

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVESITE FERHAT ABBAS -SETIF-
UFAS (ALGERIE)

THESE

Présentée à la Faculté de Technologie
Département d'Electronique

Pour obtention du Diplôme de

DOCTORAT EN SCIENCES

par

Mme. **Yamina TIGHILT**

THEME

**IDENTIFICATION DES ANTENNES MICORUBANS MULTICOUCHES
PAR LA METHODE SPECTRALE ET LES RESEAUX DE NEURONES**

Soutenue le 23 juin 2011, devant la commission d'examen

M. A. MERZOUKI	Prof., Dépt. d'Electronique, U. de Setif	Président
M^{me}. F. BENABDELAZIZ	Prof., Dépt. d'Electronique, U. de Constantine	Examinatrice
M. A. BENGHALIA	Prof., Dépt. d'Electronique, U. de Constantine	Examineur
M. F. DJAHLI	Prof., Dépt. d'Electronique, U. de Setif	Examineur
M. A. KHELLAF	Prof., Dépt. d'Electronique, U. de Setif	Rapporteur
M. F. BOUTTOUT	M. C., Dépt. d'Electronique, U. de M'Sila	Co-rapporteur

A mes parents

à mon mari et mes enfants

à mes frères et sœurs et leurs enfants

à mes deux familles et mes ami(e)s.

Remerciements

Ce travail a été effectué au laboratoire d'*Hyperfréquences et Traitement de Signal*, département d'électronique, université Ferhat Abbès de Sétif, dirigé par monsieur le professeur **Abdelhafid KHELLAF** en collaboration avec monsieur le Docteur **Farid BOUTTOUT** maître de conférences au département d'électronique, Université de M'Sila.

J'adresse mes remerciements en premier lieu, à **Dieu** tout puissant pour la volonté, la santé, le courage et surtout la patience qui m'a donné pour mener ce travail à terme.

Je voudrais exprimer, par ce modeste travail, ma gratitude, ma reconnaissance, ma considération et mes grands remerciements à monsieur le Professeur **Abdelhafid KHELLAF** et monsieur le Docteur **Farid BOUTTOUT** pour avoir suivi mon travail avec une attention soutenue, une grande disponibilité et beaucoup d'encouragements.

Je remercie très sincèrement, monsieur le Professeur **Abdelaziz MERZOUKI**, de l'université de Sétif, de m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury de cette thèse.

Je remercie également madame le Professeur **Fatiha BENABDALAZIZ**, monsieur le Professeur **Abdelmadjid BENGHALIA**, de l'université de Constantine et monsieur le Professeur **Farid DJAHLI**, de l'université de Sétif, pour m'avoir fait l'honneur de faire part du jury de ce travail.

Que monsieur le Docteur **Diab MOKADEM**, Collègue de recherche de longue durée, trouve ici l'expression de ma gratitude et ma reconnaissance pour son aide, ses encouragements et son infatigable disponibilité.

J'exprime mes remerciements également, à monsieur le Docteur **CHEMALI** et monsieur le Docteur **BOUGUEZAL**, de l'université de Sétif, pour l'aide qu'ils m'ont prodigué lors de la préparation de ma publication en langue anglaise.

Que mes parents, mon mari, mes frères et sœurs, toute ma famille et tous mes ami(e)s trouvent ici l'expression de ma gratitude et mes remerciements pour leur soutien et leurs encouragements.

Merci à toutes et à tous...

TABLE DES MATIERES

Liste des figures.....	I
Liste des tableaux.....	V
Introduction générale.....	1

Chapitre I

ANTENNES MICRORUBANS, GENERALITES

I. Introduction	6
II. Avantages et inconvénients	6
III. Techniques d'alimentation	7
IV. Amélioration des performances	8
V. Méthodes d'analyse	10
V.1. Méthode analytiques	11
V.1.1. Modèle de la ligne de transmission	11
V.1.2. Modèle de la cavité	11
V.2. Méthodes numériques	11
V.2.1. Méthode des éléments finis	12
V.2.2. Méthode des différences finies	12
V.2.3. Méthode des moments	13
V.3. Méthodes d'optimisation	13
V.3.1. Algorithmes génétiques	13
V.3.2. Réseaux de neurones artificiels	14
VI. Conclusion	16

Chapitre II

RESOLUTION DE L'EQUATION INTEGRALE PAR LA METODE DES MOMENT

APPLICATION A L'ANTENNE RECTANGULAIRE MONOCOUCHE

I. Introduction	18
II. Résolution de l'équation intégrale par la méthode des moments	18
II.1. Matrices de transfert TM et TE associées à une couche diélectrique	20
II.2. Fonction dyadique de Green associée à l'antenne multicouche	22
II.3. Résolution de l'équation intégrale du champ électrique	24
III. Application à l'antenne rectangulaire monocouche	28
III.1. Choix des fonctions de bases	28
III.2. Effet des paramètres physiques et géométriques de l'antenne sur la fréquence de résonance et la bande passante.....	30
III.2.1. Effet de l'épaisseur du substrat et de la permittivité diélectrique	31
III.2.2. Effet des dimensions du patch	32
III.2.3. Effet de l'anisotropie uniaxial du substrat	33
IV. Conclusion	38

Chapitre III

ANALYSE DE L'ANTENNE RECTANGULAIRE A GAP D'AIR, L'ANTENNE

PIGEE ET L'ANTENNE A GAP D'AIR COUVERTE

I. Introduction	40
II. Analyse de l'antenne rectangulaire à gap d'air	40
III. Analyse de l'antenne piégée	44
IV. Analyse de l'antenne à gap d'air couverte	48
V. CONCLUSION	50

Chapitre IV

RESEAUX DE NEURONES CONVENTIONNELS, APPLICATION A L'ANTENNE

MONOCOUCHE ISOTROPE RECTANGULAIRE

I. Introduction	53
II. Définitions	53
III. Perceptron multicouche	54
IV. Application à l'antenne rectangulaire.....	62
IV.1. Génération des données et choix de la structure neuronale	62
IV.2. Choix de l'algorithme d'apprentissage	64
IV.3. Résultats et discussions	64
IV.3.1. En utilisant l'algorithme de retropropagation	64
<i>Influence du nombre de neurone</i>	<i>65</i>
<i>Influence du pas d'apprentissage et du momentum</i>	<i>65</i>
IV.3.2. En utilisant matlab toolbox	67
V. Astuces pour l'amélioration des performances d'un RNA	73
VI. Conclusion	73

Chapitre V

RESEAUX DE NEURONES BASES SUR LES CONNAISSANCES EM,

APPLICATIONS A L'ANALYSE ET LA SYNTHESE DE L'ANTENNE

RECTANGULAIRE ET CIRCULAIRE

I. Introduction.....	76
II. Réseaux de neurones basés sur les connaissances électromagnétiques.....	76
<i>Méthode hybride EM-ANN.....</i>	<i>77</i>

<i>Méthode de l'entrée connue préalablement</i>	77
<i>Méthode des réseaux de neurones basés sur les connaissances</i>	77
III. Réseaux de neurones pour la synthèse	79
IV. Application à l'antenne rectangulaire et circulaire	80
IV.1. Calcul de la fréquence de résonance d'une antenne microruban rectangulaire avec ou sans gap d'air imprimée sur un substrat isotrope ou anisotrope	80
IV.2. Analyse de l'antenne microruban circulaire	85
IV.2.1. Génération de données	86
IV.2.2. Développement des différents modèles et comparaisons	87
IV.3. Synthèse de l'antenne circulaire isotrope	95
V. Conclusion	98
Conclusion générale	100
Références bibliographiques	104
Résumé	
Abstract	
ملخص	

LISTE DES FIGURES

Figure I.1. Géométrie d'une antenne microruban de forme arbitraire.

Figure I.2. Techniques d'alimentation, a) Par ligne microruban, b) Par ligne coaxiale, c) Par couplage par fente, d) Par couplage par proximité.

Figure I.3. Paramètre S_{11} d'une antenne microruban rectangulaire tracé en fonction de la fréquence pour différentes valeurs de h , ($L = 3.9 \text{ cm}$, $W = 5 \text{ cm}$, $\epsilon_r = 4.4$).

Figure II.1. Géométrie du patch rectangulaire noyé dans une structure multicouche à substrats diélectriques uniaxialement anisotropes.

Figure II.2. Géométrie d'une antenne microruban rectangulaire

Figure II.3. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope en fonction de l'épaisseur du substrat pour différentes valeurs de ϵ_r , ($L = 1 \text{ cm}$; $W = 1.5 \text{ cm}$). a) f_r , b) BP .

Figure II.4. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope en fonction de l'épaisseur du substrat pour différentes valeurs de L/W , ($W = 1.5 \text{ cm}$; $\epsilon_r = 2.33$). a) f_r , b) BP .

Figure II.5. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope en fonction de l'épaisseur du substrat pour différentes valeurs de W/L , ($L = 1 \text{ cm}$; $\epsilon_r = 2.33$). a) f_r , b) BP .

Figure II.6. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire en fonction de l'épaisseur du substrat ($L = 1 \text{ cm}$; $W = 1.5 \text{ cm}$), cas d'anisotropie négative ($\epsilon_{rx} = 2.35$; $\epsilon_{rz} = 1.88$), isotrope ($\epsilon_{rx} = \epsilon_{rz} = 2.35$) et d'anisotropie positive ($\epsilon_{rx} = 2.35$; $\epsilon_{rz} = 2.82$). a) f_r , b) BP .

Figure III.1. Géométrie d'une antenne rectangulaire à gap d'air.

Figure III.2. Fréquence de résonance et bande passante d'une antenne rectangulaire à gap d'air en fonction de la hauteur du gap pour différentes valeurs de ϵ_{r2} . ($L = 2 \text{ cm}$; $W = 3 \text{ cm}$, $h_1 = 0.127 \text{ cm}$).

Figure III.3. Fréquence de résonance et bande passante d'un patch rectangulaire à gap d'air imprimé sur un substrat anisotrope ($L = 2.29 \text{ cm}$; $W = 1.9 \text{ cm}$, $h_2 = 0.159 \text{ cm}$). a) f_r , b) BP .

Figure III.4. Géométrie d'une antenne rectangulaire piégée.

Figure III.5. Fréquence de résonance et bande passante d'un patch rectangulaire piégé entre un substrat et un superstrat isotropes en fonction de h_2/h_1 pour différentes valeurs de ϵ_{r2} , ($W = 1.9 \text{ cm}$, $L = 2.29 \text{ cm}$, $h_1 = 0.159 \text{ cm}$, $\epsilon_{r1} = 2.32$); a) f_r , b) BP .

Figure III.6. Géométrie d'une antenne rectangulaire à gap d'air couverte.

Figure III.7. Fréquence de résonance et bande passante d'une antenne rectangulaire à gap d'air couverte en fonction de h_1/h_2 pour différentes valeurs de la hauteur du superstrat h_3 , ($a = 1.9 \text{ cm}$, $b = 2.29 \text{ cm}$, $d_2 = 0.159 \text{ cm}$, $\epsilon_{r2} = 2.32$, $\epsilon_{r3} = 13$); a) f_r , b) BP .

Figure IV.1. Structure d'un neurone formel.

Figure IV.2. Architecture d'une structure neuronale MLP

Figure IV.3. Arbre de l'algorithme itératif de retropropagation de l'erreur

Figure IV.4. Antenne microruban rectangulaire monocouche isotrope.

Figure IV.5. Modèle neuronal conventionnel pour la modélisation de la fréquence de résonance d'une antenne microruban rectangulaire monocouche isotrope.

a) Phase d'apprentissage b) Phase de modélisation.

Figure IV.6. Comparaison de l'EQM pour des MLPs ayant 09, 17 et 28 neurones dans la couche cachée, 4 neurones d'entrée et un seul neurone de sortie.

Figure IV.7. Comparaison de l'EQM tracée pour différentes valeurs du taux d'apprentissage et un momentum de 0.01.

Figure IV.8. Comparaison de l'EQM tracée pour différentes valeurs du momentum et un taux d'apprentissage de 0.1.

Figure IV.9. L'EQM tracée en fonction du nombre d'itérations l'EQM d'arrêt est fixée à 10^{-5} .

Figure IV.10. L'erreur accumulée tracée en fonction des dimensions du patch (W , L), l'apprentissage est réalisé sur une matrice de 3420 exemples.

Figure IV.11. L'erreur accumulée tracée en fonction des dimensions du patch (W , L), l'apprentissage est réalisé sur une matrice de 4860 exemples.

Figure IV.12. La fréquence de résonance tracée en fonction de l'épaisseur du substrat calculée par différents modèles ($L = 2 \text{ cm}$, $W = 3 \text{ cm}$, $\epsilon_r = 2.33$).

Figure V.1. Apprentissage des réseaux de neurones basés sur les connaissances électromagnétiques. a) réseau hybride EM-ANN, b) réseau PKI, c) réseau KBNN.

Figure V. 2. Géométrie de l'antenne microruban rectangulaire ayant un gap d'air de hauteur H_d imprimée sur un substrat anisotrope d'épaisseur H_d .

Figure V.3. Modèle neuronal combiné avec les connaissances EM entraîné par la méthode spectrale pour le calcul de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire avec ou sans gap d'air et imprimé sur un substrat isotrope ou uniaxialement anisotrope.

Figure V.4. Modèle PKI tel qu'il a été proposé par Gupta entraîné par la méthode spectrale pour le calcul de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire avec ou sans gap d'air et imprimé sur un substrat isotrope ou uniaxialement anisotrope.

Figure V.5. Variation de la fréquence de résonance d'une antenne microruban à gap d'air en fonction de la hauteur du gap calculée par plusieurs modèles. ($W = 1.5 \text{ cm}$, $L = 1 \text{ cm}$, $\epsilon_r = 2.35$, $H_d = 0.4 \text{ mm}$).

Figure V.6. Variation de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire en fonction de l'épaisseur du substrat pour le cas d'isotropie, anisotropie uniaxiale négative et positive calculée par différents modèles ($W = 1.5 \text{ cm}$, $L = 1 \text{ cm}$).

Figure V.7. Géométrie de l'antenne microruban circulaire isotrope.

Figure V. 8. Fréquence de résonance d'un patch circulaire de rayon 39.75 mm imprimé sur un substrat isotrope de permittivité 4.55 en fonction de la hauteur.

Figure V.9. Tracé 3D de l'erreur accumulée par le modèle MLPW, a) sur les exemples d'apprentissage, b) sur les exemples de test.

Figure V.10. Tracé 3D de l'erreur accumulée par le modèle MNPKI, a) sur les exemples d'apprentissage, b) sur les exemples de test.

Figure V.11. Tracé 3D de l'erreur accumulée par le modèle MNHB, a) sur les exemples d'apprentissage, b) sur les exemples de test.

Figure V.12. Génération de données et synthèse de l'antenne microruban circulaire isotrope.

LISTE DES TABLEAUX

Tableau II.1. Fréquence de résonance f_r et bande passante BP calculées pour différentes valeurs de la tangente des pertes $tg\delta$, ($L = 2\text{ cm}$; $W = 3\text{ cm}$; $h = 0.127\text{ cm}$; $\epsilon_r = 2.2$).

Tableau III.1. Structures, paramètres dimensionnels et électriques des antennes considérées.

Comparaison des fréquences de résonance mesurées et calculées des antennes rapportées dans le tableau III.1.

Tableau IV.1. Algorithmes itératifs existants dans *Matlab Neural Network Toolbox*.

Tableau IV.2. Caractéristiques du modèle neuronal développé.

Tableau IV.3. Comparaison de la fréquence de résonance avec des résultats de la littérature Cas isotrope ($\epsilon_r = 2.33$ $H_d = 0.3175\text{ cm}$).

Tableau V.1. Différents paramètres des différents modèles neuronaux développés.

Tableau V.2. Fréquences de résonances mesurées et reportées dans différentes références pour des patchs circulaires isotropes.

Tableau V.3. Fréquences de résonances mesurées et calculées en GHz par différentes méthodes pour les patchs circulaires isotropes rapportés dans le tableau V.2.

Table V.4. Modèle neuronal pour le calcul du rayon d'une antenne microruban circulaire.

INTRODUCTION GENERALE

Dans les applications aéronautiques, aérospatiales, militaires, systèmes de communications mobiles et terrestres, de télédétection et de télémesure de plus en plus émergentes où le faible volume, le faible poids, le faible coût et les hautes performances sont les principales exigences, les antennes faiblement profilées telles que les antennes microrubans ont trouvé toute considération.

Développées au cours des années soixante dix, ces antennes allient à la fois faible poids, encombrement réduit, facilité de fabrication en masse, faible coût, adaptation aux surfaces planes et non planes, grande robustesse et également bonne performance en terme de résonance, d'impédance d'entrée et de diagramme de rayonnement. Toutefois, elles présentent une faible pureté de polarisation, une bande passante étroite, un faible gain et des pertes de rayonnement par ondes de surfaces. Pour y remédier à ces inconvénients plusieurs travaux de recherches ont été menés et ont abouti à des progrès considérables améliorant les performances de ces antennes.

Pour les analyser, plusieurs méthodes ont été développées, elles peuvent être classées en deux grandes catégories: les méthodes analytiques simples, tels que le modèle de la ligne de transmission et le modèle de la cavité et les méthodes numériques rigoureuses telle que la méthode des moments. Les méthodes analytiques sont très simples, permettent une bonne interprétation physique, mais peu précises et modélisent difficilement le couplage. En revanche, la méthode des moments est très précise, très souple, peut traiter un élément seul ou plusieurs éléments en réseau ou empilés, les formes arbitraires et le couplage. Cependant, elle est plus complexe, permet moins l'interprétation physique et nécessite un temps de calcul et un espace mémoire considérable.

Depuis les années quatre vingt dix une nouvelle approche basée sur les réseaux de neurones artificiels a été développée pour l'analyse des circuits hyperfréquences en particulier les antennes microrubans. Etant hautement non linéaire et interconnecté, un modèle neuronal peut dépasser de loin les modèles conventionnels, puisque très simple, très précis, très rapide et très stable lorsqu'on lui présente de nouvelles données non vues durant l'apprentissage. Cependant, la taille des matrices nécessaires à l'apprentissage et le test croit exponentiellement avec le nombre de paramètres du modèle. Pour y remédier à cet état de fait de nouveaux modèles neuronaux basés sur les connaissances électromagnétiques permettant de réduire la taille des matrices, ayant plus de pouvoir d'extrapolation et permettant mieux l'interprétation physiques ont été développés.

L'objectif visé par ce travail est l'identification des antennes microrubans multicouches par la méthode spectrale, les réseaux de neurones et l'introduction des réseaux de neurones basés sur les connaissances électromagnétiques jusque là réservés à l'analyse des circuits hyperfréquences tels que les filtres et les transistors. Le premier chapitre est une introduction aux antennes microrubans, les avantages et inconvénients, les techniques d'alimentation, les techniques permettant d'améliorer les performances de ce type d'antennes et les méthodes d'analyse ont été brièvement exposés.

Les outils mathématiques nécessaires à la résolution de l'équation intégrale dans le domaine spectral par la méthode des moments sont donnés dans le deuxième chapitre, une application à l'antenne microruban rectangulaire monocouche isotrope ou uniaxialement anisotrope tout en effectuant l'étude paramétrique a été également faite. L'aspect multicouche est montré dans le troisième chapitre en étudiant trois antennes différentes à savoir l'antenne rectangulaire à gap d'air, l'antenne piégée et l'antenne à gap couverte.

Les réseaux de neurones conventionnels représentés par les réseaux MLP et l'algorithme de retropropagation de l'erreur sont étudiés d'une manière détaillée dans le quatrième chapitre. Appliqués à l'antenne rectangulaire monocouche isotrope, deux modèles neuronaux ont été développés, le premier écrit en langage matlab et utilisant l'algorithme de retropropagation de l'erreur avec momentum, le deuxième utilisant les facilités mises à disposition par *Neural Network Matlab Toolbox*. Les résultats obtenus et des astuces suggérées pour l'amélioration des modèles neuronaux ont été donnés à la fin de ce chapitre.

Dans le dernier chapitre nous avons énuméré les limitations de la modélisation neuronale conventionnelle et présenté brièvement les modèles neuronaux basés sur les connaissances électromagnétiques. Trois applications ont été faites, premièrement pour déterminer la fréquence de résonance d'une antenne rectangulaire avec ou sans gap d'air imprimée sur un substrat isotrope ou uniaxialement anisotrope en utilisant des paramètres effectifs en conjonction avec la fonction de Green. Deuxièmement en comparant le modèle MLP, EM-ANN hybride et PKI modélisant la fréquence de résonance de l'antenne microruban circulaire, une réduction de 66% de la taille de la matrice apprentissage sans affecter la précision a été réalisée. Enfin, l'utilisation de la modélisation neuronale inversée pour la détermination du rayon d'un patch circulaire pour une fréquence et un substrat prédéfinis.

Des perspectives pour élargir et poursuivre tout en en améliorant l'étude menée dans cette thèse sont données dans la conclusion générale à la fin de ce manuscrit.

Chapitre I

**ANTENNES MICRORUBANS,
GENERALITES**

I. Introduction

Le concept des antennes microrubans a été proposé la première fois en 1953 par Deschamps [1], mais ce n'est qu'aux années soixante dix que les premières applications de ce type d'antennes ont vu le jour. Faiblement profilées, ces antennes sont largement utilisées en particulier dans les communications mobiles et personnelles [2, 3].

Dans sa forme la plus simple, une antenne microruban est constitué d'un élément conducteur appelé patch imprimé sur la face supérieure d'un substrat diélectrique, la face inférieure complètement métallisée constitue le plan de masse (Figure I.1). L'élément rayonnant peut être de forme arbitraire, cependant les formes rectangulaire, circulaire, triangulaire et leurs dérivées sont les plus communément utilisées vue leur facilité d'analyse.

Plusieurs méthodes ont été développées pour l'analyse des antennes planaires, certaines sont relativement simples, partent d'un certain nombre d'approximations donnant naissance à des modélisations, d'autres sont plus élaborées et permettent d'étudier les antennes de formes les plus variées. De nouvelles méthodes dites d'optimisation viennent s'ajouter aux premières, plus simples et d'un degré de précision de plus en plus compétitif.

Ce chapitre rassemble des généralités publiées sur les antennes microrubans: leurs avantages et inconvénients, les techniques d'alimentations, les techniques proposées pour l'amélioration de leurs performances et les méthodes d'analyse.

II. Avantages et inconvénients

L'antenne microruban présente de nombreux avantages par rapport aux antennes microondes classiques, on peut citer entre autres [4-6]:

- Faible poids, encombrement réduit, faible profile et structure plane.
- S'adapte facilement aux surfaces planes et non planes.
- Facile à fabriquer en masse en utilisant les techniques des circuits imprimés dont le faible coût.
- Facile à intégrer avec les circuits MMICs sur un même substrat.
- Polarisation linéaire et circulaire possibles.
- Réseaux d'alimentation et d'adaptation fabriqués simultanément avec l'antenne.
- Antennes multibandes multipolarisations possibles.

Toutefois, elle présente certains inconvénients limitant son efficacité à savoir:

- Bande passante étroite.
- Faible gain.
- Supporte uniquement des faibles puissances.
- Faible efficacité de rayonnement.
- Faible pureté de polarisation.

Pour y remédier à ces inconvénients plusieurs travaux de recherches ont été menés et ont abouti à des progrès considérables améliorant les performances de ces antennes.

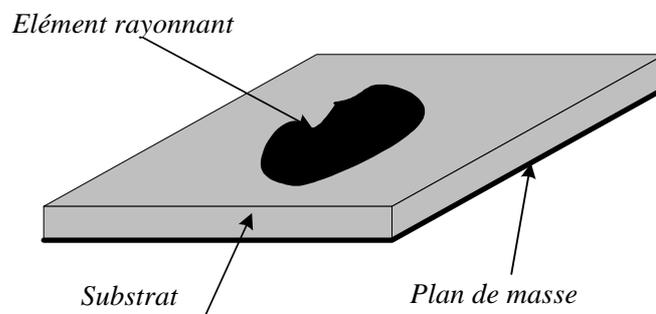


Figure I.1. Géométrie d'une antenne microruban de forme arbitraire.

III. Techniques d'alimentation

Il existe plusieurs techniques pour l'alimentation des antennes microrubans, ces techniques peuvent être soit par contact direct soit par couplage, les plus communément utilisées sont l'alimentation par ligne microruban, par sonde coaxiale, par couplage de proximité ou par ouverture.

Dans le premier cas, une ligne microruban est directement connectée à l'élément rayonnant comme le montre la figure (I.2a), le point de jonction peut être sur l'axe de symétrie du patch ou complètement décalé pour permettre une meilleure adaptation d'impédance. Ce type d'alimentation est facile à mettre en œuvre et à modéliser, mais peut engendrer un rayonnement parasite qui peut devenir considérable et une bande passante typiquement entre 2 et 5%.

L'alimentation par sonde coaxiale est réalisée par un contact direct de l'élément rayonnant au conducteur central d'une ligne coaxiale, tandis que son conducteur externe est relié au plan de masse (Figure I.2b). L'adaptation d'impédance est réalisable en déplaçant le point d'alimentation sur le patch. L'inconvénient de ce type d'alimentation réside dans la bande passante étroite et la difficulté de modélisation surtout pour des substrats électriquement épais.

