des antennes microruban. Un réseau de neurones artificiel (ANN) a été développé et examiné pour une antenne patch rectangulaire simple qui sert d'illustration de cette méthode. Il transforme les données contenant la constante diélectrique (ϵ_r), l'épaisseur du substrat (h), la longueur (l) et la largeur (w) du patch à la fréquence de résonance complexe de l'antenne (f_r). Cette approche neurospectrale réduit considérablement la complexité du problème. Les résultats de la technique neurospectrale rivalisent bien avec ceux de la technique spectrale traditionnelle (SDA). Ils sont en très bonne concordance avec les résultats expérimentaux rapportés ailleurs.