L'alimentation par ligne microruban ou par ligne coaxiale présentent une asymétrie qui génère des modes d'ordres supérieurs produisant un rayonnement de polarisation croisée, pour y remédier à cet état de fait l'alimentation par fente a été introduite. Un couplage électromagnétique est introduit à travers une petite fente réalisée dans le plan de masse qui sépare deux substrats l'un portant l'élément rayonnant et l'autre la ligne microruban comme le montre la figure (I.2c). Cette configuration permet une optimisation indépendante entre la ligne d'alimentation et le patch, facile à modéliser et présente un rayonnement parasite modéré. Cependant, elle est la plus difficile à mettre en œuvre et présente une bande passante étroite.

La meilleure bande passante pouvant atteindre 13% est réalisable en utilisant l'alimentation par couplage de proximité illustrée par la figure (I.2d). L'avantage de cette technique d'alimentation réside dans l'affaiblissement du rayonnement parasite et la facilité du couplage, ce dernier peut être optimisé par l'ajustement des dimensions de la ligne. Cependant elle est très difficile à mettre en œuvre.

IV. Amélioration des performances

Les principales limitations des antennes microrubans sont la bande passante étroite, le faible gain et la faible efficacité de rayonnement, plusieurs techniques ont été proposées pour améliorer les performances de ce type d'antennes, à savoir [7-10]:

- Utilisation d'un substrat épais et de faible permittivité, en effet l'augmentation de l'épaisseur du substrat et/ou le choix d'un substrat de faible permittivité a pour effet d'augmenter la bande passante comme le montre la figure (I.3).
- Introduction de fentes dans le patch.
- Utilisation de réseaux d'adaptation.
- Utilisations de configurations empilées tel que le gap d'air.
- Utilisations d'éléments rayonnants parasites.

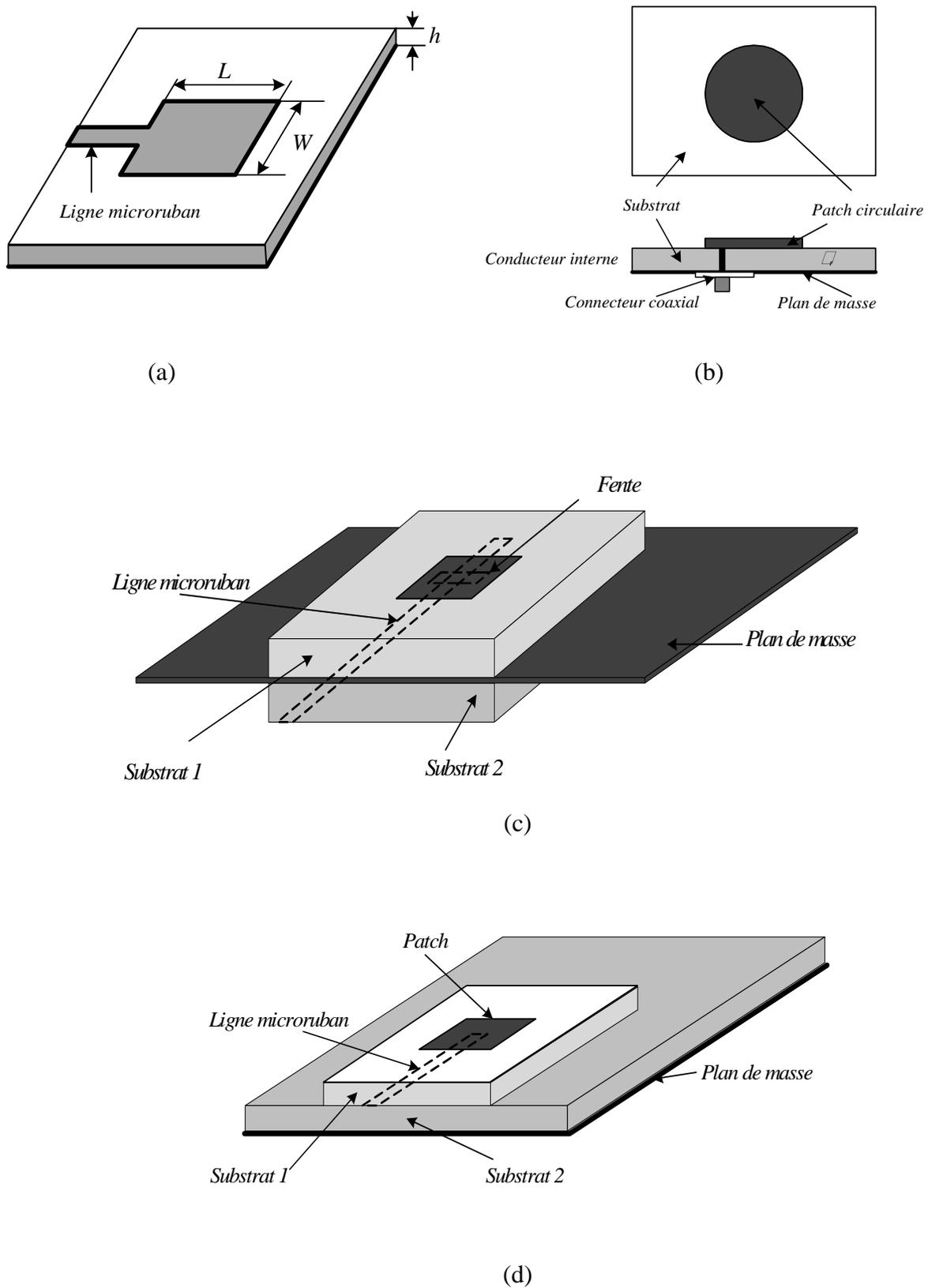


Figure I.2. Techniques d'alimentation, a) Par ligne microruban, b) Par ligne coaxiale, c) Par couplage par fente, d) Par couplage par proximité.

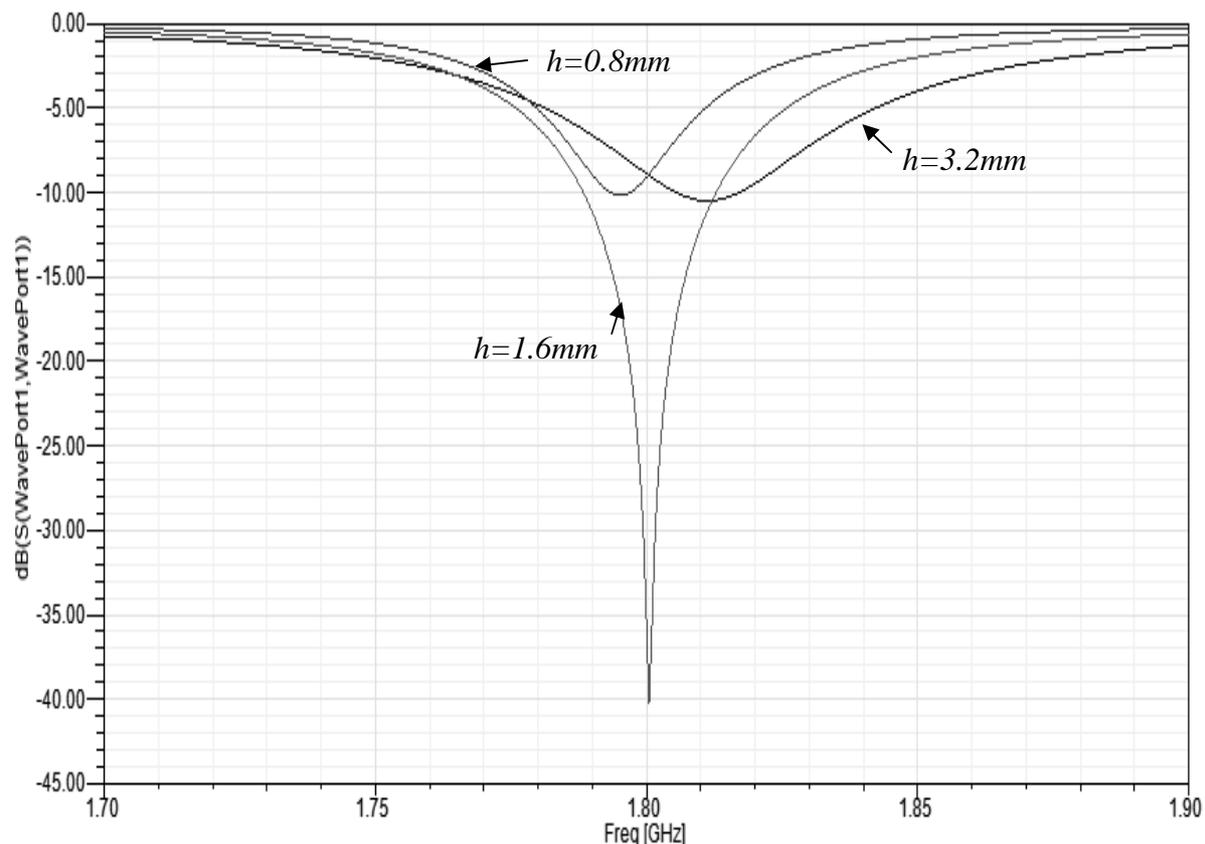


Figure I.3. Paramètre S11 d'une antenne microruban rectangulaire tracé en fonction de la fréquence pour différentes valeurs de h , ($L = 3.9\text{ cm}$, $W = 5.0\text{ cm}$, $\epsilon_r = 4.4$).

V. Méthodes d'analyse

Les antennes microrubans, généralement constituées d'un élément rayonnant à deux dimensions imprimé sur un substrat de faible permittivité, sont principalement analysées par les méthodes dédiées aux circuits planaires. Ces méthodes peuvent être classées en deux grandes catégories: les méthodes analytiques simples, tels que le modèle de la ligne de transmission et le modèle de la cavité et les méthodes numériques rigoureuses telles que la méthode des moments, la méthode des éléments finis et la méthode des différences finies. Depuis les années quatre vingt dix de nouvelles méthodes dites d'optimisation basées sur les réseaux de neurones artificiels et les algorithmes génétiques ont été introduites avec succès.

V.1. Méthode analytiques

Ces méthodes sont basées sur la distribution du courant magnétique autour du patch, les principales méthodes de cette catégorie sont le modèle de la ligne de transmission et le modèle de la cavité.

V.1.1. Modèle de la ligne de transmission

Le traitement théorique basé sur le modèle de la ligne de transmission (MLT) était le premier et le plus simple modèle utilisé pour l'analyse et la synthèse des antennes microrubans [11]. Dans ce modèle l'élément rayonnant est vu comme un prolongement d'une ligne de transmission. Malgré son caractère empirique, le modèle de la ligne de transmission peut être comparable en précision aux modèles les plus complexes surtout pour les substrats électriquement minces, il permet une bonne interprétation physique mais modélise difficilement le couplage.

Développé en premier lieu pour les patches rectangulaires [12], ce modèle a été amélioré pour permettre la modélisation d'autres formes de patch [13, 14], le couplage [15], les substrats multicouches et les surfaces non planaires telle que la surface cylindrique [16].

V.1.2. Modèle de la cavité

Le modèle de la cavité offre la simplicité et la visibilité physique dans l'analyse des antennes microrubans. Une antenne imprimée peut être assimilée à une cavité fermée par deux murs électriques (le plan de masse et l'élément rayonnant) et quatre murs magnétiques verticaux. Une longueur et une largeur effective sont introduites pour prendre en compte les débordements des lignes des champs sur les bords de l'élément rayonnant [17-24].

Les champs à l'intérieur de la cavité peuvent être exprimés en fonction de modes discrets satisfaisant individuellement des conditions aux limites appropriées. Une fois ces champs connus, le champ rayonné, la puissance totale et l'impédance d'entrée seront alors déduits. Ce modèle n'est valide que pour des substrats électriquement minces et modélise difficilement le couplage [25].

V.2. Méthodes numériques

Les techniques numériques, basées sur la détermination de la distribution du courant sur la surface de l'élément conducteur et le plan de masse dans le domaine fréquentiel pour

certaines et temporel pour d'autres, peuvent analysées les formes les plus arbitraires et les multicouches. Toutefois, elles nécessitent toutes un temps de calculs, un espace mémoire et un effort très considérables et ne permettent que très peu d'interprétations physiques [26-29].

V.2.1. Méthode des éléments finis

La méthode aux éléments finis, très employée dans le domaine fréquentiel, consiste à discrétiser les équations de Maxwell en amont au niveau de la formulation aux dérivées partielles des équations de propagation. La première étape consiste à mailler le domaine de calcul grâce à des éléments géométriques adaptés, les triangles pour les problèmes à deux dimensions et les tétraèdres dans les cas tridimensionnels. A chacun de ces éléments géométriques est associé un certain nombre de nœuds aux quelles sont attribuées des fonctions de base linéairement indépendantes les unes des autres et sont une approximation continue de la solution du problème.

La deuxième étape consiste à choisir une distribution de fonctions de test, respectant des conditions de dérivabilité et de continuité au bord du domaine de calcul. Ceci permet alors de reformuler l'équation d'onde et d'éliminer les dérivées à l'ordre un et d'aboutir ainsi à une formulation variationnelle. L'intérêt d'une telle formulation réside dans le fait qu'elle réunit en une seule expression, l'équation d'onde et les conditions aux limites tout en ne faisant intervenir que des dérivées d'ordre un. Le cas particulier où les fonctions de test et d'essai sont identiques est appelé procédure de Galerkin.

L'avantage d'une telle technique réside dans la simplicité de traitement pour les géométries les plus complexes et les matériaux inhomogènes tout en tenant compte des dispersions [30-33]. Cependant elle reste inefficace comparée à la méthode des moments pour le traitement des conducteurs rayonnants.

V.2.2. Méthode des différences finies

La méthode des différences finies dans le domaine temporel F.D.T.D (*Finite Difference Time Domain*) est une approche numérique permettant la résolution des équations différentielles dans le domaine temporel dans une structure uniformément maillée. La méthode consiste à approcher les dérivées ponctuelles spatiales et temporelles qui apparaissent dans les équations de Maxwell par des différences finies centrées. Les composantes des champs électrique et magnétique sont décalées d'une demi-cellule spatiale et

calculées d'une manière alternative et itérative, à des multiples pairs et impairs du demi-pas temporel.

Cette technique à l'avantage de permettre une caractérisation dans une large bande de fréquence d'une structure en une seule simulation [34-36], les paramètres de propagation et l'impédance caractéristique peuvent être déterminés en appliquant la transformée de Fourier.

V.2.3. Méthode des moments

La méthode des moments utilisée essentiellement dans le domaine fréquentiel est une technique numérique qui permet de résoudre efficacement le système d'équations intégrales en le transformant en un système matriciel résolu par ordinateur [37-54]. Elle est basée sur le critère de nullité d'une fonctionnelle constitué à partir d'une intégrale des résidus, due à la différence entre la solution approximative et la solution exacte, pondérée par des fonctions de test. La fonction d'essai est exprimée sous forme de fonctions de bases dont les coefficients de pondération sont déterminés en résolvant le système linéaire. La procédure de Galerkin qui consiste à choisir des fonctions de test identiques aux fonctions de base est applicable aussi dans cette méthode.

La méthode des moments est très précise, très souple, peut traiter un élément seul ou plusieurs éléments en réseau ou empilés, les formes arbitraires et le couplage. Cependant, elle est très complexe, permet moins l'interprétation physique et nécessite un temps de calculs considérable. Cette méthode sera présentée avec plus de détails dans le prochain chapitre.

V.3. Méthodes d'optimisation

L'optimisation est le processus qui consiste à minimiser ou à maximiser une fonction objective ou de coût. Dans le cas d'une antenne microruban, l'optimisation consiste à approximer d'une manière précise un de ces paramètres tels que la fréquence de résonance, l'impédance d'entrée ou le paramètre S11. Les principales méthodes de cette catégorie sont les algorithmes génétiques pour l'optimisation globale et les réseaux de neurones pour l'optimisation locale.

V.3.1. Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (GA) sont inspirés du concept de sélection naturelle élaboré par Charles Darwin. Le principe est de simuler l'évolution d'une population d'individus divers, à laquelle on applique différents opérateurs génétiques (croisement,

mutation, ...etc.) et que l'on soumet chaque génération à une sélection. Si la sélection s'opère à partir d'une fonction d'adaptation alors la population tend à s'améliorer. L'évaluation de chaque individu est réalisée par une fonction de fitness qui représente le seul lien entre les algorithmes génétiques et le problème physique à optimiser.

Etant une méthode d'optimisation globale très stochastique, l'optimisation par GA présente de nombreux avantages par rapport aux méthodes d'optimisation classique:

- Elle optimise les variables continues et discrètes.
- Elle ne nécessite pas le calcul des dérivées d'une fonction de coût.
- Capable d'obtenir un minimum global sans rester piégée dans un minimum local.
- Elle peut aboutir à une liste de solutions.

Toutefois elle nécessite un temps de calcul considérable. L'optimisation par les algorithmes génétiques a été largement utilisée dans la modélisation des antennes [55-58]. Elle a été aussi utilisée pour l'initiation des poids d'un réseau de neurones [59, 60], cette conjugaison entre les deux méthodes d'optimisation permet de résoudre le problème des minimas locaux dont souffrent les ANNs.

V.3.2. Réseaux de neurones artificiels

Se trouvant à l'intersection de différents domaines (informatique, électronique, science cognitive, neurobiologie et même philosophie), l'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'Intelligence Artificielle, qui a des applications dans de nombreux domaines:

- Industrie: contrôle de qualité, diagnostic de pannes, corrélations entre les données fournies par les différents capteurs, analyse de signature ou écriture de manuscrite...
- Finance: prévision et modélisation des marchés (cours de monnaies...), sélections d'investissements, attribution de crédits...
- Télécommunications et informatique: analyse du signal, élimination des bruits, reconnaissances de formes (bruit, images, paroles), compression de données, modélisation de composants et circuits hyperfréquences...
- Environnement: Evaluation des risques, analyse chimique, prévisions et modélisations météorologiques, gestion de ressources...

Les premiers à proposer un modèle neuronal sont les deux biophysiciens McCulloch et Pitts, qui inventent en 1943 le premier neurone formel qui portera leurs noms (neurone de McCulloch-Pitts). Quelques années plus tard, en 1949, Hebb propose une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptiques (règle de Hebb). Cette règle, basée sur des données biologiques, modélise le fait que si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de façon synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va croître.

Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de Rosenblatt qui conçoit le fameux Perceptron. Le Perceptron est inspiré du système visuel (en termes d'architecture neurobiologique) et possède une couche de neurones d'entrée ("perceptive") ainsi qu'une couche de neurone de sortie (décisionnelle"). Ce réseau parvient à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques. Il constitue donc le premier système artificiel présentant la faculté jusque là réservée aux êtres vivants: la capacité d'apprendre par expérience.

Malgré tout l'enthousiasme que soulève le travail de Rosenblatt dans le début des années 60, la fin de cette décennie sera marquée par une critique violente du Perceptron par Minsky et Papert. Ils montrent dans un livre intitulé Perceptron, toutes les limites de ce modèle et soulèvent particulièrement l'incapacité du Perceptron de résoudre les problèmes non linéairement séparables, tel que le célèbre problème du XOR. Il s'en suivra alors, face à la déception, une période noire d'une quinzaine d'années dans le domaine des réseaux de neurones.

Il faudra attendre le début des années 80 et le génie de Hopfield pour que l'intérêt pour ce domaine soit de nouveau présent. En effet, Hopfield démontre en 1982 tout l'intérêt d'utiliser des réseaux de neurones récurrents (dits "feed-back") pour la compréhension et la modélisation des processus mnésiques. Les réseaux récurrents constituent alors la deuxième grande classe des réseaux de neurones, avec les réseaux type Perceptron (dits " feed-forward").

En parallèle des travaux de Hopfield, Werbos conçoit son algorithme de rétropropagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type Perceptron, (en anglais *Multi-Layer Perceptron*, MLP), fournissant ainsi un moyen d'entraîner les neurones des couches cachées. Cet algorithme de back-propagation ne sera pourtant popularisé qu'en 1986 par Rumelhart.

L'application des réseaux de neurones artificiels dans la modélisation des circuits microondes a été introduite aux années quatre vingt dix. Plusieurs ouvrages et publications ont alors été publiés dans le domaine des microondes [61-71], décrivant les réseaux de neurones jusqu'ici inconnus dans ce domaine, les structures neuronales, les algorithmes d'apprentissages, les algorithmes d'accélération de l'apprentissage, ...etc.

Concernant les antennes, les réseaux de neurones ont été utilisés comme contrôleur adaptative pour les réseaux d'antennes adaptatifs [72] et ont été également utilisés pour la détermination de la longueur d'un patch carré [73] et le calcul de la fréquence de résonance d'antennes microrubans [74-76].

Les ANNs ont été également utilisés en conjonction avec la méthode spectrale pour réduire le temps de calcul des éléments du tenseur de Green et éviter les pôles annulant les déterminants de ces derniers. Cette technique, appelée l'approche neurospectrale, a été utilisée pour la modélisation de l'impédance d'entrée et la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire [77-81].

La principale limitation de cette méthode d'optimisation locale est l'existence de minimums locaux. Deux techniques ont été proposées pour éviter ce problème, l'utilisation d'algorithmes génétiques pour l'initiation des poids et seuils du modèle neuronal [59, 60] ou la permutation de l'ordre de présentation des exemples à chaque itération lors de l'apprentissage [59, 82].

L'autre problème dont est confrontée l'utilisation des réseaux de neurones pour la modélisation des antennes est le temps nécessaire à la génération de larges matrices pour l'apprentissage et le test de ces dernières. Des connaissances électromagnétiques sous formes de formules analytiques ou semi analytiques ont été introduites dans le processus d'apprentissage des ANNs réduisant de manière considérable la quantité de données à générer et améliorant le pouvoir d'extrapolation de ces derniers [82-86].

VI. Conclusion

Le concept des antennes microrubans a été introduit brièvement dans ce chapitre, les avantages, les inconvénients et les techniques d'alimentation ont été énumérés. Quelques techniques améliorant les performances de ce type d'antennes ont été rapportées. Les principales méthodes d'analyses analytiques, numériques et d'optimisation, leurs principes, avantages et limitations ont été données à la fin de ce chapitre.

Chapitre II

RESOLUTION DE L'EQUATION INTEGRALE

PAR LA METHODE DES MOMENTS,

APPLICATION A L'ANTENNE

MONOCOUCHE RECTANGULAIRE

I. Introduction

Ayant une bande passante ne dépassant pas quelques pour cent, l'antenne microruban ne fonctionne efficacement qu'au voisinage immédiat de sa fréquence de résonance, de ce fait cette dernière doit être calculée avec une grande précision. Ceci a contraint les chercheurs à développer des méthodes d'analyse précises basées sur les équations intégrales. La résolution de l'équation intégrale dans le domaine spectral par la méthode des moments, dont l'inconnu à déterminer est la distribution du courant sur les surfaces conductrices, est l'une des techniques les plus rigoureuses et les plus répandues pour l'analyse de ce type d'antenne.

Dans ce chapitre, nous allons présenter tous les outils mathématiques nécessaires à la résolution de l'équation intégrale pour la détermination de la fréquence de résonance et la bande passante d'une antenne microruban rectangulaire imprimée sur un substrat multicouche pouvant présenter une anisotropie du type uniaxial par la méthode des moments.

Premièrement, nous avons procédé à la séparation des modes TM et TE dans le domaine de Fourier pour l'écriture des matrices de transfert TM et TE associées à une couche diélectrique. Ensuite, nous avons proposé deux méthodes différentes pour la détermination de la fonction dyadique de Green associée à l'antenne multicouche. Finalement, nous avons présenté la démarche à suivre pour la résolution de l'équation intégrale par la méthode des moments, la détermination de la fréquence de résonance et la bande passante.

Une application a été faite sur l'antenne microruban monocouche rectangulaire. Une étude paramétrique a été effectuée pour montrer l'influence des différents paramètres de l'antenne à savoir les dimensions du patch, l'épaisseur et la permittivité du substrat, la tangente des pertes dans le diélectrique et l'anisotropie uniaxiale sur la fréquence de résonance et la bande passante de cette dernière.

II. Résolution de l'équation intégrale par la méthode des moments

Durant toute cette étude nous allons considérer que les milieux sont non magnétiques avec une perméabilité relative $\mu_r = 1$ ($\mu = \mu_0$, avec μ_0 est la perméabilité dans le vide), une propagation dans le temps en $e^{i\omega t}$ qui sera omise. La géométrie de l'antenne considérée est illustrée par la figure (II.1), elle est constituée d'un patch rectangulaire noyé dans un milieu de N couches diélectriques superposées entre le plan de masse $z = z_0$ et le demi espace $z > z_N$. Les conducteurs sont supposés parfaits et d'épaisseurs négligeables. Chaque couche est

considérée comme étant homogène de hauteur h_j et présentant une anisotropie uniaxiale caractérisée par le tenseur de permittivité diélectrique

$$\bar{\epsilon}_j = \epsilon_0 \begin{bmatrix} \epsilon_{rjx} & 0 & 0 \\ 0 & \epsilon_{rjx} & 0 \\ 0 & 0 & \epsilon_{rjz} \end{bmatrix} = \epsilon_0 \text{diag}[\epsilon_{rjx}, \epsilon_{rjx}, \epsilon_{rjz}] \quad (\text{II.1})$$

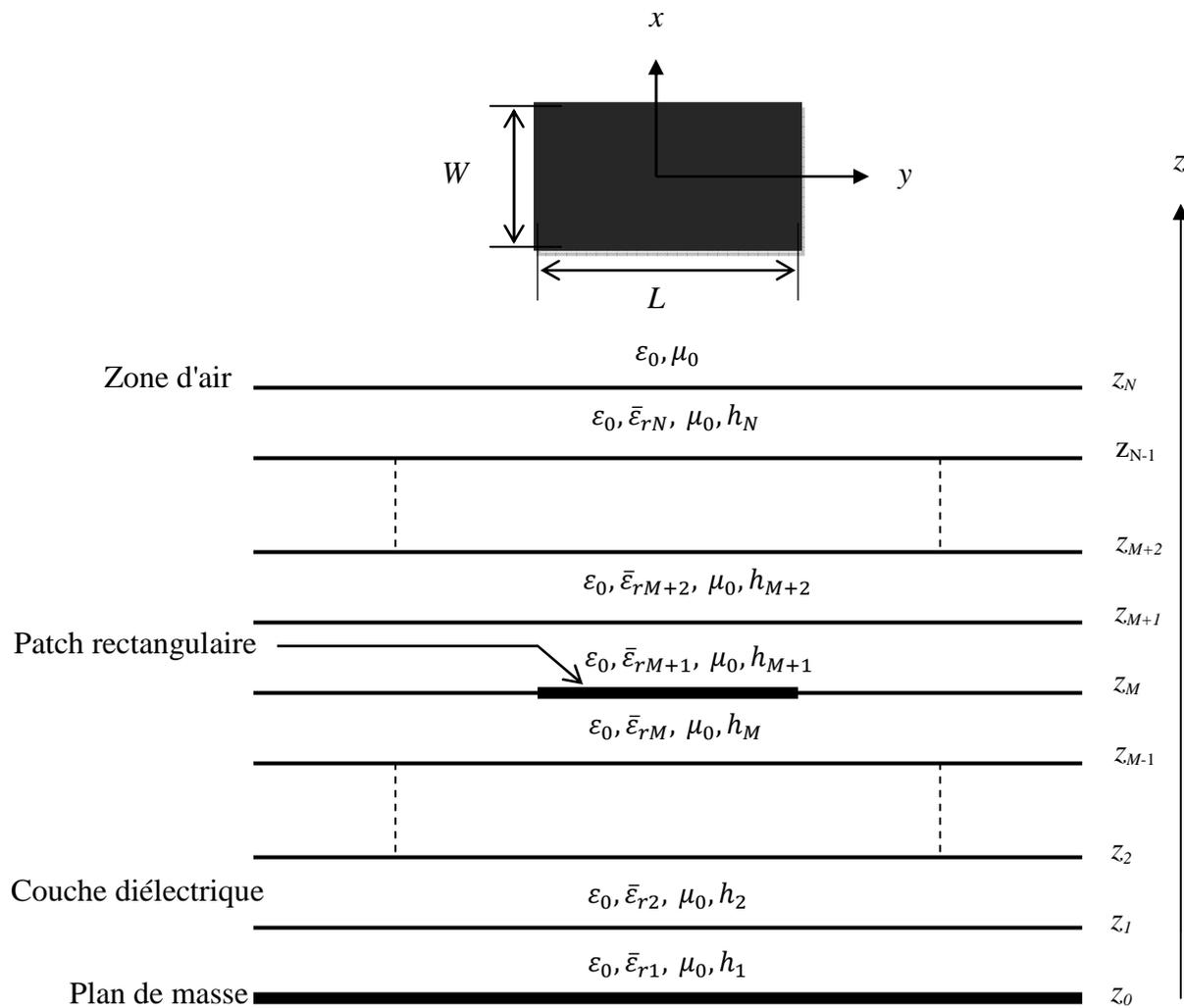


Figure II.1. Géométrie du patch rectangulaire noyé dans une structure multicouche à substrats diélectriques uniaxialement anisotropes.

II.1. Matrices de transfert TM et TE associées à une couche diélectrique

En partant des équations de Maxwell, et après séparation des modes TE et TM dans le domaine de Fourier qui consiste à exprimer les composantes transversales du champ électrique et magnétique en fonctions des composantes longitudinales de ces derniers [48], les champs transverses dans la *j*ème couche diélectrique sont donnés par

$$\tilde{E}_x(k_s, z) = \frac{ik_x}{k_s^2} \frac{\varepsilon_{rjz}}{\varepsilon_{rjx}} \frac{\partial \tilde{E}_z(k_s, z)}{\partial z} + \frac{\omega \mu_0 k_y}{k_s^2} \tilde{H}_z(k_s, z) \quad (\text{II. 2a})$$

$$\tilde{E}_y(k_s, z) = \frac{ik_y}{k_s^2} \frac{\varepsilon_{rjz}}{\varepsilon_{rjx}} \frac{\partial \tilde{E}_z(k_s, z)}{\partial z} - \frac{\omega \mu_0 k_x}{k_s^2} \tilde{H}_z(k_s, z) \quad (\text{II. 2b})$$

$$\tilde{H}_x(k_s, z) = \frac{ik_x}{k_s^2} \frac{\partial \tilde{H}_z(k_s, z)}{\partial z} - \frac{\omega \varepsilon_0 \varepsilon_{rjz} k_y}{k_s^2} \tilde{E}_z(k_s, z) \quad (\text{II. 2c})$$

$$\tilde{H}_y(k_s, z) = \frac{ik_y}{k_s^2} \frac{\partial \tilde{H}_z(k_s, z)}{\partial z} + \frac{\omega \varepsilon_0 \varepsilon_{rjz} k_x}{k_s^2} \tilde{E}_z(k_s, z) \quad (\text{II. 2d})$$

Avec

$\tilde{E}_x, \tilde{E}_y, \tilde{E}_z, \tilde{H}_x, \tilde{H}_y$ et \tilde{H}_z sont les transformées de Fourier scalaires de E_x, E_y, E_z, H_x, H_y et H_z respectivement.

k_x, k_y et k_z sont les constantes de propagation selon x, y et z . $k_s^2 = k_x^2 + k_y^2$.

Ces composantes transversales peuvent s'écrire de la forme matricielle suivante

$$\frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{E}_x(k_s, z) \\ \tilde{E}_y(k_s, z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{i}{k_s} \frac{\varepsilon_{rjz}}{\varepsilon_{rjx}} \frac{\partial \tilde{E}_z(k_s, z)}{\partial z} \\ \frac{\omega \mu_0}{k_s} \tilde{H}_z(k_s, z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{E}_s^e(k_s, z) \\ \tilde{E}_s^h(k_s, z) \end{bmatrix} \quad (\text{II. 3a})$$

$$\frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{H}_x(k_s, z) \\ -\tilde{H}_y(k_s, z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\omega \varepsilon_0 \varepsilon_{rjz}}{k_s} \tilde{E}_z(k_s, z) \\ \frac{i}{k_s} \frac{\partial \tilde{H}_z(k_s, z)}{\partial z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{H}_s^e(k_s, z) \\ \tilde{H}_s^h(k_s, z) \end{bmatrix} \quad (\text{II. 3b})$$

Les formes générales des composantes longitudinales sont

$$\tilde{E}_z(k_s, z) = A^e e^{ik_{jz}^e z} + B^e e^{-ik_{jz}^e z} \quad (\text{II. 4a})$$

$$\tilde{H}_z(k_s, z) = A^h e^{ik_{jz}^h z} + B^h e^{-ik_{jz}^h z} \quad (\text{II. 4b})$$

Où les coefficients spectraux A^e , B^e , A^h et B^h sont fonction de la variable spectrale k_s .

k_{jz}^e et k_{jz}^h sont les constantes de propagation des ondes TM et TE dans le diélectrique uniaxial

$$k_{jz}^e = \left(\varepsilon_{rjx} k_0^2 - \frac{\varepsilon_{rjx}}{\varepsilon_{rjz}} k_s^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad k_{jz}^h = \left(\varepsilon_{rjx} k_0^2 - k_s^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad k_0^2 = \omega^2 \varepsilon_0 \mu_0 \quad (\text{II. 5})$$

En remplaçant \tilde{E}_z et \tilde{H}_z par leurs formes générales données par les équations (II.4a) et (II.4b) dans (II.3a) et (II.3b) nous obtenons

$$\tilde{E}_s(k_s, z) = \begin{bmatrix} \tilde{E}_s^e(k_s, z) \\ \tilde{E}_s^h(k_s, z) \end{bmatrix} = e^{i\bar{k}_{jz} z} \cdot \mathbf{A}(\mathbf{k}_s) + e^{-i\bar{k}_{jz} z} \cdot \mathbf{B}(\mathbf{k}_s) \quad (\text{II. 6a})$$

$$\tilde{H}_s(k_s, z) = \begin{bmatrix} \tilde{H}_s^e(k_s, z) \\ \tilde{H}_s^h(k_s, z) \end{bmatrix} = g_j(k_s) [e^{i\bar{k}_{jz} z} \cdot \mathbf{A}(\mathbf{k}_s) - e^{-i\bar{k}_{jz} z} \cdot \mathbf{B}(\mathbf{k}_s)] \quad (\text{II. 6b})$$

\mathbf{A} et \mathbf{B} sont exprimés en fonction des coefficients spectraux A^e , B^e , A^h et B^h comme suit:

$$\mathbf{A}(\mathbf{k}_s) = \begin{bmatrix} -\frac{\varepsilon_{rjz}}{\varepsilon_{rjx}} \frac{k_z^e}{k_s} A^e \\ \frac{\omega \mu_0}{k_s} A^h \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}(\mathbf{k}_s) = \begin{bmatrix} \frac{\varepsilon_{rjz}}{\varepsilon_{rjx}} \frac{k_z^e}{k_s} B^e \\ \frac{\omega \mu_0}{k_s} B^h \end{bmatrix} \quad (\text{II. 7})$$

et

$$\bar{k}_{jz} = \text{diag}[k_{jz}^e, k_{jz}^h], \quad \bar{g}_j(k_s) = \text{diag} \left[\frac{\omega \varepsilon_0 \varepsilon_{rjx}}{k_{jz}^e}, \frac{k_{jz}^h}{\omega \mu_0} \right] \quad (\text{II. 8})$$

En appliquant les équations (II.6a) et (II.6b) pour les interfaces de la $j^{\text{ème}}$ couche diélectrique et en tenant compte des conditions aux limites, les composantes tangentielles sur les deux faces de la couche considérée seront données par

$$\begin{bmatrix} \tilde{E}^\alpha(k_s, z_j^+) \\ \tilde{H}^\alpha(k_s, z_j^+) \end{bmatrix} = \bar{T}_j^\alpha(k_s) \cdot \begin{bmatrix} \tilde{E}^\alpha(k_s, z_{j-1}^+) \\ \tilde{H}^\alpha(k_s, z_{j-1}^+) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ \delta_{jM} \tilde{j}^\alpha(k_s) \end{bmatrix} \quad \alpha = e, h \quad (\text{II.9})$$

Où

\tilde{j}^α tiendra compte de la discontinuité de la composante tangentielle du champ magnétique lorsqu'une métallisation existe sur la $j^{\text{ème}}$ interface, cette condition est vérifiée par le symbole de Kronecker qui est défini par

$$\delta_{jM} = \begin{cases} 1 & \text{si } j = M \\ 0 & \text{si } j \neq M \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

$[\tilde{j}^e \ \tilde{j}^h]^T$ sont les transformées vectorielles de Fourier du courant sur la métallisation. \bar{T}^α est une matrice de dimension (2×2) dont l'élément d'indice nm de \bar{T}_j^α est donné par

$$(\bar{T}_j^\alpha)_{nm} = (-i\tilde{g}_j^\alpha)^{n-m} \cos\theta_{jnm}^\alpha \quad j = \overline{1, N} \quad n, m = 1, 2 \quad \alpha = e, h \quad (\text{II.11})$$

Où

$$\theta_{jnm}^\alpha = \theta_j^\alpha - (n - m) \frac{\pi}{2} \quad \text{et} \quad \theta_j^\alpha = k_{jz}^\alpha h_j \quad (\text{II.12})$$

II.2. Fonction dyadique de Green associée à l'antenne multicouche multiconducteur

Pour des structures faisant appel aux problèmes de strips et/ou de patches, la fonction dyadique de Green \bar{G}^α doit être déterminée, plusieurs approches ont été proposées dans ce but [29, 39, 45-49]. La plus simple est l'approche de l'immittance [29, 39], elle s'articule autour de trois points essentiels

- ✓ A écrire la composante transversale du champ électromagnétique dans un système d'axes orthonormé direct, dans lequel les composantes TE et TM de champ électromagnétique (CEM) sont découplées.
- ✓ A ramener les admittances des lignes au point de la source, l'admittance résultante constitue une composante du tenseur des admittances spectrales.
- ✓ A écrire le tenseur de Green en inversant celui des admittances, puis exprimer la matrice correspondante dans les systèmes d'axes initiaux.

Cette approche devient plus compliquée lorsque le nombre de couches augmente, un algorithme itératif basé sur cette approche a été développé pour la détermination de la fonction dyadique de Green pour un nombre arbitraire de couches [44].

Une autre approche basée sur la représentation des structures multicouches multiconducteurs en quadripôles a été présentée dans [47] et donnée d'une manière explicite dans [49]. L'admittance dyadique de Green \tilde{Y}^α est déduite en enchaînant les matrices \bar{T}_j^α entre chaque deux métallisations successives par simple multiplication et en utilisant la théorie des réseaux électriques. Cette admittance relie les courants transverses sur les différentes interfaces conductrices et les champs tangentiels sur les mêmes plans. La fonction dyadique de Green \tilde{G}^α est ensuite obtenue par l'inversion de \tilde{Y}^α .

L'élément nm de \tilde{G}^α s'exprime en terme des matrices $\bar{\Gamma}_j^\alpha$, comme suit:

$$\tilde{G}_{nm}^\alpha = -(\bar{\Gamma}_<^\alpha)_{12} \cdot [\tilde{g}^\alpha(\bar{\Gamma}_>^\alpha)_{12} - (\bar{\Gamma}_>^\alpha)_{22}] \cdot [\tilde{g}^\alpha(\bar{\Gamma}^\alpha)_{12} - (\bar{\Gamma}^\alpha)_{22}]^{-1} = \tilde{G}_{mn}^\alpha, \quad n = \overline{1, M}, \quad m = \overline{n, M} \quad (\text{II. 13})$$

Avec

$$\bar{\Gamma}_<^\alpha = \prod_{j=n}^1 \bar{T}_j^\alpha, \quad \bar{\Gamma}_>^\alpha = \prod_{j=N}^{m+1} \bar{T}_j^\alpha \quad \text{et} \quad \bar{\Gamma}^\alpha = \bar{\Gamma}_>^\alpha \cdot \bar{\Gamma}_<^\alpha \quad (\text{II. 14})$$

L'un des avantages de cette approche est le fait que la présence d'un nombre arbitraire de couches en dessous de l'interface n et/ou au dessous de l'interface m est facile à inclure dans les matrices de produits $\bar{\Gamma}_>^\alpha$ et/ou $\bar{\Gamma}_<^\alpha$.

II.3. Résolution de l'équation intégrale du champ électrique

L'équation intégrale du champ électrique reliant sa composante tangentielle E_s à la densité surfacique du courant J_s s'écrit dans le domaine spectral comme suit

$$E_S(r_S) = \frac{1}{4\pi^2} \iint_{-\infty}^{+\infty} dk_S \cdot \bar{F}(k_S, r_S) \cdot \bar{G}(k_S) \cdot \tilde{J}(k_S) \quad r_S \in S \quad (\text{II. 15})$$

Avec

$$\bar{F} = \begin{bmatrix} k_x & k_y \\ k_y & -k_x \end{bmatrix} \cdot \exp(jk_S r_S), \text{ est le noyau de la transformée vectorielle de Fourier.}$$

$\bar{G}(k_S)$ est la fonction tensorielle spectrale de Green écrite en mode TM et TE, elle inclut toutes les conditions de bords entre les couches diélectriques.

\tilde{J} est la transformée vectorielle de Fourier de la densité surfacique du courant J_S .

Puisque cette composante tangentielle est nulle sur un conducteur parfait, l'équation (II.15) devient

$$\iint_{-\infty}^{+\infty} dk_S \cdot \bar{F}(k_S, r_S) \cdot \bar{G}(k_S) \cdot \tilde{J}(k_S) = 0 \quad r_S \in S \quad (\text{II. 16})$$

Cette équation peut être résolue par n'importe quelle méthode relative aux équations intégrales. Parmi ces méthodes on trouve la méthode des moments [41-54], C'est une technique numérique qui permet de résoudre efficacement un système d'équations intégrales en un système matriciel résolu par ordinateur.

Elle est basée sur le critère de nullité d'une fonctionnelle constituée à partir d'une intégrale des résidus, générée par la différence entre la solution approximative (fonction d'essai) et la solution exacte, pondérée par des fonctions de poids (fonction de test).

La fonction d'essai est exprimée sous forme de série de fonctions de base connues dont les coefficients pondération sont déterminés en résolvant le système linéaire. Le cas particulier où les fonctions de base sont identiques aux fonctions de test correspond à la méthode de Galerkin.

Dans le cas de l'équation (II.16), l'inconnu à déterminer est la densité surfacique du courant sur le patch J_s . Elle peut être écrite en termes d'une série de fonctions de base J_{xn} et J_{ym} définies uniquement sur le métal et convenablement choisies pour chaque géométrie.

$$J(r_s) = \sum_{n=1}^N a_n \begin{bmatrix} J_{xn} \\ 0 \end{bmatrix} + \sum_{m=1}^M b_m \begin{bmatrix} 0 \\ J_{ym} \end{bmatrix} \quad (\text{II. 17})$$

Sa transformée vectorielle de Fourier $\tilde{J}(k_s)$ est donnée par

$$\tilde{J}(k_s) = \sum_{n=1}^N a_n \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x \tilde{J}_{xn}(k_s) \\ k_y \tilde{J}_{xn}(k_s) \end{bmatrix} + \sum_{m=1}^M b_m \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_y \tilde{J}_{ym}(k_s) \\ -k_x \tilde{J}_{ym}(k_s) \end{bmatrix} \quad (\text{II. 18})$$

avec: \tilde{J}_{xn} et \tilde{J}_{ym} sont les transformées scalaires de J_{xn} et J_{ym} respectivement.

En substituant l'équation (II.18) dans l'équation (II.16) on obtient

$$\begin{aligned} & \sum_{n=1}^N a_n \iint_{-\infty}^{+\infty} dk_s \cdot \bar{F}(k_s, r_s) \cdot \bar{G}(k_s) \cdot \tilde{J}_{1n}(k_s) \\ & + \sum_{m=1}^M b_m \iint_{-\infty}^{+\infty} dk_s \cdot \bar{F}(k_s, r_s) \cdot \bar{G}(k_s) \cdot \tilde{J}_{2m}(k_s) \quad r_s \in S \end{aligned} \quad (\text{II. 19})$$

où:

$$\tilde{J}_{1n}(k_s) = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_x \tilde{J}_{xn} \\ k_y \tilde{J}_{xn} \end{bmatrix} \quad (\text{II. 20a})$$

$$\tilde{J}_{2m}(k_s) = \frac{1}{k_s} \begin{bmatrix} k_y \tilde{J}_{ym} \\ -k_x \tilde{J}_{ym} \end{bmatrix} \quad (\text{II. 20b})$$

Pour convertir l'équation intégrale (II.19) en équation matricielle, on multiplie cette dernière

par $J_{xk}^t(r_s)$, $k = 1, \dots, N$ puis en intégrant sur r_s , on obtient:

$$\begin{aligned} & \sum_{n=1}^N a_n \iint_{-\infty}^{+\infty} dk_s \cdot J_{1k}^t(-k_s) \cdot \bar{F}(k_s, r_s) \cdot \bar{G}(k_s) \cdot \tilde{J}_{1n}(k_s) \\ & + \sum_{m=1}^M b_m \iint_{-\infty}^{+\infty} dk_s \cdot J_{1k}^t(-k_s) \cdot \bar{F}(k_s, r_s) \cdot \bar{G}(k_s) \cdot \tilde{J}_{2m}(k_s) = 0 \quad k = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (\text{II. 21a})$$

De la même manière, en multipliant l'équation (II.19) par $J_{yl}^t(r_s)$, $l = 1, \dots, M$ puis en intégrant sur r_s , on obtient:

$$\begin{aligned} & \sum_{n=1}^N a_n \iint_{-\infty}^{+\infty} dk_s \cdot \tilde{J}_{2l}^t(-k_s) \cdot \bar{F}(k_s, r_s) \cdot \bar{G}(k_s) \cdot \tilde{J}_{1n}(k_s) \\ & + \sum_{m=1}^M b_m \iint_{-\infty}^{+\infty} dk_s \cdot \tilde{J}_{2l}^t(-k_s) \cdot \bar{F}(k_s, r_s) \cdot \bar{G}(k_s) \cdot \tilde{J}_{2m}(k_s) = 0 \quad l = 1, \dots, M \end{aligned} \quad (\text{II. 21b})$$

Ainsi l'équation intégrale est convertit sous une forme matricielle et peut s'écrire de la forme simplifiée suivante

$$\begin{bmatrix} (B_1)_{N \times N} & (B_2)_{N \times M} \\ (B_3)_{M \times N} & (B_4)_{M \times M} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} (a)_{N \times 1} \\ (b)_{M \times 1} \end{bmatrix} = 0 \quad (\text{II. 22})$$

Où

$$(B_1)_{kn} = \int_{-\infty}^{+\infty} dk_s \frac{1}{k_s^2} [k_x^2 G^e + k_y^2 G^h] \tilde{J}_{xk}(-k_s) \tilde{J}_{xn}(k_s) \quad (\text{II. 23a})$$

$$(B_2)_{km} = \int_{-\infty}^{+\infty} dk_s \frac{k_x k_y}{k_s^2} [G^e - G^h] \tilde{J}_{xk}(-k_s) \tilde{J}_{ym}(k_s) \quad (\text{II. 23b})$$

$$(B_3)_{ln} = \int_{-\infty}^{+\infty} dk_s \frac{k_x k_y}{k_s^2} [G^e - G^h] \tilde{J}_{yl}(-k_s) \tilde{J}_{xn}(k_s) \quad (\text{II. 23c})$$

$$(B_4)_{lm} = \int_{-\infty}^{+\infty} dk_s \frac{1}{k_s^2} [k_y^2 G^e + k_x^2 G^h] \tilde{J}_{yl}(-k_s) \tilde{J}_{ym}(k_s) \quad (\text{II. 23d})$$

L'équation (II.22) est de la forme $\bar{B} \cdot \bar{C} = 0$, \bar{C} est le vecteur des coefficients inconnus a_n et b_m .

Pour éviter la solution triviale $\bar{C} = 0$, il faut que le système $\bar{B} \cdot \bar{C} = 0$ soit à matrice singulière, ce qui est équivalent à imposer la condition

$$\det(B(f)) = 0 \quad (\text{II. 24})$$

Physiquement, cela signifie qu'en l'absence de la source excitatrice, des courants électriques existent, dus à l'entretien mutuel entre le champ et le courant.

Cette équation est appelée l'équation caractéristique des modes propres dont la solution est une fréquence complexe $f = f_r + i \cdot f_i$. La partie réelle est la fréquence de résonance de l'antenne et la partie imaginaire positive indique les pertes d'énergie par rayonnement.

Le facteur de qualité et la bande passante sont calculés par la formule suivante

$$BP = \frac{1}{Q} = \frac{2f_i}{f_r} \quad (\text{II. 25})$$

III. Application à l'antenne rectangulaire monocouche

Considérant une antenne microruban dont l'élément rayonnant est de forme rectangulaire de dimensions W et L selon les axes x et y respectivement (figure II.2), imprimé sur un substrat diélectrique uniaxialement anisotrope d'épaisseur h , et une tangente de pertes $tg\delta$.

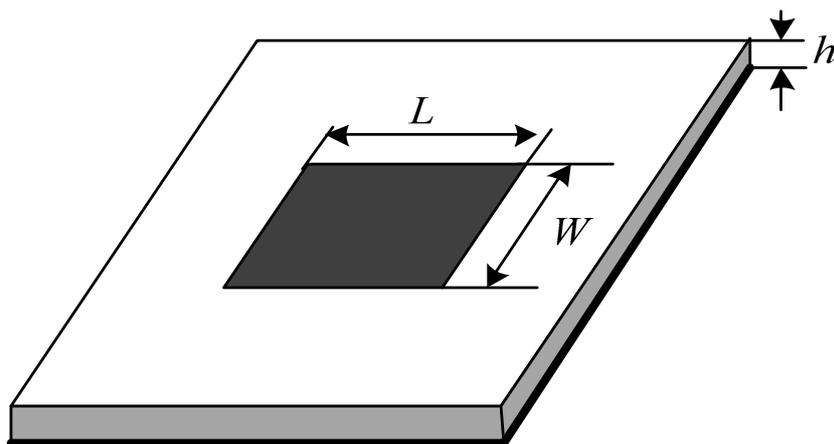


Figure II.2: Géométrie d'une antenne microruban rectangulaire

III.1. Choix des fonctions de bases

Le choix des fonctions de bases dépend de la forme du patch, dans le cas du patch rectangulaire les fonctions sinusoïdales et les polynômes de Chebyshev sont les plus utilisés. Nous avons choisis de travailler avec des fonctions sinusoïdales pour les raisons suivantes:

- Les fonctions sinusoïdales sont très proches de la forme réelle du courant sur la surface du patch puisque l'antenne rectangulaire est très similaire à une cavité avec murs latéraux magnétiques dont le champ est une combinaison de fonctions sinusoïdales.
- En utilisant ce type de fonctions la convergence est atteinte pour un nombre minimal de fonctions de bases, contrairement aux fonctions de forme polynomiale dont la convergence nécessite un nombre supérieur [41, 50, 54].
- Leurs transformées vectorielles de Fourier sont facilement calculables.

Les densités de courant sont données par

$$J_{xn}(r_s) = \sin\left(\frac{n_1\pi}{W}\left(x + \frac{W}{2}\right)\right) \cdot \cos\left(\frac{m_1\pi}{L}\left(y + \frac{L}{2}\right)\right) \quad (\text{II. 26a})$$

$$J_{ym}(r_s) = \cos\left(\frac{n_2\pi}{W}\left(x + \frac{W}{2}\right)\right) \cdot \sin\left(\frac{m_2\pi}{L}\left(y + \frac{L}{2}\right)\right) \quad (\text{II. 26b})$$

où $n_1, n_2, m_1,$ et m_2 sont des entiers positifs. Ces fonctions sont définies uniquement sur le patch et nulles ailleurs.

Les transformées scalaires de Fourier sont déterminées de la manière suivante

$$\tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) = \iint_{-\infty}^{+\infty} J_{xn}(r_s) \cdot e^{-i(k_x x + k_y y)} dx dy \quad (\text{II. 27a})$$

$$\tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \sin\left(\frac{n_1\pi}{W}\left(x + \frac{W}{2}\right)\right) e^{-ik_x x} dx \times \int_{-\infty}^{+\infty} \cos\left(\frac{m_1\pi}{L}\left(y + \frac{L}{2}\right)\right) e^{-ik_y y} dy \quad (\text{II. 27b})$$

L'équation (II.26b) peut être écrite de la forme:

$$\tilde{J}_{xn}(k_x, k_y) = F_{n1}(k_x) \cdot F_{n2}(k_y) \quad (\text{II. 28})$$

$$\begin{aligned} F_{n1}(k_x) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \sin\left(\frac{n_1\pi}{W}\left(x + \frac{W}{2}\right)\right) e^{-ik_x x} dx \\ &= i \frac{W}{2} \left[e^{-i\frac{n_1\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{n_1\pi}{W} + k_x\right) \frac{W}{2} \right] - e^{i\frac{n_1\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{n_1\pi}{W} - k_x\right) \frac{W}{2} \right] \right] \end{aligned} \quad (\text{II. 29a})$$

De la même manière

$$\begin{aligned}
 F_{n2}(k_y) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \cos\left(\frac{m_1\pi}{L}\left(y + \frac{L}{2}\right)\right) e^{-ik_y y} dy \\
 &= \frac{L}{2} \left[e^{i\frac{n_2\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{n_2\pi}{L} + k_y\right) \frac{L}{2} \right] - e^{-i\frac{n_2\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{n_2\pi}{L} - k_y\right) \frac{L}{2} \right] \right] \quad (\text{II. 29b})
 \end{aligned}$$

En suivant la même démarche, la transformées de Fourier de \tilde{J}_{ym} est ainsi obtenue:

$$\tilde{J}_{ym}(k_x, k_y) = F_{m1}(k_x) \cdot F_{m2}(k_y) \quad (\text{II. 30})$$

$$F_{m1}(k_x) = \frac{W}{2} \left[e^{i\frac{m_1\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{m_1\pi}{W} + k_x\right) \frac{W}{2} \right] - e^{-i\frac{m_1\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{m_1\pi}{W} - k_x\right) \frac{W}{2} \right] \right] \quad (\text{II. 31a})$$

$$F_{m2}(k_y) = i \frac{L}{2} \left[e^{-i\frac{m_2\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{m_2\pi}{L} + k_y\right) \frac{L}{2} \right] - e^{i\frac{m_2\pi}{2}} \text{sinc} \left[\left(\frac{m_2\pi}{L} - k_y\right) \frac{L}{2} \right] \right] \quad (\text{II. 31b})$$

III.2. Effet des paramètres physiques et géométriques de l'antenne sur la fréquence de résonance et la bande passante

Il a été montré que l'élément le plus influant sur les performances d'une antenne microruban est le substrat, son choix repose sur différents paramètres. Il ya entre autres, la permittivité, l'épaisseur, les pertes, la stabilité dans le temps, la stabilité en température ainsi que la bonne tenue face aux contraintes technologiques. Les substrats utilisés dans la conception d'antennes microrubans ont des permittivités relatives comprises généralement entre 2.2 et 12, toutefois des substrats en mousse de permittivité très proche de celle de l'air ($\epsilon_r = 1.07$) sont également utilisables. La forme et les dimensions du patch ont aussi une influence sur la fréquence de résonance et la bande passante.

III.2.1. Effet de l'épaisseur du substrat et de la permittivité diélectrique

Lorsque l'élément rayonnant est directement imprimé sur le substrat diélectrique comme dans le cas de l'antenne considérée, la permittivité et l'épaisseur du substrat influent directement la fréquence de résonance et la bande passante. Dans le cas d'un substrat à faible épaisseur les effets peuvent être estimés intuitivement, puisque l'antenne patch dans ce cas sera vue comme un condensateur à pertes.

De ce fait, l'énergie emmagasinée dans l'antenne augmente en augmentant la permittivité et/ ou en réduisant l'épaisseur. Ceci a pour effet d'augmenter le facteur de qualité et de diminuer la bande passante. Ces effets sont montrés sur les figures (II.3a) et (II.3b) qui illustrent la fréquence de résonance et la bande passante d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope en fonction de l'épaisseur de ce dernier tracées pour différentes valeurs de la permittivité relative ϵ_r respectivement.

En effet, On constate lorsque l'épaisseur du substrat augmente, la diminution de la fréquence de résonance et l'augmentation de la bande passante. La diminution de la fréquence de résonance est plus importante lorsque la permittivité est égale ou proche de celle de l'air et diminue avec l'augmentation de cette dernière. Concernant la bande passante, dans le cas de l'air ($\epsilon_r = 1$), on constate qu'elle augmente de 0 à 21% lorsque l'épaisseur du substrat passe de 0 à 2.5 mm alors qu'elle n'augmente que de 0 à 5% seulement pour la même hauteur de substrat et une permittivité de 7.6.

L'autre paramètre du substrat dont on a étudié les effets sur les performances de l'antenne est la tangente des pertes, le tableau (II.1) montre la fréquence de résonance et la bande passante calculées pour quatre valeurs de $tg\delta$. On constate une légère diminution de la fréquence et une légère augmentation de la bande passante avec l'augmentation de $tg\delta$, ceci est due à l'augmentation des pertes dans le diélectrique. Pratiquement, il existe une large gamme de substrats avec une tangente des pertes de l'ordre de 10^{-3} et dont l'influence sur les performances de l'antenne peut être négligée.

On pratique le choix d'un substrat de faible permittivité et de faible tangente de pertes est faisable et dépend du matériel et la technique utilisée pour sa fabrication. Cependant, l'augmentation de l'épaisseur du substrat n'est ni facile ni désirable. En effet, elle engendre l'excitation des modes d'ordre supérieur, la dégradation de l'efficacité, de la polarisation et du diagramme de rayonnement et l'augmentation du volume, du poids et du coût de l'antenne.

Tableau II.1. Fréquence de résonance f_r et bande passante BP pour différentes valeurs de la tangente des pertes $tg\delta$, ($L = 2\text{ cm}$; $W = 3\text{ cm}$; $h = 0.127\text{ cm}$; $\epsilon_r = 2.2$).

$tg\delta$	f_r en Ghz	BP en %
0	4.6512	3.6739
0.001	4.6511	3.6766
0.005	4.6506	4.1375
0.010	4.6500	4.6010

III.2.2. Effet des dimensions du patch

Le patch rectangulaire est caractérisé par sa longueur L appelée aussi le bord rayonnant (en anglais *the radiating edge*) et sa largeur W appelée le bord non rayonnant (en anglais *the no radiating edge*). La longueur du patch détermine la fréquence de résonance et la bande de l'antenne ceci est clairement visible sur les figures (II.4a) et (II.4b), il peut se traduire par le fait que lorsque l'épaisseur du substrat est très mince ($h \rightarrow 0$), la fréquence de résonance peut être estimée par

$$f_r = \frac{c}{2L\sqrt{\epsilon_r}} \quad (\text{II. 32})$$

Avec c est la célérité de la lumière dans le vide.

Cependant, La largeur du patch W a un effet mais mineur sur la fréquence de résonance de l'antenne microruban, toutefois elle permet l'augmentation de la bande passante comme le montre les figures (II.5a) et (II.5b) tout en augmentant les pertes dans le conducteur. Pour permettre un bon rendement de l'antenne, la largeur pratique du patch est estimée à

$$W = \frac{c}{2f_r} \sqrt{\frac{2}{\epsilon_r + 1}} \quad (\text{II. 33})$$

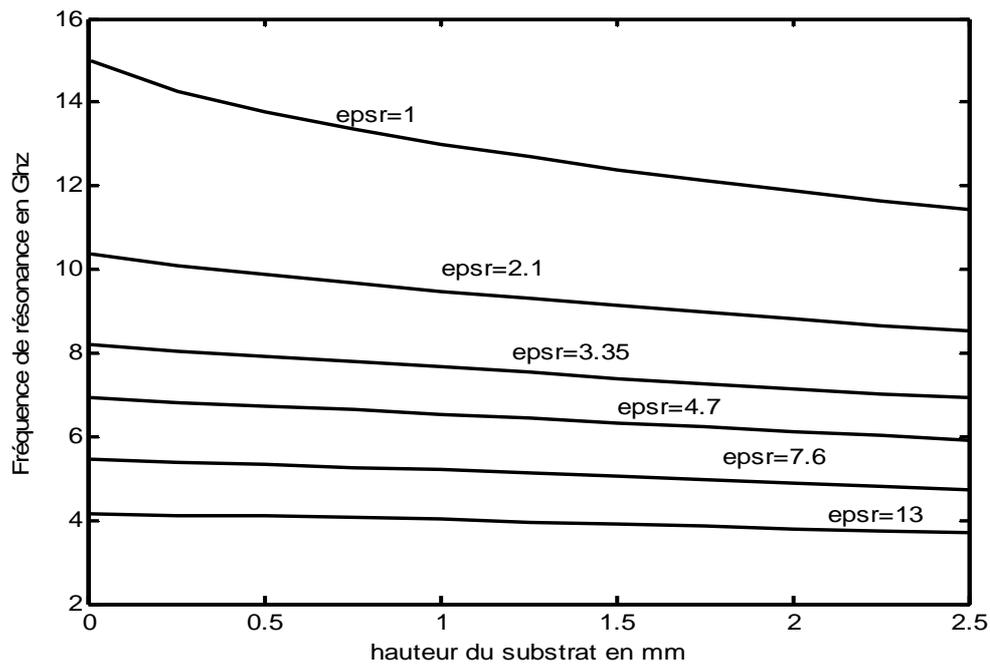
Elle a aussi pour effet d'augmenter la longueur effective de l'antenne, cette longueur est la longueur réelle du patch à laquelle est ajoutée une extension dépendante de la largeur du patch pour prendre en compte les débordements des lignes du champ au bord du patch, d'où la légère diminution de la fréquence de résonance lorsque W/L augmente.

III.2.3. Effet de l'anisotropie uniaxial du substrat

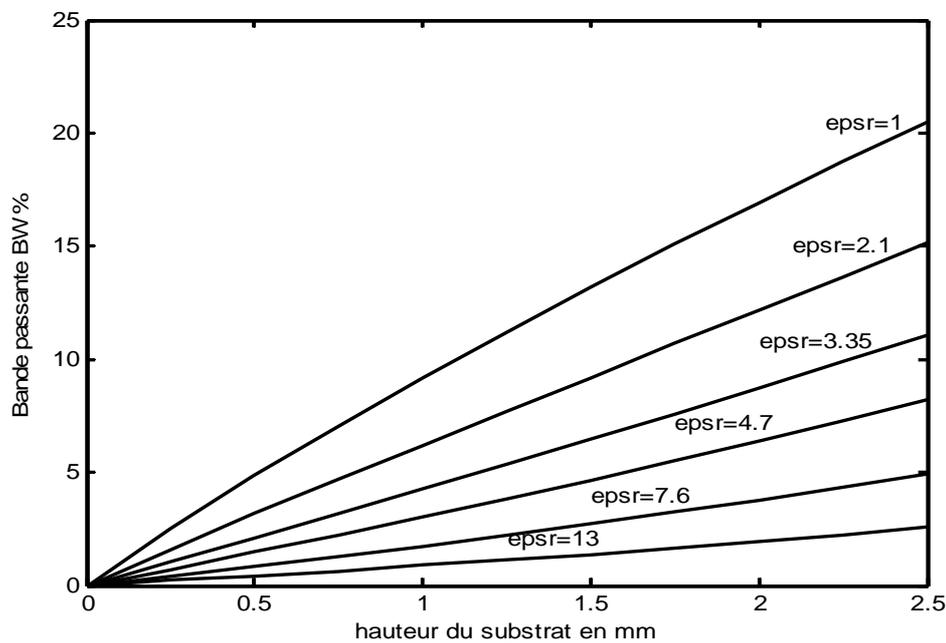
Beaucoup de substrats pratiques utilisés pour les structures microrubans exhibent un taux significatif d'anisotropie [17, 47, 48, 50-53], en particulier l'anisotropie uniaxiale. Elle est définie comme étant la dépendance de la constante diélectrique du substrat de l'orientation du champ électrique appliqué. Cette dernière affecte les performances des antennes imprimées, de ce fait une caractérisation en tenant compte de cet effet s'avère nécessaire.

La valeur de la permittivité donnée par le fournisseur est généralement ϵ_{rz} , elle est calculée lorsque le champ électrique est perpendiculaire à l'élément rayonnant. Les figures (II.5a) et (II.5b) montrent l'effet de l'anisotropie sur la fréquence de résonance et la bande passante, dans ce cas nous avons fixé ϵ_{rx} à 2.35 et varié ϵ_{rz} de $\pm 20\%$, dans le cas d'anisotropie négative ($\epsilon_{rx} = 2.35 ; \epsilon_{rz} = 1.88$) on constate l'augmentation de la fréquence de résonance et de la bande passante par rapport au cas isotropie, l'inverse a été constaté dans le cas anisotrope positive. Ceci montre que ces deux paramètres sont plus sensibles aux variations de la permittivité le long de l'axe optique, ce résultat peut se justifier par le fait que dans le cas d'un substrat électriquement mince, la fonction dyadique de Green prend la forme [50]

$$\bar{G}(k_s) \rightarrow \frac{h}{i\omega\epsilon} \text{diag} \left(k^2 - \frac{1}{\epsilon_{rz}} k_s^2, k^2 \right) \quad \text{lorsque } h \rightarrow 0 \quad (\text{II.34})$$

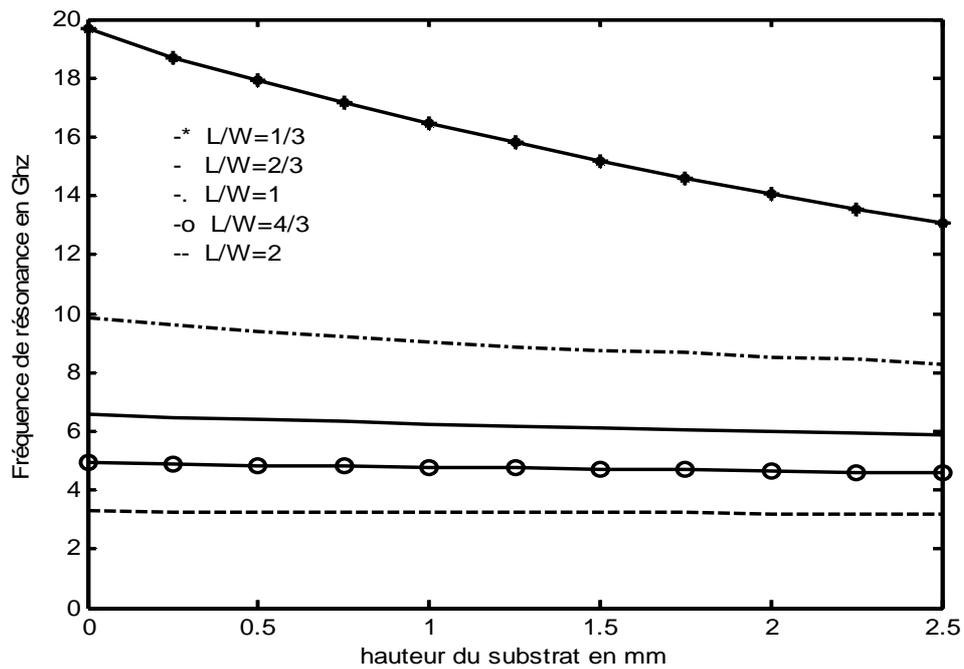


(a)

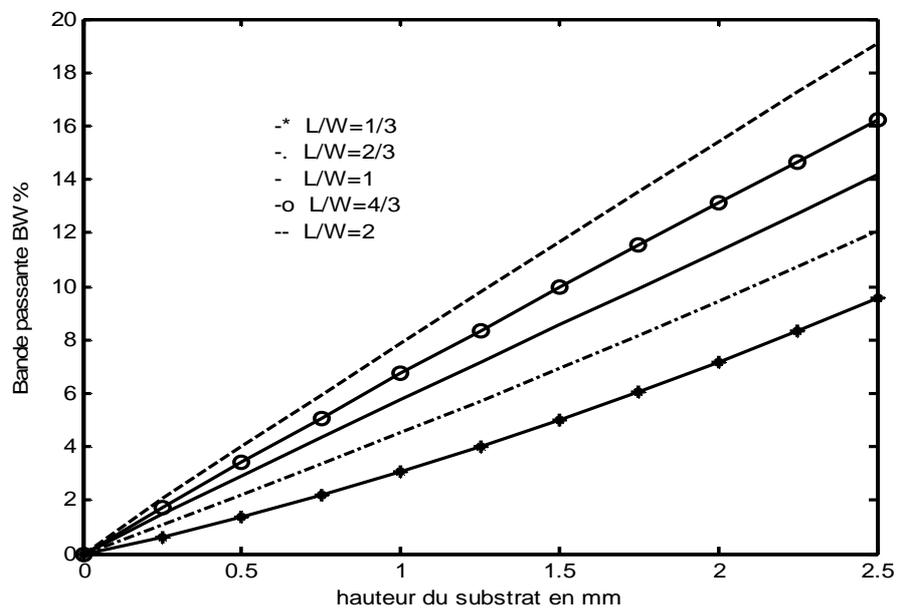


(b)

Figure II.3. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope en fonction de l'épaisseur du substrat pour différentes valeurs de ϵ_r , ($L = 1\text{ cm}$; $W = 1.5\text{ cm}$). a) f_r , b) BP.

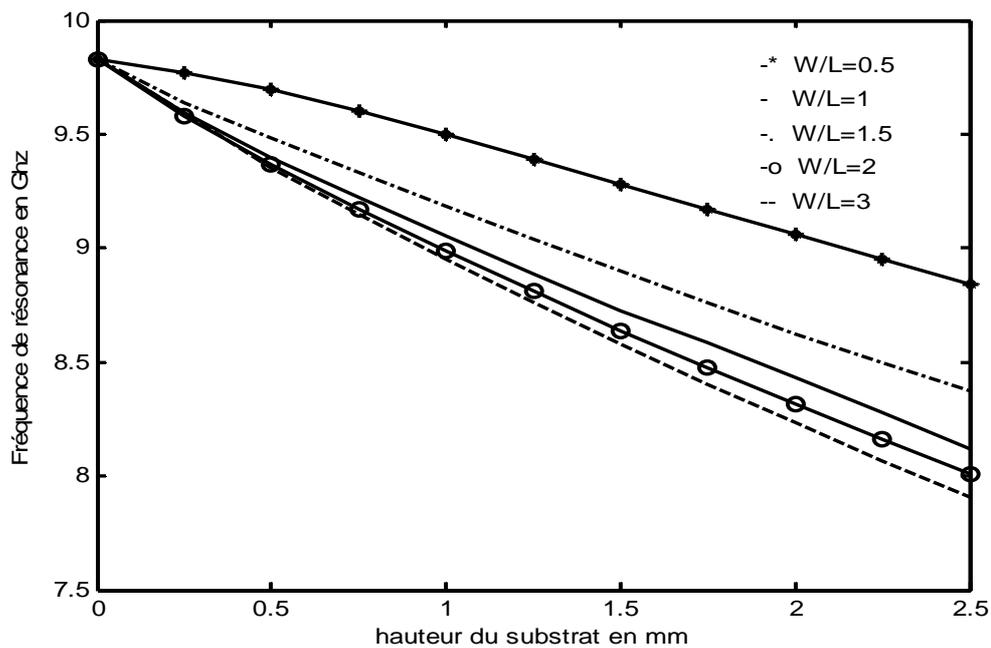


(a)

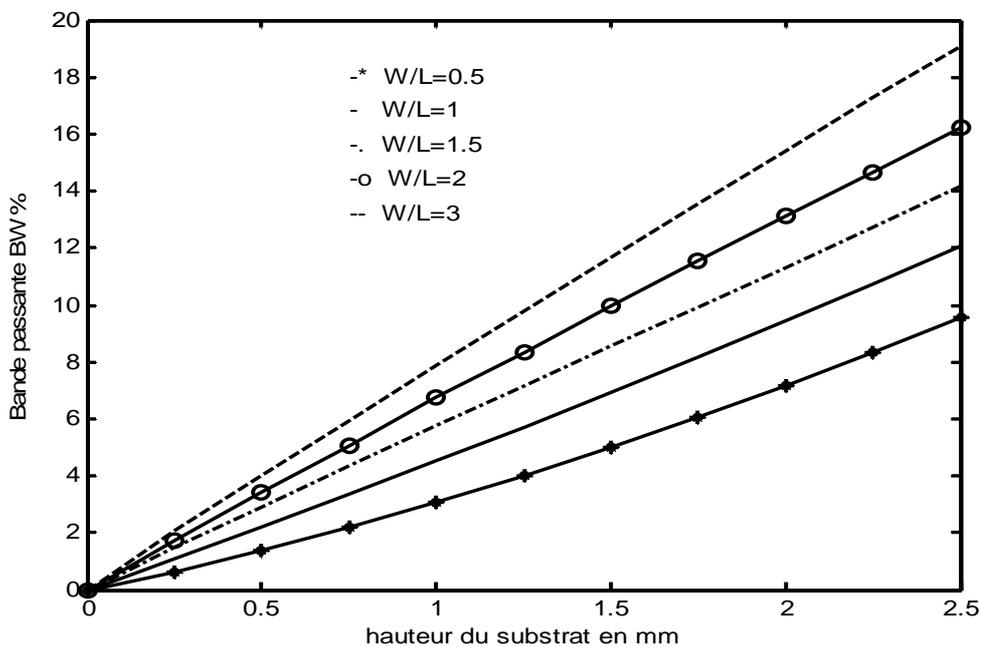


(b)

Figure II.4. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope en fonction de l'épaisseur du substrat pour différentes valeurs de L/W , ($W = 1.5 \text{ cm}$; $\epsilon_r = 2.33$). a) f_r , b) BP .

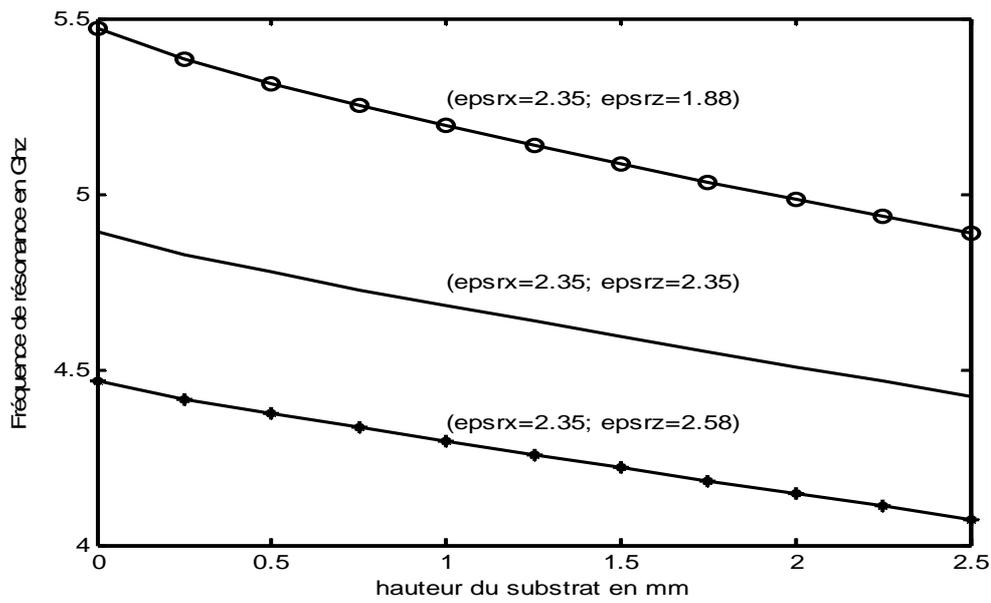


(a)

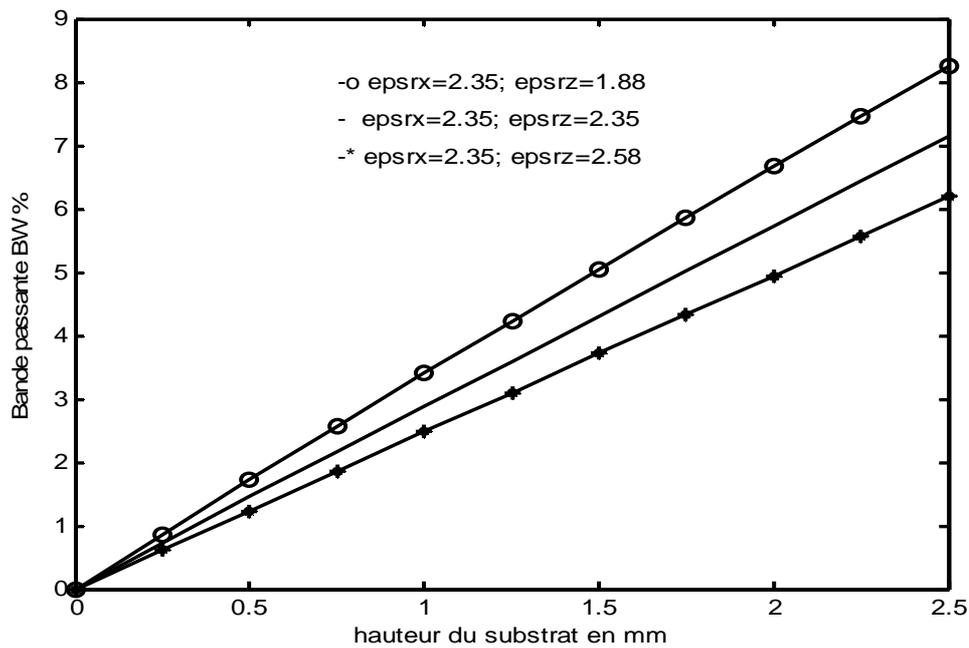


(b)

Figure II.5. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope en fonction de l'épaisseur du substrat pour différentes valeurs de W/L , ($L = 1 \text{ cm}$; $\epsilon_r = 2.33$). a) f_r , b) BP.



(a)



(b)

Figure II.6. Variation de la fréquence de résonance et de la bande passante d'un patch rectangulaire en fonction de l'épaisseur du substrat ($L = 1 \text{ cm}$; $W = 1.5 \text{ cm}$), cas d'anisotropie négative ($\epsilon_{rx} = 2.35$; $\epsilon_{rz} = 1.88$), isotrope ($\epsilon_{rx} = \epsilon_{rz} = 2.35$) et d'anisotropie positive ($\epsilon_{rx} = 2.35$; $\epsilon_{rz} = 2.82$). a) f_r , b) BP.

IV. Conclusion

L'équation intégrale dans le domaine spectral a été résolue par la méthode des moments procédure de Galerkin, le tenseur de Green a été également déterminé pour une structure multicouche en tenant compte de l'anisotropie uniaxiale. Des fonctions de test sinusoïdales sans conditions de bords ont été choisies. L'influence des différents paramètres de l'antenne à savoir l'épaisseur du substrat, la permittivité, la tangente des pertes, les dimensions du patch et l'anisotropie uniaxiale du substrat sur la fréquence de résonance et la bande passante d'une antenne microruban rectangulaire monocouche a été soigneusement étudiée.

Pour répondre aux exigences des utilisateurs d'antennes microrubans, une bande passante aussi large que possible s'avère nécessaire. De l'étude paramétrique effectuée dans ce chapitre on peut conclure que pour une fréquence d'opération prédéfinie il faut choisir un substrat de faible permittivité et d'épaisseur élevée, la largeur du patch quant à elle doit être d'environ $1.5L$. L'utilisation d'un substrat multicouche peut aussi améliorer la bande passante, chose que nous allons montrer dans le prochain chapitre.

Chapitre III

ANALYSE DE L'ANTENNE RECTANGULAIRE A GAP D'AIR, L'ANTENNE PIGEE ET L'ANTENNE A GAP D'AIR COUVERTE

I. Introduction

Dans le but d'améliorer leurs performances, des antennes imprimées sur des substrats multicouches ont été réalisées, tantôt pour l'élargissement de la bande passante, tantôt pour l'amélioration du gain ou encore pour l'élimination des ondes de surfaces. Bien que l'étude théorique est largement établie pour un nombre arbitraire de couches diélectriques au-dessous et/ou au-dessus de l'élément rayonnant avec la méthode des moments [43-47], seule les structures simples avec un ou deux substrats en dessous et/ou au dessus ont été réellement analysées [19, 22-25, 43, 44, 48, 49].

Dan ce chapitre nous avons choisi d'analyser trois structures multicouches différentes, l'antenne microruban rectangulaire à gap d'air, l'antenne microruban rectangulaire avec couche protectrice (l'antenne piégée) et l'antenne rectangulaire à gap d'air couverte. Cette dernière n'a fait objet d'aucune étude préalable dans la littérature ouverte. Le choix d'une telle structure est fait pour deux objectifs, le premier est de montrer l'efficacité de la méthode utilisée dans l'analyse des structures multicouches, le deuxième pour essayer de réunir les avantages des deux structures précédentes et d'établir un compromis dans le choix des deux diélectriques à utiliser pour garantir une meilleure efficacité.

II. Analyse de l'antenne rectangulaire à gap d'air

L'antenne à gap d'air proposée par Lee et al., permet l'ajustement de la fréquence de résonance par un simple ajustement de la hauteur de la séparation en air tout en améliorant la bande passante, le patch circulaire imprimé sur un substrat uniaxialement anisotrope à fait objet d'une analyse rigoureuse par la méthode des moments tout en tenant compte de l'anisotropie uniaxiale du substrat [49]. L'antenne à gap d'air ayant un élément rayonnant de forme rectangulaire a été analysée par le modèle de la cavité dans [22] et par la méthode des moments dans [48]. Sa structure de base est donnée dans la figure (III.1), elle est constituée d'une séparation en air introduite entre le plan de masse et le diélectrique, cette séparation de hauteur ajustable permet de changer la fréquence de résonance sans faire recours à une nouvelle antenne.

La figure (III.2a) illustre la fréquence de résonance de la structure étudiée en fonction de la séparation en air tracée pour différentes valeurs de la permittivité diélectrique. On constate une augmentation rapide de la fréquence de résonance jusqu'à une valeur maximale puis cette dernière décroît lentement.

La bande passante croit rapidement avec l'augmentation de l'épaisseur de la séparation en air (Figure III.2b). Cette bande passante dépend aussi de la permittivité du diélectrique, comme nous l'avons signalé dans le chapitre précédant, la bande passante croit avec la diminution de la constante diélectrique. En effet, en choisissant un diélectrique d'une faible permittivité et en augmentant la hauteur de la séparation en air on peut augmentée la bande passante. Cependant, l'augmentation de la hauteur de la séparation en air augmente le volume de l'antenne.

L'influence de l'anisotrope uniaxiale du substrat sur la fréquence de résonance et la bande passante de l'antenne rectangulaire à gap d'air est également étudiée. Les résultats numériques obtenus sont portés sur les figures (III.3a) et (III.3b) respectivement. On constate que la fréquence de résonance croit considérablement dans le cas d'anisotropie négative ($\epsilon_{r2x} = 2.32$; $\epsilon_{r2z} = 1.856$) et décroît dans le cas de l'anisotropie positive ($\epsilon_{r2x} = 2.32$; $\epsilon_{r2z} = 2.784$) par rapport au cas isotrope ($\epsilon_{r2x} = \epsilon_{r2z} = 2.32$) avec l'augmentation de la hauteur de la séparation en air (h_2 étant fixé à 0.159 cm). Le même comportement est observé pour la bande passante (Figure III.3b).

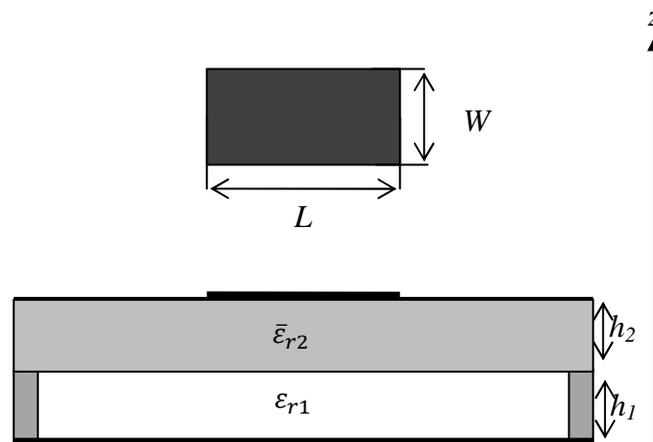
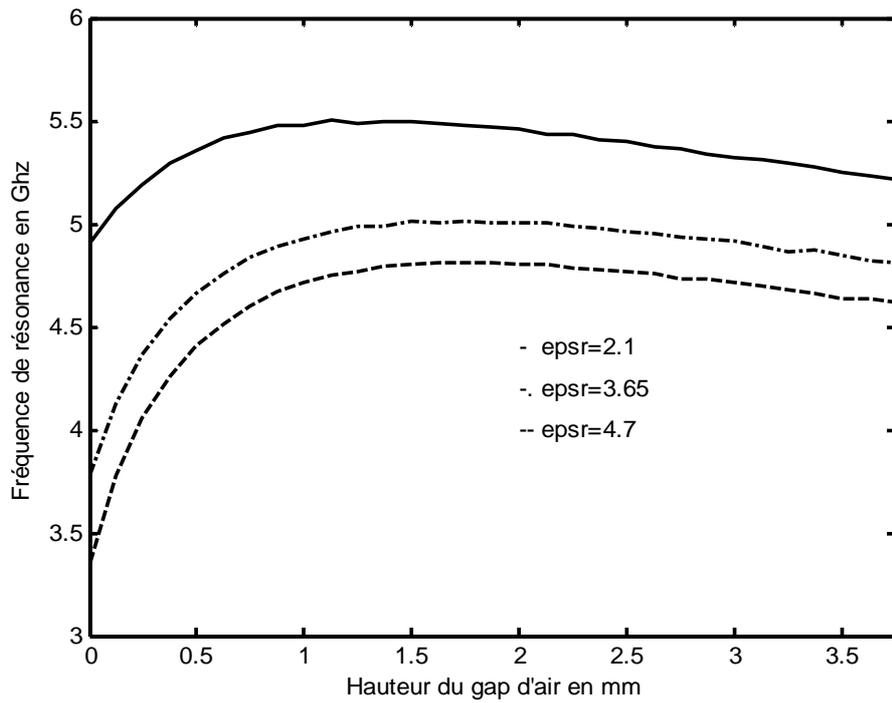
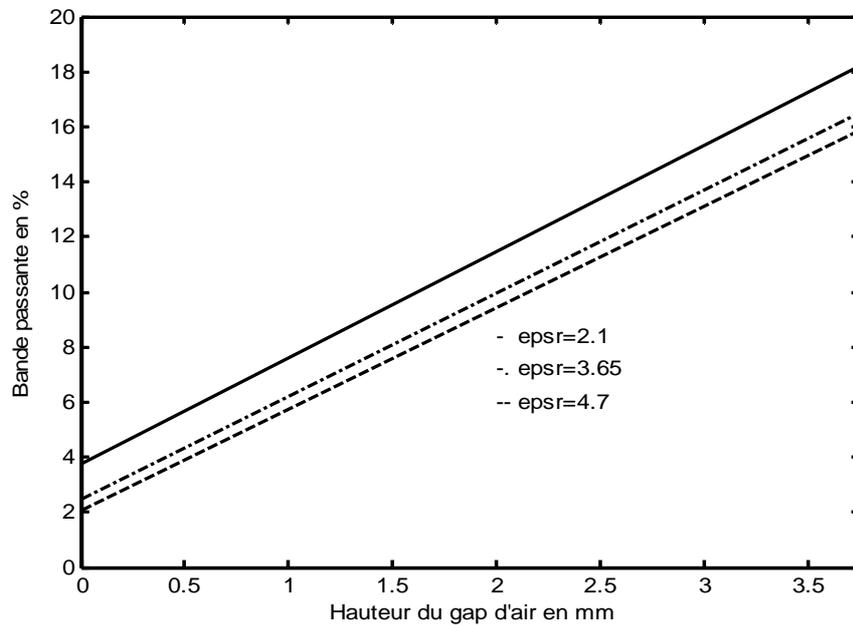


Figure III.1. Géométrie d'une antenne rectangulaire à gap d'air.

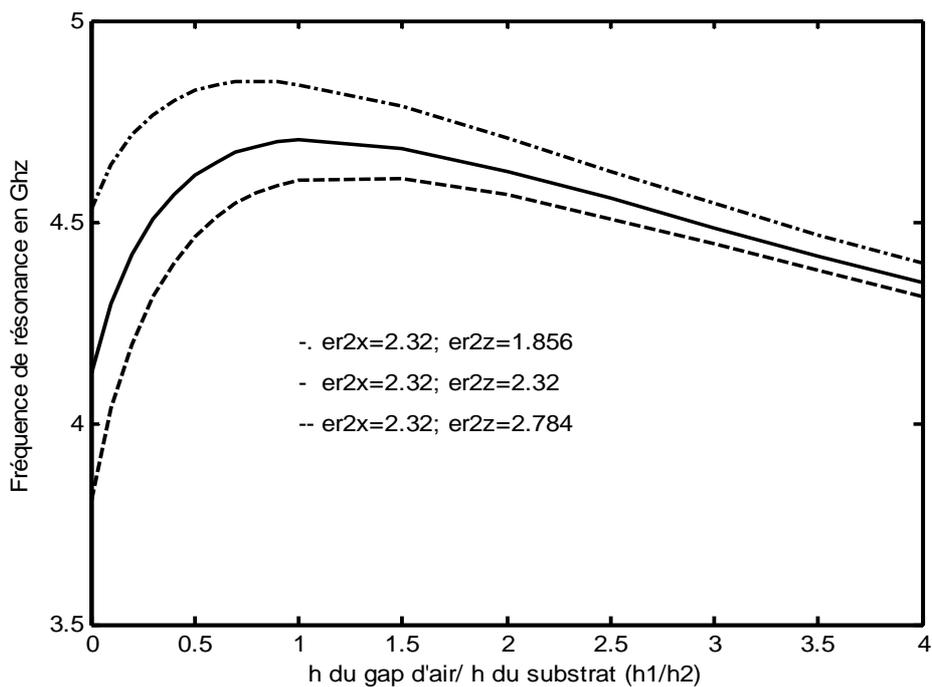


(a)

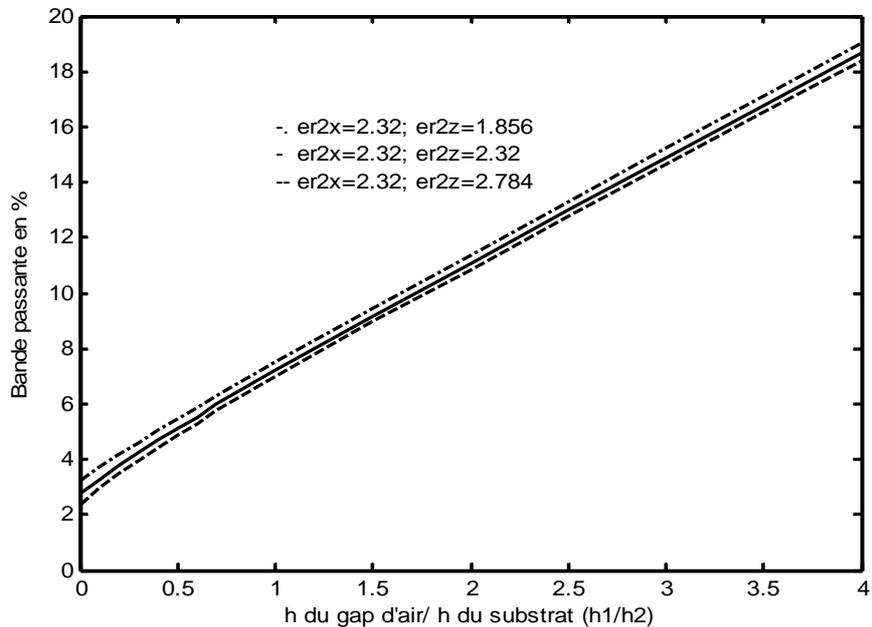


(b)

Figure III.2. Fréquence de résonance et bande passante d'une antenne rectangulaire à gap d'air en fonction de la hauteur du gap pour différentes valeurs de ϵ_r . ($L = 2 \text{ cm}$; $W = 3 \text{ cm}$, $h_1 = 0.127 \text{ cm}$).



(a)



(b)

Figure III.3. Fréquence de résonance et bande passante d'un patch rectangulaire à gap d'air imprimé sur un substrat anisotrope ($L = 2.29 \text{ cm}$; $W = 1.9 \text{ cm}$, $h_2 = 0.159 \text{ cm}$). a) f_r , b)

BP.

III. Analyse de l'antenne piégée

Dans le but de protéger l'antenne microruban des effets de la corrosion et des interférences météorologiques, des couches diélectriques ont été ajoutées à sa structure de base soit empiler directement sur la surface rayonnante soit suspendu en laissant une séparation en air entre la couche protectrice et la surface rayonnante. La structure illustrée par la figure (III.4) est constituée de deux couches diélectriques que sépare un élément rayonnant de forme rectangulaire.

Pour étudier l'effet de la couche protectrice sur les performances de l'antenne nous avons tracé la fréquence de résonance et bande passante normalisées de cette dernière en fonction du rapport épaisseur du superstrat/épaisseur du substrat pour trois valeurs différentes de la permittivité du superstrat isotrope. Le substrat étant isotrope et ayant une permittivité relative $\epsilon_{r1x} = \epsilon_{r1z} = 2.32$ et d'épaisseur $h_1 = 0.159 \text{ cm}$, les dimensions du patch sont de 2.29 cm en longueur et 1.9 cm en largeur. La normalisation est faite par rapport à la fréquence de résonance de l'antenne non protégée $f_{r0} = 4.1231 \text{ Ghz}$ et de sa bande passante $BP_0 = 2.7513 \%$ ($h_2 = 0$). Comme le montre la figure (III.5a), la fréquence de résonance diminue avec l'augmentation du rapport d_2/d_1 et d'une manière plus importante pour $\epsilon_{r2} = 13$ que pour le cas $\epsilon_{r2} = 2.32$. la bande passante augmente légèrement pour le cas $\epsilon_{r2} = 2.35$ mais elle décroît avant de croître pour le cas $\epsilon_{r2} = 13$. La figure (III.5b) montre que pour une constante diélectrique ($\epsilon_{2r} = 2.32$) et des faibles épaisseurs ($h_2 < h_1$) de la couche diélectrique protectrice, la bande passante est sensiblement constante et pour les épaisseurs élevées ($d_2 > d_1$), la bande passante augmente lentement. Cependant, pour les permittivités diélectriques élevées ($\epsilon_{2r} > \epsilon_{1x} = \epsilon_{1z}$) et pour des épaisseurs ($h_2 < 1.75h_1$), la bande passante est toujours inférieure à BP_0 de l'antenne monocouche. Dans cette gamme d'épaisseurs, la bande passante décroît jusqu'à sa valeur minimum au voisinage de $h_2 = h_1$, puis augmente d'une façon monotone pour les épaisseurs h_2 supérieurs à h_1 . Ces résultats sont en très bons accords avec ceux reportés dans [49] pour la même structure.

Dans le tableau III.2, nous avons effectué une comparaison entre nos résultats et ceux de Bouttout et al. calculés aussi par la méthode des moments, on constate un on accord entre les deux.

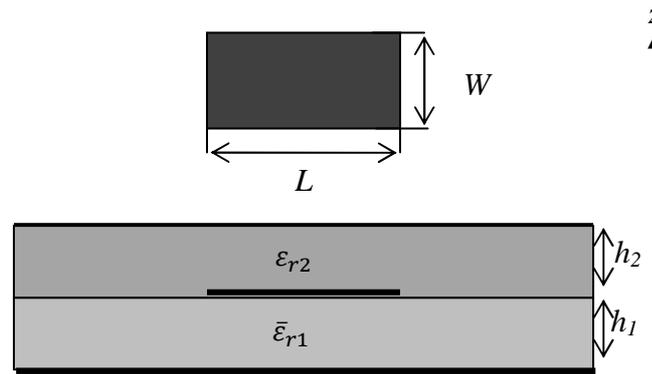


Figure III.4. Géométrie d'une antenne rectangulaire piégée.

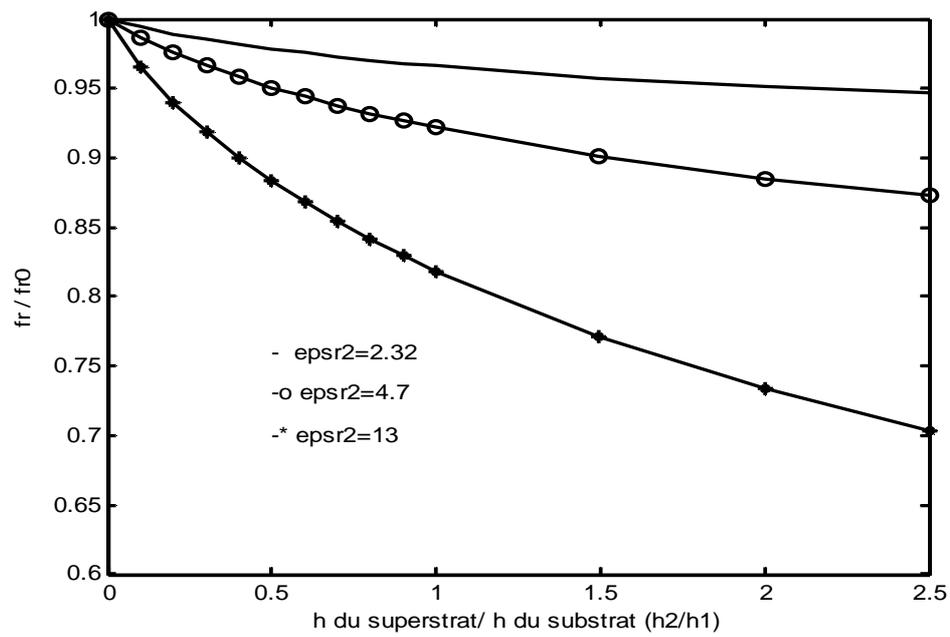
Tableau III.1. Structures, paramètres dimensionnels et électriques des antennes considérées.

Structure	Réf.	No. du patch	Dimensions du patch (cm)		Permittivités et hauteurs en cm				
			L	W	h ₁	ε _{r1}	h ₂	ε _{r2x}	ε _{r2z}
Monocouche Isotrope	[22]	01	3.80	5.70	0.3175	2.33	-	-	-
		02	2.95	1.95	0.3175	2.33	-	-	-
		02	1.70	1.10	0.1524	2.33	-	-	-
		04	1.70	1.10	0.9525	2.33	-	-	-
Monocouche Anisotrope	[49]	05	3.00	2.00	-	-	0.127	13	10.2
		06	1.50	0.95	-	-	0.127	13	10.2
		07	3.00	1.90	-	-	0.254	13	10.2
A gap d'air	[22]	08	3.05	4.55	0.05	1	0.3175	2.33	2.33
		09	1.30	1.95	0.05	1	0.3175	2.33	2.33
		10	1.70	1.10	0.10	1	0.1524	2.33	2.33
		11	1.70	1.10	0.10	1	0.95.25	2.33	2.33
Avec superstrat	[49]	12	2.29	1.90	0.159	2.32	0.159	2.32	2.32
		13	2.29	1.90	0.159	2.32	0.318	2.6	2.6
		14	2.29	1.90	0.159	2.32	0.128	3.0	3.0
		15	2.29	1.90	0.159	2.32	0.154	10	10

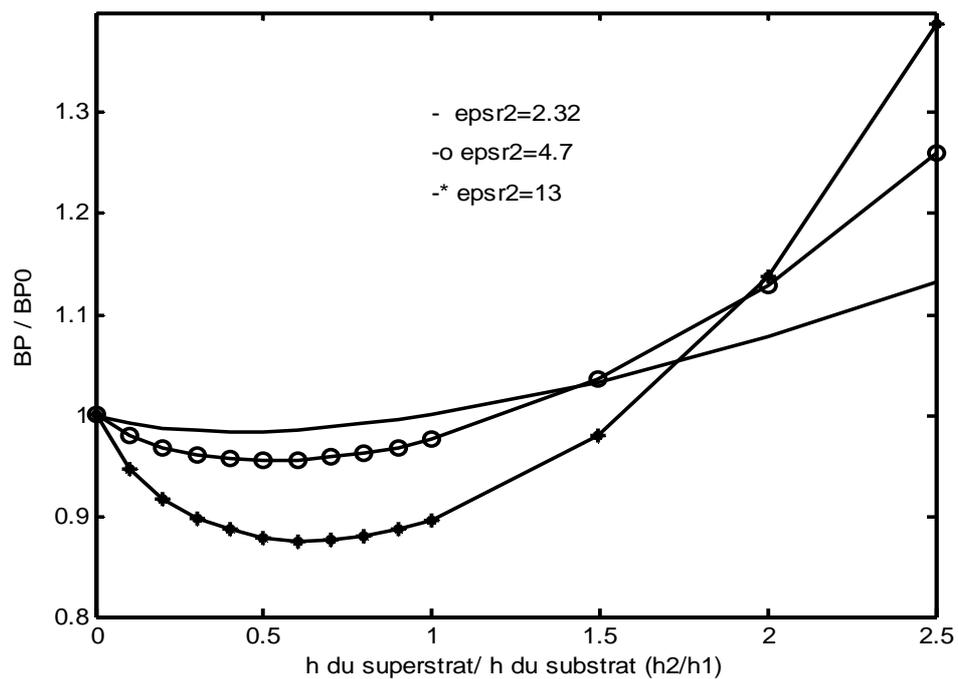
Tableau III.2. Comparaison des fréquences de résonance mesurées et calculées des antennes rapportées dans le tableau III.1.

Structure	Réf.	No. du patch	<i>fr.</i> mesurée en (GHZ)	<i>fr.</i> calculée en (GHZ)	Nos résultats en (GHZ)
Monocouche Isotrope	[22]	01	2.31	2.38	2.417
		02	4.24	4.29	4.446
		02	7.87	7.79	7.836
		04	4.73	4.52	4.546
Monocouche Anisotrope	[49]	05	2.264	2.268	2.295
		06	4.495	4.520	4.609
		07	2.242	2.260	2.294
A gap d'air	[22]	08	2.89*	3.05	3.110
		09	5.84*	6.05	6.407
		10	7.87*	8.07	8.138
		11	4.73*	4.42	4.639
Avec superstrat	[49]	12	3.934	3.958	3.966
		13	3.874	3.887	3.891
		14	4.058	4.095	4.051
		15	3.482	3.518	3.567

* Ces fréquences sont mesurées sans gap d'air ($h_1 = 0$).



(a)



(b)

Figure III.5. Fréquence de résonance et bande passante d'un patch rectangulaire piégé entre un substrat et un superstrat isotropes en fonction de h_2/h_1 pour différentes valeurs de ϵ_{r2} , ($W = 1.9 \text{ cm}$, $L = 2.29 \text{ cm}$, $h_1 = 0.159 \text{ cm}$, $\epsilon_{r1} = 2.32$); a) f_r , b) BP .

IV. Analyse de l'antenne à gap d'air couverte

L'analyse de l'antenne rectangulaire à gap d'air couverte n'a fait objet d'aucune étude préalable dans la littérature ouverte. Le choix d'une telle structure est fait pour deux objectifs, le premier est de montrer l'efficacité de la méthode utilisée dans l'analyse des structures multicouches, le deuxième pour essayer de réunir les avantages de l'antenne à gap d'air et l'antenne piégée et d'établir un compromis dans le choix des deux diélectriques à utiliser pour garantir une meilleure efficacité. La géométrie de cette antenne est illustrée par la figure (III.6), son tenseur spectral de Green est donné par

$$\bar{G} = \text{diag}[G^e, G^h] \quad (\text{III. 1})$$

Avec

$$G^e = \frac{1}{j\omega\epsilon_0} \frac{N^e}{D^e} \quad (\text{III. 2a})$$

$$G^h = \frac{k_0^2}{j\omega\epsilon_0} \frac{N^h}{D^h} \quad (\text{III. 2b})$$

Et

$$N^e = A^e \cdot B^e \quad (\text{III. 3a})$$

$$D^e = \frac{\epsilon_{r2x}}{k_{z2}^e} C^e \cdot A^e + j \frac{\epsilon_{r3}}{k_{z3}} B^e \cdot E^e \quad (\text{III. 3b})$$

où

$$A^e = \frac{\epsilon_{r3}}{k_{z3}} \cos\theta_3 + j \frac{1}{k_{z0}} \sin\theta_3 \quad (\text{III. 4a})$$

$$B^e = \frac{\epsilon_{r2x}}{k_{z2}^e} \sin\theta_1 \cos\theta_2^e + \frac{\epsilon_{r1}}{k_{z1}} \cos\theta_1 \sin\theta_2^e \quad (\text{III. 4b})$$

$$C^e = \frac{\epsilon_{r1}}{k_{z1}} \cos\theta_1 \cos\theta_2^e - \frac{\epsilon_{r2x}}{k_{z2}^e} \sin\theta_1 \sin\theta_2^e \quad (\text{III. 4c})$$

$$E^e = \frac{1}{k_{z0}} \cos\theta_3 + j \frac{\epsilon_{r3}}{k_{z3}} \sin\theta_3 \quad (\text{III. 4d})$$

Et

$$N^h = A^h \cdot B^h \quad (\text{III. 5a})$$

$$D^e = k_{z2}^h C^h \cdot A^h + j k_{z3} B^h \cdot E^h \quad (\text{III. 5b})$$

où

$$A^h = k_{z3} \cos \theta_3 + j k_{z0} \sin \theta_3 \quad (\text{III. 6a})$$

$$B^h = k_{z2}^h \sin \theta_1 \cos \theta_2^h + k_{z1} \cos \theta_1 \sin \theta_2^h \quad (\text{III. 6b})$$

$$C^e = k_{z1} \cos \theta_1 \cos \theta_2^h - k_{z2}^h \sin \theta_1 \sin \theta_2^h \quad (\text{III. 6c})$$

$$E^h = k_{z0} \cos \theta_3 + j k_{z3} \sin \theta_3 \quad (\text{III. 6d})$$

Avec

$$\theta_1 = k_{z1} h_1, \quad \theta_2^e = k_{z2}^e h_2, \quad \theta_2^h = k_{z2}^h h_2, \quad \theta_3 = k_{z3} h_3$$

$$k_0^2 = \omega^2 \epsilon_0 \mu_0, \quad k_s^2 = k_x^2 + k_y^2, \quad k_{z0} = (k_0^2 - k_s^2)^{1/2}, \quad k_{z1} = (\epsilon_{r1} k_0^2 - k_s^2)^{1/2}$$

$$k_{z2}^e = (\epsilon_{r2x} k_0^2 - \frac{\epsilon_{r2x}}{\epsilon_{r2z}} k_s^2)^{1/2}, \quad k_{z2}^h = (\epsilon_{r2x} k_0^2 - k_s^2)^{1/2}, \quad k_{z3} = (\epsilon_{r3} k_0^2 - k_s^2)^{1/2},$$

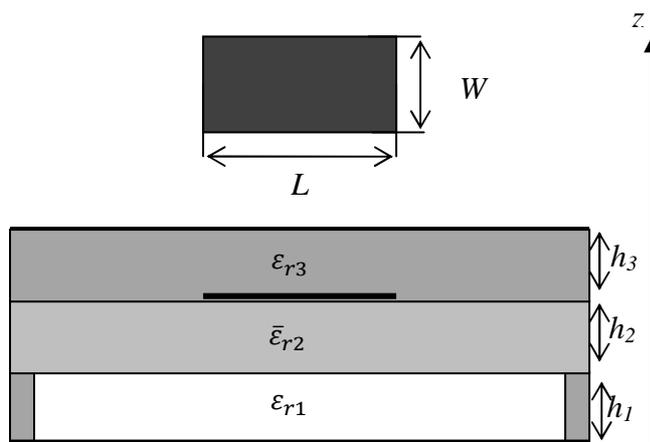


Figure III.6. Géométrie d'une antenne rectangulaire à gap d'air couverte.

Pour un patch rectangulaire de $(2.29 \text{ cm} \times 1.9 \text{ cm})$, un substrat isotrope de permittivité $\epsilon_{r2} = 2.32$ et d'épaisseur $h_2 = 0.159 \text{ cm}$, un superstrat isotrope de permittivité $\epsilon_{r3} = 13$, on a tracé sur les figures (III.7a) et (II.7b) la fréquence de résonance et la bande passante en fonction du rapport hauteur du gap d'air h_1 / épaisseur du substrat h_2 pour différentes valeurs de l'épaisseur du superstrat h_3 .

On constate sur la figure (III.7a) que la fréquence de résonance augmente avec l'augmentation de la séparation en air jusqu'à une valeur maximale puis décroît lentement et que cette dernière diminue considérablement lorsque l'épaisseur du superstrat augmente. On peut constater aussi que la valeur de la hauteur du gap d'air correspondant à la fréquence maximale diminue à son tour avec l'augmentation de h_3 , en effet cette hauteur est de $h_1=1.h_2$ pour le cas sans superstrat ($h_3=0$) et de 0.6, 0.4, 0.2 pour $h_3=0.5h_2, h_2, 2h_2$ respectivement.

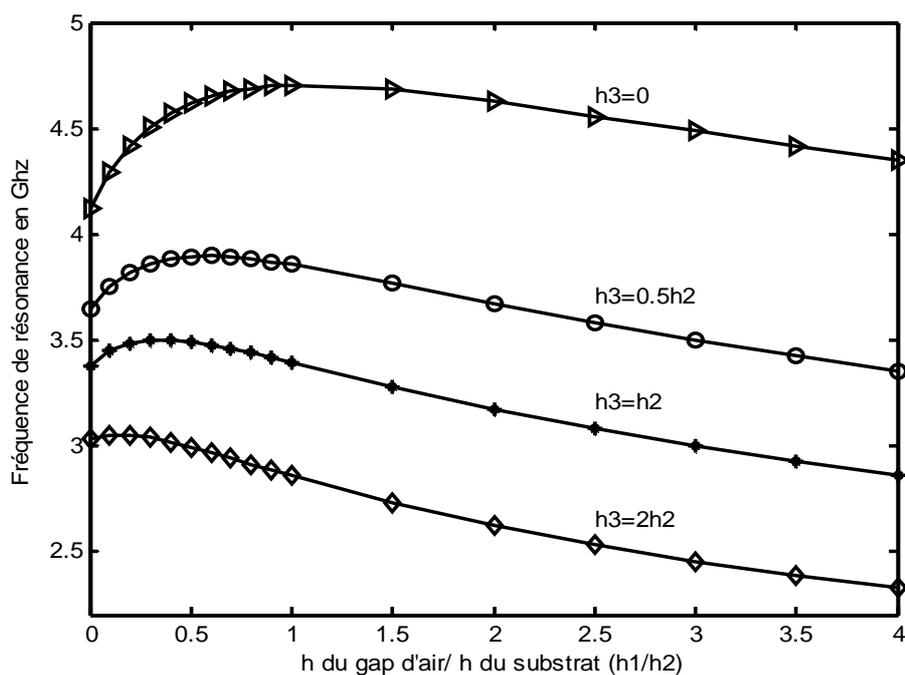
Concernant la bande passante et comme on peut clairement le voir sur la figure (III.7b), l'ajout de la couche protectrice provoque la dégradation de la bande passante dans tout les cas considérés par rapport au cas du gap d'air seul. Cette dégradation est très significative et augmente avec l'augmentation de la hauteur du superstrat.

V. Conclusion

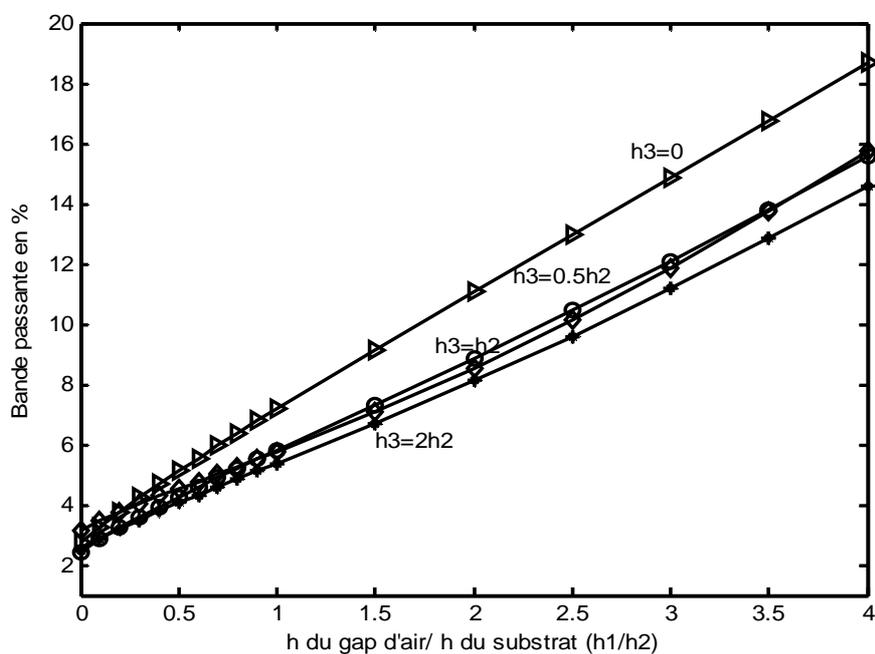
La bande passante étroite est la principale limitation dont souffrent les antennes microrubans, l'améliorée est un des principaux axes de recherches dans ce domaine. Dans ce chapitre nous avons montré deux structures multicouches permettant d'augmenter cette dernière, l'introduction d'un gap d'air entre le plan de masse et le diélectrique et /ou l'ajout d'un superstrat qui jouera le rôle d'une couche protectrice et permettra l'amélioration de la bande passante.

L'augmentation de la séparation en air de la première structure permet à la fois d'ajuster la fréquence de résonance et l'augmentation de la bande passante. Le choix d'un superstrat de forte permittivité et d'épaisseur supérieure à celle du substrat diélectrique peut augmenter légèrement la bande passante.

L'analyse des antennes microrubans par la méthode des moments est très souple et précise mais très complexe et nécessite un temps de calcul très long et qui augmente en augmentant la complexité de la structure analysée. Une méthode d'optimisation basée sur les réseaux de neurones artificiels sera exposée dans les prochains chapitres.



(a)



(b)

Figure III.7. Fréquence de résonance et bande passante d'une antenne rectangulaire à gap d'air couverte en fonction de h_1/h_2 pour différentes valeurs de la hauteur du superstrat h_3 , ($a = 1.9 \text{ cm}$, $b = 2.29 \text{ cm}$, $d_2 = 0.159 \text{ cm}$, $\epsilon_{r2} = 2.32$, $\epsilon_{r3} = 13$); a) f_r , b) BP.

CHAPITRE IV

**RESEAUX DE NEURONES CONVENTIONNELS,
APPLICATION A L'ANTENNE MONOCOUCHE
ISOTROPE RECTANGULAIRE**

I. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord définir les réseaux de neurones artificiels, les différents éléments d'un ANN et ses différents types ensuite nous allons présenter le perceptron multicouche et l'algorithme de retropropagation du gradient de l'erreur d'une manière plus détaillée. Une application à l'antenne rectangulaire isotrope monocouche en modélisant sa fréquence de résonance par différents modèles neuronaux sera exposée à la fin de ce chapitre tout en montrant quelques astuces pour améliorer les performances des modèles neuronaux.

II. Définitions

Les réseaux de neurones artificiels (ANNs) sont des familles de fonctions non linéaires modulaires, capables d'approximer n'importe quelle fonction bornée dans un intervalle fermé de ses entrées, aussi complexe soit elle. Un réseau de neurone est constitué de plusieurs unités interconnectées appelées *neurones*. Un neurone *formel* est constitué essentiellement d'un intégrateur qui effectue une somme pondérée de ses entrées, ajoute un seuil à cette somme et fait passer le résultat par une fonction de transfert pour obtenir sa sortie, comme le montre la Figure (IV.1). Ces neurones sont organisés en couches, selon les connexions existantes entre les neurones de différentes couches, on peut distinguer deux types de ANNs: réseau entièrement connecté et réseau partiellement connecté. Dans un réseau *entièrement connecté*, les neurones de la couche l sont reliés à toutes les entrées des neurones de la couche $l + 1$ et à toutes les sorties des neurones de la couche $l - 1$, dans le cas contraire on parle de réseau *partiellement connecté*. Si la sortie de chaque neurone d'un réseau dépend de ses entrées et de sa valeur précédente on parle de *réseau bouclé* ou *réseau dynamique*, dans le cas contraire on parle de *réseau non bouclé* ou *réseau statique* (les sorties des neurones ne dépendent que de leurs entrées). Dans cette étude, qui rentre dans le cadre de la modélisation d'antennes microrubans, on ne fait références qu'aux réseaux statiques entièrement connectés.

Les neurones sont reliés entre eux via des *coefficients synaptiques* ou *poids*. Lors de l'apprentissage des paires (entrées /sorties désirées) sont présentées au réseau, un *algorithme d'apprentissage* est utilisé pour ajuster les coefficients synaptiques de manière à produire des sorties aussi proches que possible des valeurs désirées en minimisant une fonctionnelle des écarts entre ces sorties pour les exemples d'apprentissage qui est appelée *fonction de coût*.

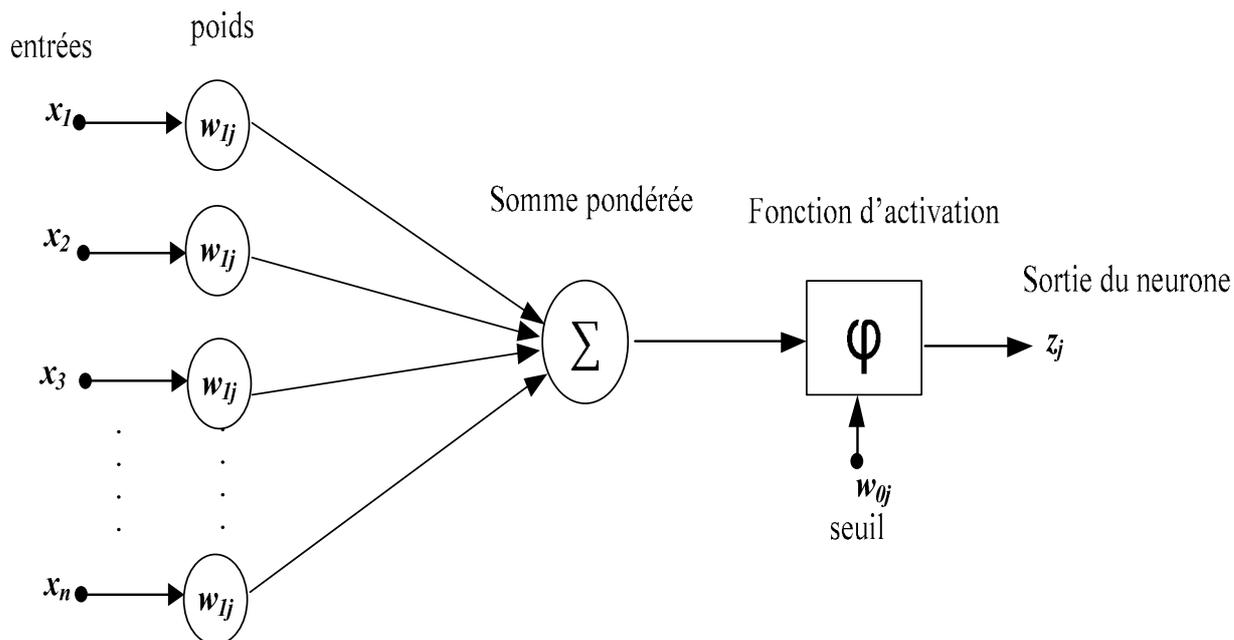


Figure IV.1. Structure d'un neurone formel.

III. Perceptron multicouche

Il existe différentes structures neuronales avec différentes fonctions d'activations et utilisant différents algorithmes d'apprentissage, toutefois le perceptron multicouche (en anglais *the multilayer perceptron*, MLP) utilisant la rétropropagation du gradient de l'erreur comme algorithme d'apprentissage est la structure neuronale la plus utilisée pour la modélisation des circuits hyperfréquences. Dans un réseau MLP les neurones sont groupés en couches, la première et la dernière sont appelées respectivement *couche d'entrée* et *couche de sortie*. Entre ces deux couches il peut exister une ou plusieurs couches appelées *couches cachées* comme le montre la figure (IV.2).

L'algorithme de rétropropagation du gradient de l'erreur, est une technique de calcul des dérivées d'une entité par rapport à l'ensemble de ses entrées, utilisé pour résoudre le problème de calcul des erreurs de sorties des neurones des couches cachées. Pour chaque exemple de l'ensemble d'apprentissage, l'algorithme de rétropropagation comporte deux phases:

- Une phase de *propagation* ou *calcul dans le sens direct*, au cours de laquelle les entrées correspondantes à l'exemple k sont utilisées pour calculer les sorties de tous les neurones.

- Une phase de *retropropagation* ou *calcul dans le sens inverse*, au cours de laquelle sont calculés les gradients ou les erreurs locales pour tous les neurones.

Selon que le gradient est calculé après la présentation de chaque exemple d'apprentissage ou après la présentation de tous les exemples, on peut distinguer deux types d'algorithmes: récursif et itératif.

- ✓ Dans un algorithme *récursif* (en anglais *patern by patern training*) le gradient est calculé après la présentation de chaque exemple de l'ensemble d'apprentissage, et l'ajustement des poids et seuils est effectué en utilisant ce gradient partiel.
- ✓ Dans un algorithme *itératif* (en anglais *batch training*) le gradient est calculé après la présentation de tous les exemples de l'ensemble d'apprentissage, et l'ajustement des poids et seuils est effectué en utilisant le gradient total qui est la somme des gradients partiels.

Les notations suivantes seront adoptées le long de cette thèse: L est le nombre total de couches, la première est la couche d'entrée, la L^{ieme} est la couche de sortie, les couches de 2 à $L - 1$ représentent les couches cachées, N_l est le nombre de neurone dans la l^{ieme} couche avec $l = 1, 2, \dots, L$. w_{ij}^l représente le coefficient synaptique de la connexion reliant le neurone j de la couche $l - 1$ au neurone i de la l^{ieme} couche, le coefficient w_{i0}^l représente le *biais* ou le *seuil* du neurone i de la l^{ieme} couche. x_i est la i^{ieme} entrée du réseau, z_i^l est la sortie du neurone i de la couche l et enfin y_i est la i^{ieme} sortie du réseau.

Les paramètres du réseau peuvent être écrits da la forme vectorielle suivante:

$\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ représente le vecteur d'entrée

$\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m]^T$ représente le vecteur de sortie

$\mathbf{w} = [w_{10}^2 \ w_{11}^2 \ w_{12}^2 \ \dots \ w_{N_L N_{L-1}}^L]^T$ est le vecteur des poids

avec: $j = 0, 1, \dots, N_{L-1}$, $i = 0, 1, \dots, N_L$

$$l = 0, 1, \dots, L \quad n = N_1 \quad m = N_L.$$

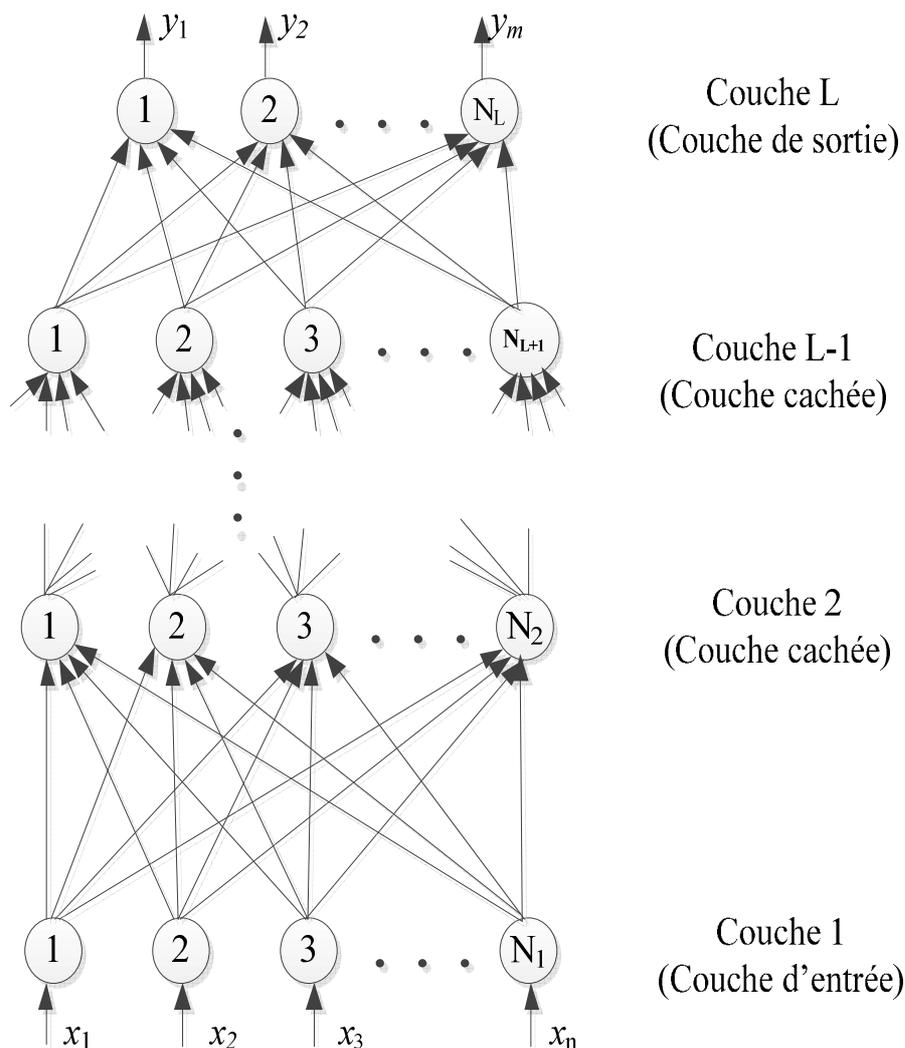


Figure IV.2. Architecture d'une structure neuronale MLP

L'algorithme d'apprentissage par la retropropagation du gradient de l'erreur ou l'algorithme de retropropagation tout court consiste à ajuster le vecteur poids de manière à minimiser la fonction de coût quadratique $E_{app}(w)$ définie par

$$E_{app}(w) = \frac{1}{2} \sum_{k \in \xi_{app}} \sum_{j=1}^m |y_j(x_k, w) - d_{jk}|^2 \quad (IV.1)$$

Où d_{jk} est le j^{ieme} élément de la sortie désirée d_k , y_j est la sortie du réseau de neurone pour l'entrée x_k du k^{ieme} élément de l'ensemble d'apprentissage ξ_{app} .

Cet apprentissage se fait en effectuant les étapes suivantes et qui sont récapitulées dans l'arbre algorithmique de la figure (IV.3):

- *Phase 1:* Tous les coefficients synaptiques du réseau (poids et seuils) sont initiés par des valeurs aléatoires souvent dans l'intervalle $[-0.5, +0.5]$.
- *Phase 2:* Un calcul dans le sens direct est effectué en calculant la sortie de chaque neurone, neurone par neurone puis couche par couche, jusqu'à la sortie.

$$z_i^1 = x_i \quad i = 1, 2, \dots, N_1 \quad N_1 = n \quad (\text{IV. 2})$$

pour les neurones la couche entrée.

$$z_i^l = \varphi \left(\sum_{j=0}^{N_{l-1}} w_{ij}^l z_j^{l-1} \right) \quad i = 1, 2, \dots, N_l \quad l = 2, 3, \dots, L \quad (\text{IV. 3})$$

pour les neurones des couches cachées.

$$y_i = z_i^L \quad i = 1, 2, \dots, N_L \quad N_L = m \quad (\text{IV. 4})$$

pour les neurones de la couche sortie.

Avec φ est la fonction d'activation du neurone.

Toute fonction dérivable peut être utilisée comme fonction d'activation, toutefois les plus communément utilisées sont:

- ✓ *la fonction identité* utilisée lorsque la sortie de la fonction approximée par le réseau de neurone n'est pas normalisée.
- ✓ *la fonction tangente hyperbolique* utilisée lorsque la sortie de la fonction approximée par le réseau de neurone est normalisée et bipolaire.
- ✓ *la fonction sigmoïde* utilisée lorsque la sortie de la fonction approximée par le réseau de neurone est normalisée et unipolaire.

Il a été prouvé qu'un MLP a une seule couche cachée ayant la fonction sigmoïde pour l'activation des neurones de celle-ci et la fonction linéaire pour l'activation des neurones de la couche de sortie peut approximer n'importe quelle fonction aussi complexe soit elle à condition que le nombre de neurones et le nombre d'exemples d'apprentissage soit suffisants.

- *Phase 3:* Les sorties des neurones de la couche de sortie sont comparées aux réponses désirées donnant l'erreur locale ou le gradient.

$$\delta_i^l = y_i(x_k, w) - d_{ik} \quad (IV.5)$$

- *Phase 4:* Commenant des neurones de la couche de sortie, l'erreur est propagée dans le sens inverse jusqu'à la première couche cachée. Ce calcul se fait en utilisant la formule suivante

$$\delta_i^l = \left(\sum_{j=1}^{N_{l+1}} \delta_j^{l+1} w_j^{l+1} \right) z_i^l \quad l = L - 1, L - 2, \dots, 3, 2 \quad (IV.6)$$

δ_i^l représente le gradient ou l'erreur locale du neurone i de la couche cachée l . z_i^l est la dérivée par rapport à l'argument de z_i^l .

- *Phase 5:* Les coefficients synaptiques sont alors ajustés en utilisant la formule suivante

$$w_{ij}^l(iter) = w_{ij}^l(iter - 1) - \eta \frac{\partial E_{app}}{\partial w_{ij}^l} \quad (IV.7)$$

Avec $iter$ est le numéro de l'itération, η est le *pas d'apprentissage*.

$$\frac{\partial E_{app}}{\partial w_{ij}^l} = \sum_{k \in \xi_{app}} \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}^l} \quad (IV.8)$$

Et :

$$\frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}^l} = \delta_i^l z_j^{l-1} \quad (\text{IV. 9})$$

Un terme additionnel à l'expression de l'ajustement delta donné par l'équation (IV.7) a été proposé par Rumelhart et al. en prenant en compte l'ajustement effectué à l'itération précédente multiplié par un réel positif nommé *momentum*. Cette technique permettant le contrôle de la direction de l'adaptation et l'accélération de la convergence est appelé la loi delta généralisée.

L'apprentissage continu jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit atteint, ce critère d'arrêt peut être un nombre d'itérations prédéfini ou une borne inférieure sur l'erreur quadratique moyenne. L'erreur quadratique moyenne appelée aussi l'erreur d'apprentissage normalisée que l'on note EQM (en anglais MSE) est définie comme étant la somme des différences au carré entre les réponses calculées par le réseau de neurones et celles désirées pour tous les exemples contenus dans l'ensemble d'apprentissage, elle est donnée par

$$\hat{E}_{app} = \left[\frac{1}{mP_{app}} \sum_{k \in \xi_{app}} \sum_{j=1}^m \left| \frac{y_i(x_k, w) - d_{jk}}{d_{max,j} - d_{min,j}} \right|^2 \right]^{1/2} \quad (\text{IV. 10})$$

Avec m est le nombre d'élément dans le vecteur sortie, P_{app} est le nombre de paires (entrées/sorties désirées) de l'ensemble d'apprentissage ξ_{app} , $d_{min,j}$ et $d_{max,j}$ sont la valeur minimale et la valeur maximale du j^{ieme} élément d_k , $k \in (\xi_{app} \cup \xi_{test})$.

Une fois l'apprentissage terminé, les coefficients synaptiques fixés, il est nécessaire de tester la *capacité de généralisation* du modèle neuronal développé. Cette capacité est définie comme étant son aptitude à estimer la sortie y_k avec la précision souhaitée pour un exemple x_k non vue durant l'apprentissage ou tout simplement de bien performer avec des données qu'il n'a jamais vu auparavant . Les exemples de test constituent un ensemble ξ_{test} pour le quel on peut définir l'erreur de test \hat{E}_{test} de la même manière que pour \hat{E}_{app} .

Un bon apprentissage est atteint lorsque l'erreur d'apprentissage et celle de test sont petites et proches l'une de l'autre (de l'ordre de 0.5 %). Si le modèle neuronal mémorise les données d'apprentissage mais il est incapable de généraliser, on dit qu'il a subi un *sur-apprentissage* ($\hat{E}_{test} \gg \hat{E}_{app}$). Pour y remédier à cet état de fait deux solutions peuvent être envisagées: supprimer un certain nombre de neurones cachés ou augmenter la taille de la matrice d'apprentissage. Lorsque $\hat{E}_{app} \gg 0$, on dit que le réseau a subi un *sous-apprentissage* dans ce cas il faut soit rajouter des neurones cachés soit changer les valeurs initiales des poids et seuils pour éviter les minimums locaux.

Il existe d'autres variantes de l'algorithme de retropropagation capables d'améliorer la vitesse de convergence et les performances du modèle neuronal développé, soit par l'ajout et la suppression de neurones d'une manière automatique selon le déroulement de l'apprentissage soit par la modification dynamique du taux d'apprentissage ou encor l'utilisation de la technique de validation croisée.

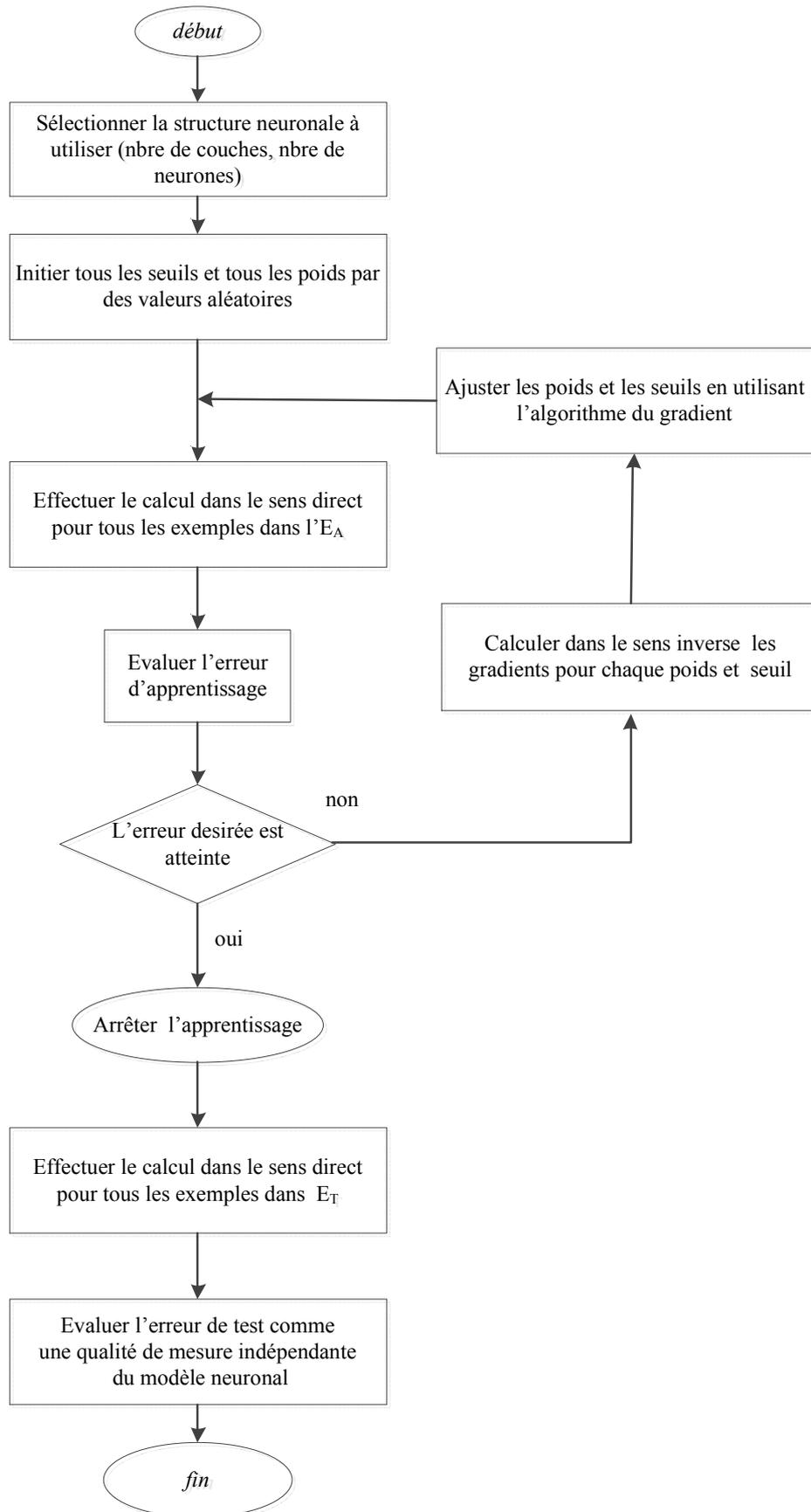


Figure IV.3. Arbre de l'algorithme itératif de retropropagation de l'erreur

IV. Application à l'antenne rectangulaire

Depuis les années 70, de nombreux modèles ont été proposés pour la détermination de la fréquence de résonance de l'antenne microruban rectangulaire isotrope ou anisotrope, monocouche ou multicouche. Ces modèles peuvent être classés en deux grandes catégories: celle des méthodes analytiques simples tel que le modèle de la ligne de transmission dont la précision est d'environ 5% et dont le domaine de validité est limité aux substrats électriquement minces ($\lambda_s/h \leq 0.02$, avec λ_s est la longueur d'onde dans le substrat et h son épaisseur) et les méthodes numériques rigoureuses telle que la méthode des moments dont la formulation est plus complexe et le temps de calcul est plus long. Les réseaux de neurones peuvent rassembler la simplicité des modèles analytiques et la précision des modèles numériques puisque une fois l'apprentissage effectué ils deviennent très simples à utiliser et leur précision dépend de la précision des exemples utilisés lors de l'apprentissage. Ainsi, un réseau MLP a été utilisé pour la modélisation de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat monocouche isotrope.

IV.1. Génération des données et choix de la structure neuronale

La première étape dans le développement d'un modèle neuronal est l'identification de ses entrées et de ses sorties, pour l'antenne microruban rectangulaire isotrope monocouche (AMRIM) la fréquence de résonance dépend de quatre paramètres qui sont les dimensions du patch L et W , l'épaisseur du substrat h et sa permittivité diélectrique relative ϵ_r . Ainsi, le ANN à développer aura quatre entrées qui sont L, W, h et ϵ_r et une seule sortie qui est la fréquence de résonance f_r . La deuxième étape consiste à définir un intervalle pour les données à générer et la distribution des paires entrées /sorties dans cet intervalle car le réseau de neurone généralisera mieux si la qualité de l'échantillonnage est meilleure et si les données des exemples d'apprentissage sont variées. Dans notre cas on a choisit W et L allant de 0.5 cm à 15 cm, h allant de 0.01 cm à 0.6 cm et ϵ_r allant de 1 à 15 couvrant ainsi toute la gamme des dimensions utilisées pour ce type d'antenne. La méthode des moments procédure de Galerkin a été choisie pour la génération des matrices d'apprentissage et de test assurant ainsi une bonne précision aux données générées. La Figure (IV.4) montre la structure de l'antenne considérée, les deux phases d'apprentissage et de modélisation du modèle neuronal développé ainsi que ses entrées et sortie sont illustrées par les figures (IV.5a) et (IV.5b).

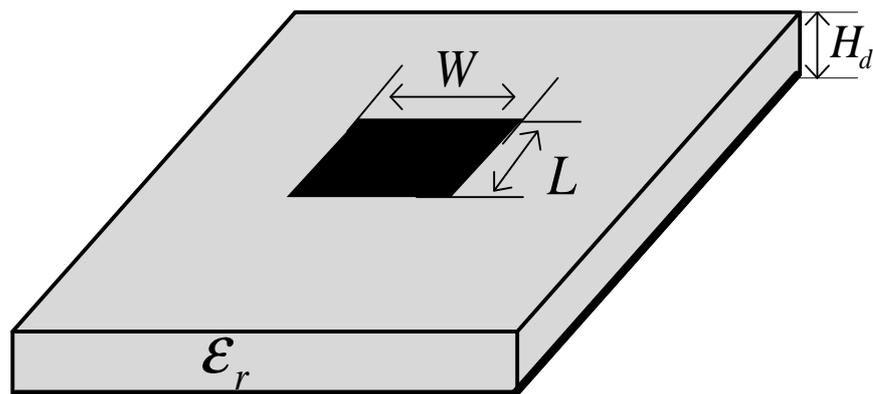


Figure IV.4. Antenne microruban rectangulaire monocouche isotrope.

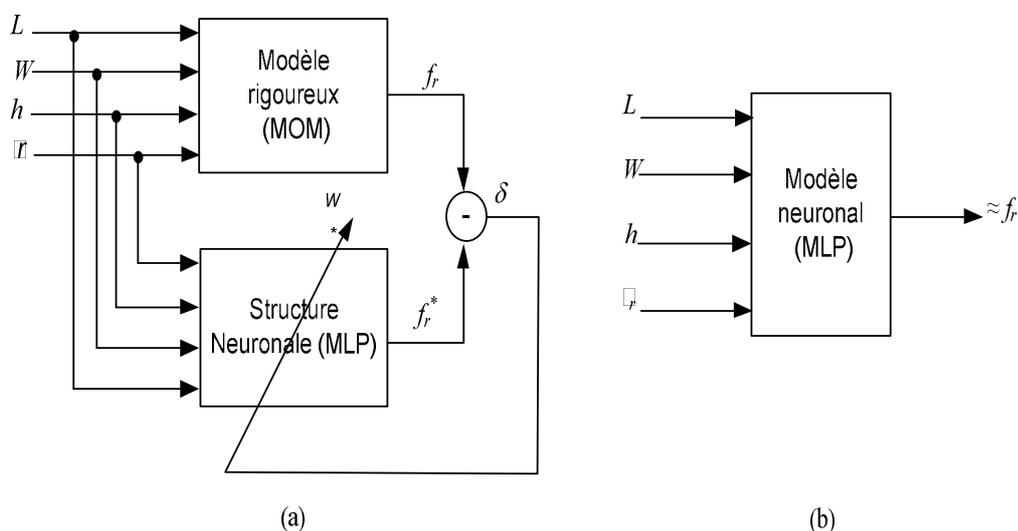


Figure IV.5. Modèle neuronal conventionnel pour la modélisation de la fréquence de résonance d'une antenne microruban rectangulaire monocouche isotrope.

a) Phase d'apprentissage b) Phase de modélisation.

Le dimensionnement du perceptron multicouche, qui consiste à déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche, ne répond à aucune loi, aucune règle ni aucun théorème. Cependant, selon le théorème de Cybenko [59, 62] un réseau de neurones à une seule couche cachée ayant la fonction sigmoïde comme fonction d'activation et la fonction linéaire comme fonction d'activation des neurones de la couche de sortie peut approximer n'importe quelle fonction continue et bornée avec la précision souhaitée

pourvue d'un nombre suffisant de neurones cachés. Pour déterminer la structure neuronale optimale pour la modélisation de l'antenne considérée nous avons suivi cette démarche: choisir un nombre restreint de neurones dans la couche cachée et augmenter ce nombre jusqu'à l'obtention de la précision désirée lors du test, si le nombre de neurones est très grand rajouter une couche cachée et recommencer avec un nombre de neurones restreint.

IV.2. Choix de l'algorithme d'apprentissage

Pour approximer une fonction hautement non linéaire telle que la fréquence de résonance d'une antenne par un perceptron multicouche, le choix de l'algorithme d'apprentissage est crucial. Dans cette application nous avons écrit un programme en langage matlab basé sur l'algorithme itératif de retropropagation. Ensuite nous avons utilisé les fonctions disponibles sur Matlab Toolbox qui donne une grande variété d'algorithmes, certains sont du premier ordre d'autres sont du deuxième ordre permettant l'accélération de l'apprentissage en utilisant la dérivée du second ordre de la fonction de coût. Notre choix s'est reposé après plusieurs tests sur l'algorithme du deuxième ordre de Levenberg-Macquardt, vu le temps d'apprentissage très long du modèle itératif que nous avons développé et la précision des résultats obtenus en utilisant l'algorithme de Levenberg-Macquardt.

IV.3. Résultat et discussions

IV.3.1 En utilisant l'algorithme de rétropropagation

Une matrice de 6840 a été générée par la méthode des moments, les lignes d'indices impairs sont utilisées pour l'apprentissage et lignes d'indices pairs pour le test. Pour s'assurer de l'efficacité du modèle neuronal développé, un grand nombre de paramètres doit être fixé à savoir: le nombre de couches cachées, le nombre de neurones et les fonctions d'activation pour chaque couche, le taux d'apprentissage, le momentum, les valeurs initiales des poids et seuils...etc. Pour y parvenir nous avons choisi une structure neuronale MLP avec une seule couche cachée ayant la fonction sigmoïde comme fonction d'activation et la fonction linéaire pour activer la couche de sortie, ensuite nous avons effectués l'apprentissage plusieurs fois tout en variant un seul paramètre à la fois. Les résultats obtenus sont comme suit

Influence du nombre de neurones

Le nombre de neurones N_l dans la couche cachée joue un rôle crucial dans le contrôle de la capacité de généralisation du modèle neuronal. Si la valeur de N_l est trop petite, alors le réseau possédera peu de paramètres et ne peut capter toutes les dépendances nécessaires à la modélisation. A l'inverse, si la valeur de N_l est trop grande, le nombre de paramètres du modèle augmente et devient possible pendant la phase d'optimisation de modéliser certaines dépendances qui ne sont que le fruit des fluctuations propres à l'ensemble d'apprentissage.

La figure (IV.6) montre l'erreur quadratique moyenne tracée pour 9, 17 et 28 neurones dans la couche cachée. Ces valeurs ont été retenues parmi d'autres parce qu'elles donnent des valeurs acceptables pour l'EQM en apprentissage et en test. Le temps nécessaire pour effectuer 50 itérations est de 230, 390 et 640 secondes respectivement.

Influence du pas d'apprentissage et du momentum

La valeur du taux d'apprentissage μ a un effet significatif sur les performances du réseau, si ce taux est petit l'algorithme converge lentement, par contre s'il est grand l'algorithme risque de générer des oscillations de l'erreur autour d'une certaine valeur sans jamais l'atteindre. Généralement μ doit être compris entre 0 et 1 pour assurer la convergence de l'algorithme vers une solution optimale. La figure (IV.7) montre l'erreur quadratique moyenne tracée pour différentes valeurs de μ , l'EQM obtenue pour $\mu = 0.1$ assure une convergence plus rapide par rapport à $\mu = 0.01$ ou $\mu = 0.001$. L'influence du choix de la valeur du momentum a peu d'influence sur la convergence comme le montre la figure (VI.8), les EQMs obtenues pour les différentes valeurs de m_c sont presque identiques.

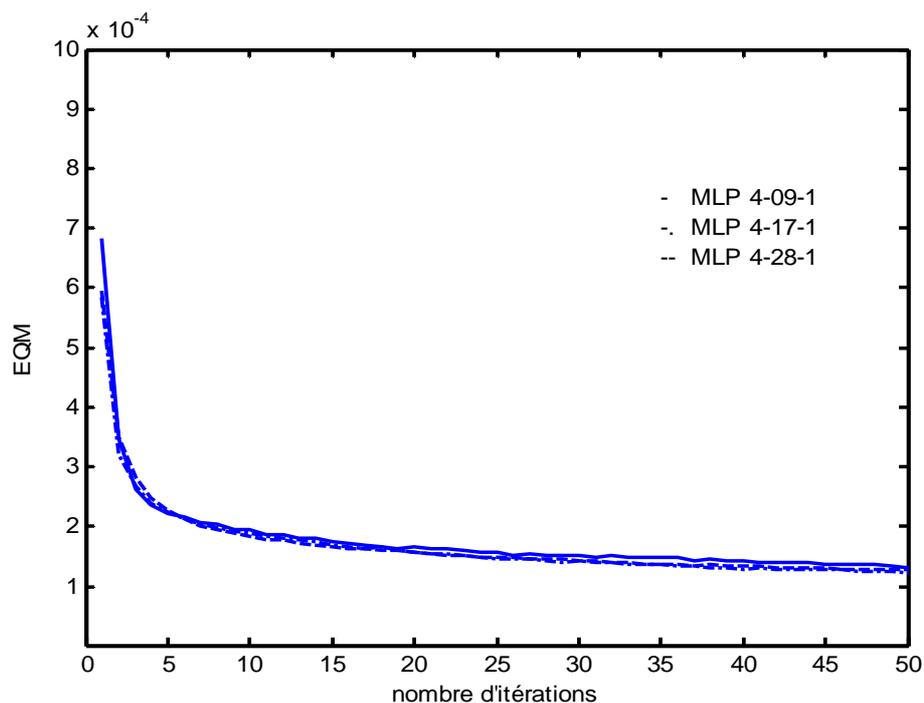


Figure IV.6. Comparaison de l'EQM pour des MLPs ayant 09, 17 et 28 neurones dans la couche cachée, 4 neurones d'entrée et un seul neurone de sortie.

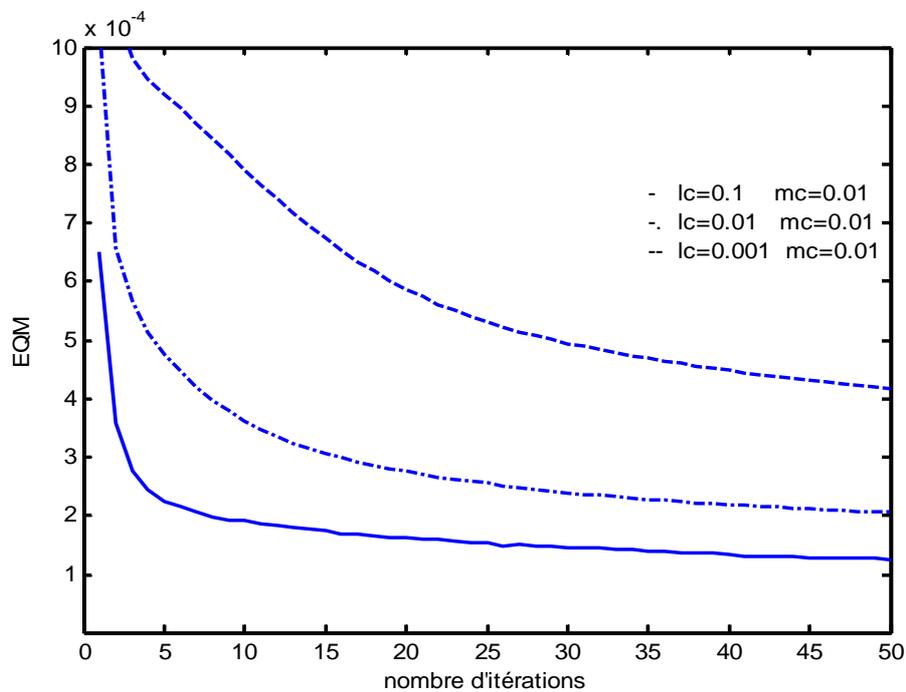


Figure IV.7. Comparaison de l'EQM tracée pour différentes valeurs du taux d'apprentissage et un momentum de 0.01.

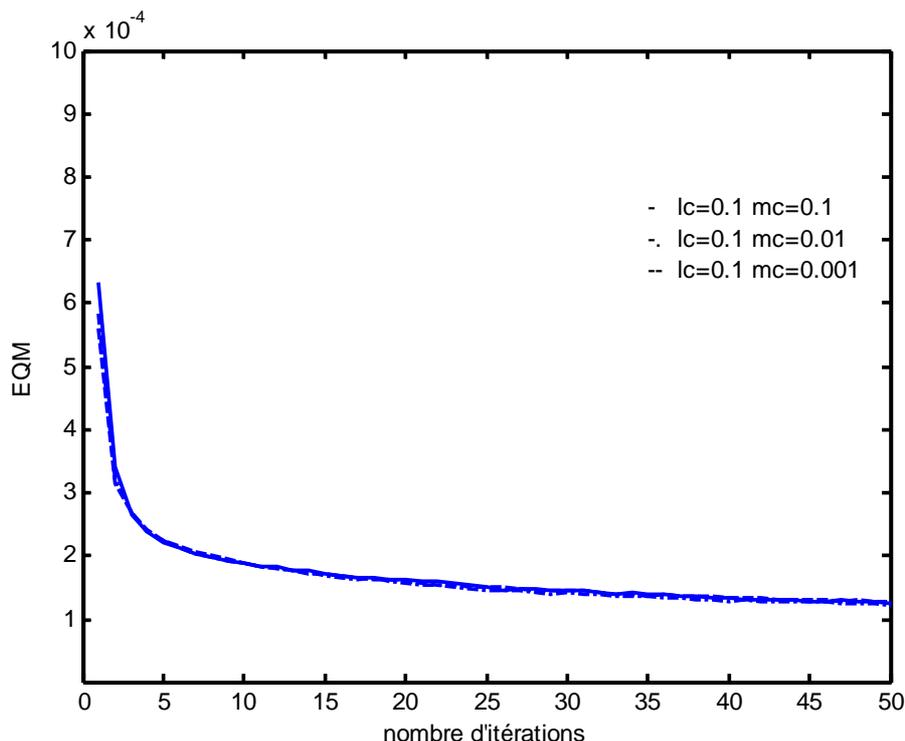


Figure IV.8. Comparaison de l'EQM tracée pour différentes valeurs du momentum et un taux d'apprentissage de 0.1.

IV.3.2 En utilisant matlab toolbox

La boîte à outils de matlab pour les réseaux de neurones (en anglais *neural network toolbox*, NNTB) est une structure hiérarchique relativement complexe. La fonction de création d'un réseau est spécifique pour chaque modèle de réseau, pour le cas du perceptron multicouche en utilise la fonction *newff*. Elle s'écrit de la façon suivante

```
net=newff(PR, [S1, S2,...,SNI], {TF1, TF2, ...,TFN1},BTF,BLF,PF);
```

Avec

PR: une matrice de taille $R \times 2$ des valeurs min et max du vecteur d'entrée P.

Si: nombre de neurones de la couche i pour les NI couches.

TFi: fonction d'activation de la couche i, '*tansig*' par défaut.

BTF: fonction d'apprentissage par rétropropagation, '*trainlm*' par défaut.

BLF: fonction d'ajustement de poids et seuils, '*learngdm*' par défaut.

PF: fonction de performance, '*mse*' par défaut.

L'apprentissage s'effectue en appelant la fonction *train* comme suit: `net=train(net,P,T)`.

Pour le choix du pas d'apprentissage, le nombre d'itérations et l'EQM à atteindre, on utilise l'orthographe suivante:

```
net.trainParam.lr=0.01; % pour le pas d'apprentissage.
net.trainParam.epochs=200; % pour le nombre d'itérations.
net.trainParam.goal=1e-5; % pour l'EQM d'arrêt.
```

Pour simuler le réseau créé on utilise la fonction *sim* dont l'orthographe est: $T=\text{sim}(\text{net},P)$.

Quant à la fonction d'activation on y trouve plusieurs, dans notre cas on utilise la fonction sigmoïde *tansig* et la fonction linéaire *perulin*. Les algorithmes d'apprentissage disponibles dans motlab toolbox les plus utilisés sont listés dans le tableau (IV.1). Pour l'ajustement des poids avec la descente du gradient avec momentum on utilise la fonction *learnngdm*, dans le cas de la descente du gradient sans momentum on utilise *learnngd*. *mse* représente l'erreur quadratique moyenne commise par le réseau sur l'ensemble des exemples d'apprentissage.

Tableau IV.1. Algorithmes itératifs existants dans *Matlab Neural Network Toolbox*.

La fonction	La méthode
Traingd	Descente du gradient (DG)
Trainngdm	DG avec momentum
Trainngda	DG avec adaptation du pas l_c
Traincfcg	Gradient conjugué (Fletcher-Reeves)
Traincgp	Gradient conjugué (Plak- Rébiere)
Trainbfg	Quasi Newton (NQ)
Trainlm	QN Levenberg-Marquardt
Trainbr	Regularisation Bayésienne

La figure (IV.9) illustre l'EQM tracée en fonction du nombre d'itérations, cette figure est obtenue pour une structure ayant une seule couche cachée de 9 neurones, l'algorithme d'apprentissage est l'algorithme de Levenberg-Maquardt. L'apprentissage ne dure que 3.25 secondes 75 fois inférieure au temps enregistré par l'algorithme décrit précédemment, dans le cas de 17 et 28 neurones le temps nécessaire à l'apprentissage est de 6.57 et 9.59 secondes

respectivement. Cette vitesse d'apprentissage est due à l'utilisation d'un algorithme du second ordre, toute fois un tel algorithme nécessite un espace mémoire considérable et le volume de calculs nécessaires à chaque itération croit rapidement avec le nombre de paramètres du réseau dus à l'inversion de larges matrices.

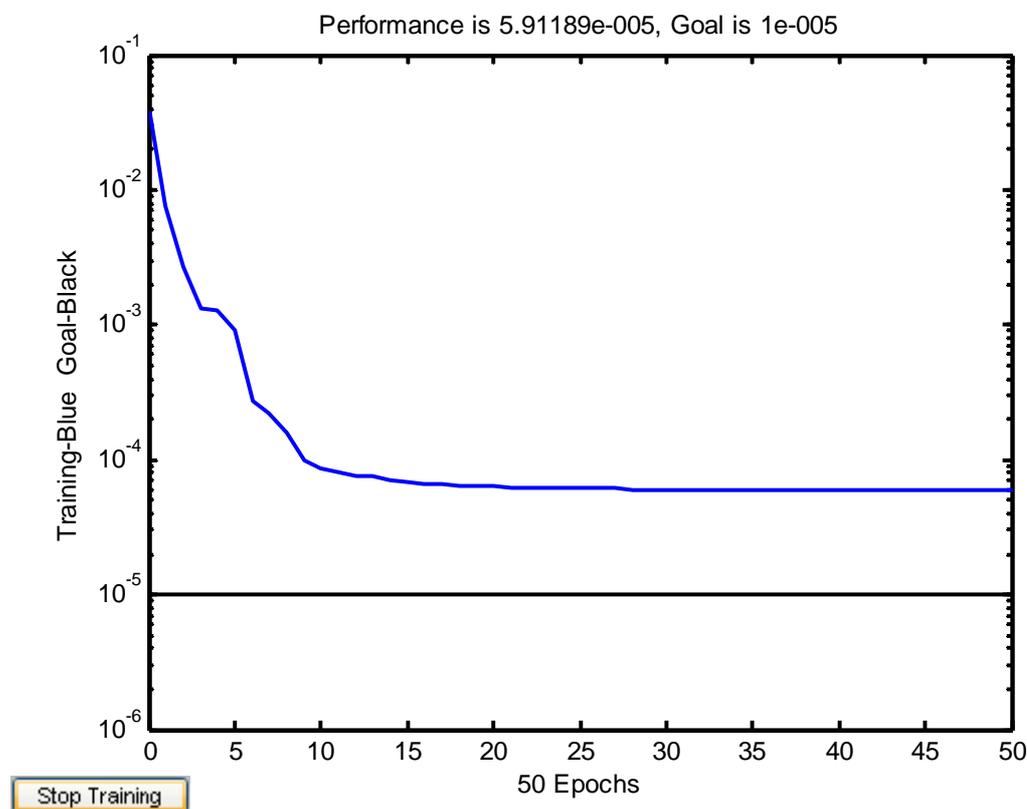


Figure IV.9. L'EQM tracée en fonction du nombre d'itérations
l'EQM d'arrêt est fixée à 10^{-5} .

L'erreur accumulée sur l'ensemble des exemples d'apprentissage tracée en 3D en fonction des dimensions du patch est donnée par la figure (IV.10) pour une matrice de 3420 exemples et par la figure (IV.11) pour une matrice de 4860 exemples. Ces résultats sont obtenus pour un MPL de 17 neurones dans la couche cachée ayant les fonctions tangente hyperbolique et tangente sigmoïde pour activer les neurones de la couche cachée et la couche de sortie respectivement. On constate sur ces figures la présence des pics d'erreurs pour de faibles valeurs de W et L qui représente la largeur et la longueur du patch correspondants à de grandes variations dans la fréquence de résonance. L'ajout de nouveaux exemples dans ces zones lors de l'apprentissage a permis d'éliminer certains pics. Les erreurs commises lors

de la génération de données peuvent aussi être la cause de certains piques puisque la méthode spectrale utilisée dans notre cas engendre des fois des solutions non physiques. Ces erreurs ne peuvent apparaître que lors du test car l'algorithme de Maquardt-Levenberg, qui est un algorithme itératif, utilise l'erreur globale commise sur tous les exemples se qui ne permet pas de détecter ce genre d'erreur lors de l'apprentissage.

Bien que cette erreur est inférieure à 2% mais le modèle neuronal à 17 neurones dans la couche cachée reste très pauvre en généralisation, se qui a nécessité l'ajout d'une deuxième couche cachée. Les caractéristiques du modèle neuronal final retenu pour la modélisation de la fréquence de résonance de l'antenne considérée sont récapitulées dans le tableau suivant

Tableau IV.2: Caractéristiques du modèle neuronal développé.

La caractéristique	Sa valeur
Taille de la matrice d'apprentissage	4860 exemples
Taille de la matrice de test	3420 exemples
Nombre de couches cachées	02
Nombre de neurones	17
Fonctions d'activation	<i>Tansig, tansig, logsig</i>
Le pas μ , et le momentum α	0.1, 0.9
Le nombre d'itérations	350

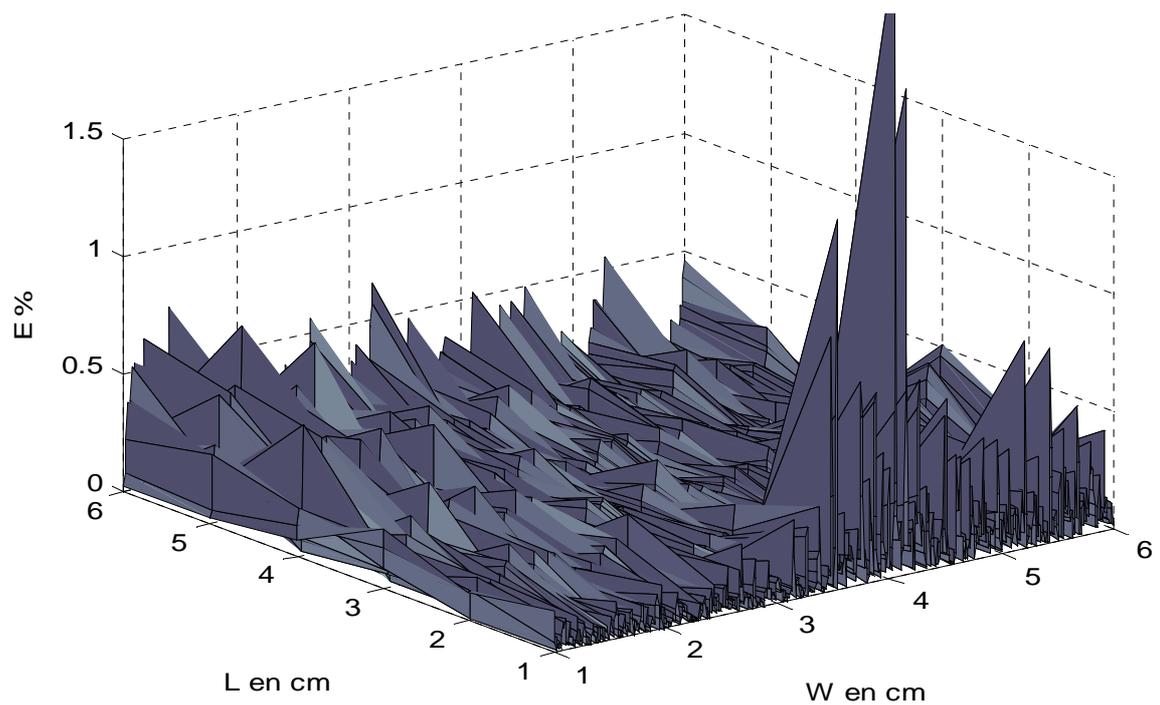


Figure IV.10. L'erreur accumulée tracée en fonction des dimensions du patch (W , L), l'apprentissage est réalisé sur une matrice de 3420 exemples.

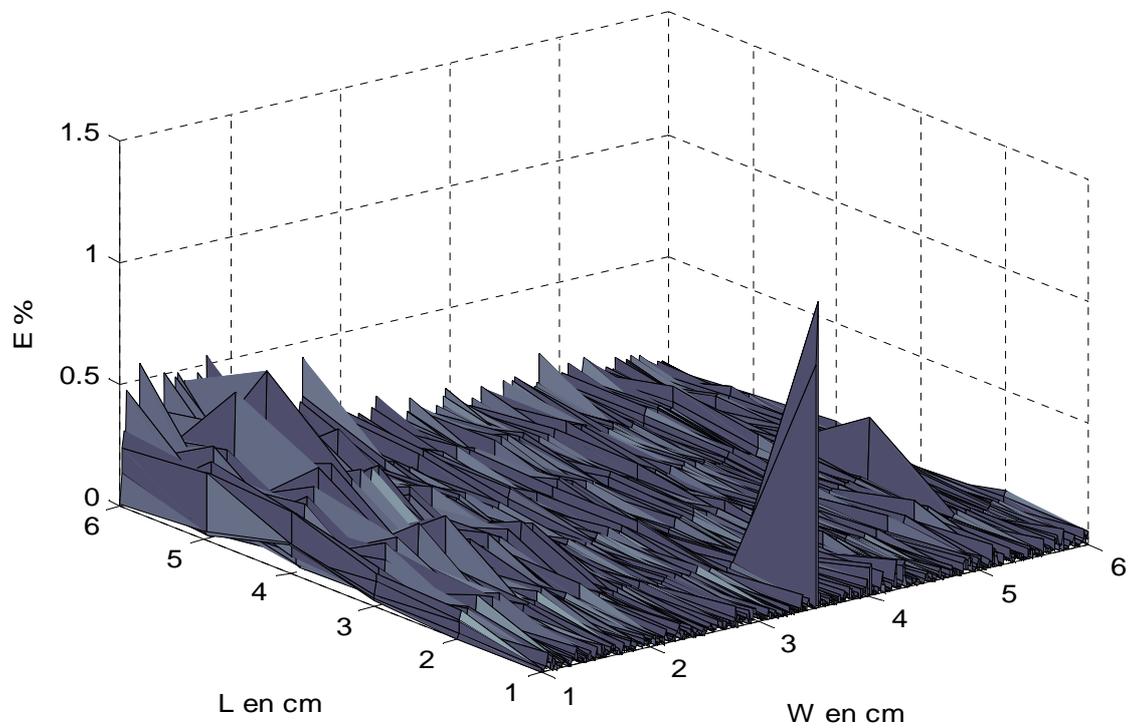


Figure IV.11. L'erreur accumulée tracée en fonction des dimensions du patch (W , L), l'apprentissage est réalisé sur une matrice de 4860 exemples.

Dans le tableau (IV.3), nous comparons nos résultats obtenus par la méthode spectrale et le modèle neuronal avec ceux rapportés par Abboud et al.. Pour mieux illustrer l'efficacité de cette modélisation neuronale nous avons tracé la fréquence de résonance obtenue par trois modèles différents en fonction de l'épaisseur à savoir la méthode des moments (MOM), le modèle de Wolf modifié (MWM) et le modèle neuronal (Figure IV.10). La méthode spectrale nécessite au moins une minute et trois valeurs initiales qui doivent être minutieusement choisies pour le calcul de la fréquence pour chaque combinaison de paramètres d'entrées tandis que le modèle neuronal peut calculer instantanément plusieurs fréquences à la fois pour plusieurs combinaisons de paramètres d'entrée sans aucune valeur initiale.

Tableau IV.3: Comparaison de fréquence de résonance avec des résultats de la littérature
Cas isotrope ($\epsilon_r = 2.33$ $H_d = 0.3175$ cm).

W (cm)	L (cm)	Fréquence de résonance (GHZ)			
		Mesurée [21]	Calculée [21]	MOM	ANN
4.100	4.140	2.228	2.245	2.285	2.285
6.858	4.140	2.200	2.221	2.218	2.230
10.800	4.140	2.181	2.204	2.209	2.173
11.049	6.909	1.344	1.347	1.349	1.344

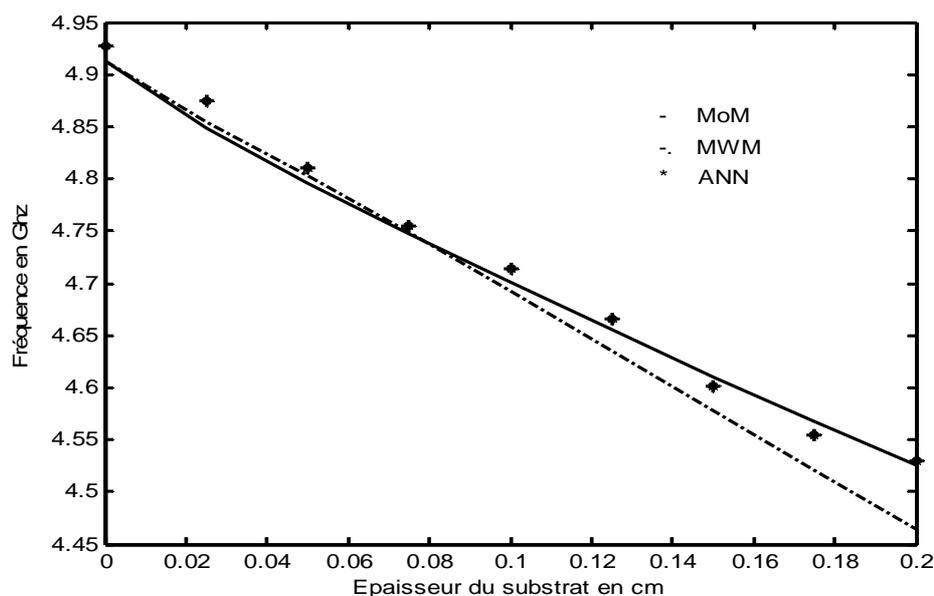


Figure IV.12. La fréquence de résonance tracée en fonction de l'épaisseur du substrat calculée par différents modèles ($L = 2$ cm, $W = 3$ cm, $\epsilon_r = 2.33$).

V. Astuces pour l'amélioration des performances d'un RNA

Pour développer un modèle neuronal optimal, plusieurs astuces ont été proposées dans la littérature, celles que nous avons utilisées et dont nous avons prouvé l'efficacité sont:

- A chaque itération, il importe de permuter l'ordre de présentation des exemples pour réduire la probabilité qu'une séquence de données erronées qui nous garde prisonnier d'un minimum local. En effet, cette permutation engendre des trajectoires différentes dans l'espace de paramètres permettant d'amener l'apprentissage sur des minimums locaux différents [59, 82].
- Utilisation d'un RBF (réseau à fonction de base radiale) pour le choix du nombre de neurones, en effet ce type de réseau disponible sur NNTB donne le nombre de paramètres ajustés à chaque itération ce qui permet de déterminer le pourcentage de paramètres ajustés à la fin de l'apprentissage. Un réseau qui ajuste plus de 90% de ses paramètres nécessite un nombre supplémentaire de neurones cachés, si ce chiffre est inférieur à 65% il faut supprimer certains neurones cachés [59].
- Effectuer l'apprentissage plusieurs fois permet de débiter l'algorithme d'optimisation des poids en diverses positions de l'espace des variables d'entrées et d'initier les poids et les seuils avec des valeurs différentes à chaque apprentissage.
- L'utilisation du tracé tridimensionnel de l'erreur accumulée lors de l'apprentissage et le test permet de déterminer quelle partie de la matrice d'apprentissage nécessite le raffinement du pas d'échantillonnage. Cette démarche permet de démarrer avec un ensemble d'apprentissage restreint et de l'étendre selon les besoins.

VI. Conclusion

En raison de leurs propriétés d'approximation universelle et de parcimonie, les perceptrons multicouches sont un outil très efficace pour la modélisation des circuits hyperfréquences telles que les antennes microrubans.

Le prix à payer réside dans le fait que, la sortie n'étant pas linéaire par rapport aux paramètres d'entrées, l'estimation des poids et seuils exige la minimisation itérative d'une fonction du coût qui possède des minima locaux. L'autre inconvénient majeur est la dépendance de l'efficacité du modèle neuronal de plusieurs paramètres qui ne peuvent être choisis qu'expérimentalement. Mais, une fois développé le modèle neuronal devient un outil de modélisation "boite noire" efficace, précis instantané et facile à utiliser.

Cette efficacité a été prouvée via la modélisation de la fréquence de résonance d'une antenne microruban rectangulaire monocouche isotrope par des modèles neuronaux issus de différents algorithmes d'apprentissage en occurrence ceux mis à disposition par les concepteurs de matlab toolbox.

CHAPITE V

**RESEAUX DE NEURONES BASES SUR LES
CONNAISSANCES EM, APPLICATIONS A
L'ANALYSE ET LA SYNTHESE DE L'ANTENNE
RECTANGULAIRE ET
CIRCULAIRE**

I. Introduction

L'utilisation des ANNs comme outil de modélisation boîte noire des antennes microrubans en particulier et des circuits hyperfréquence en général nécessite la génération de larges matrices pour l'apprentissage et le test de ces derniers. En effet, les relations entre les caractéristiques de ces circuits et leurs paramètres physiques et électriques sont dans la majorité des cas hautement non linéaires ce qui nécessite de larges matrices. Cependant la génération des données par mesures électromagnétiques est très coûteuse, la modélisation numérique quant à elle est complexe et nécessite un espace mémoire et un temps de calcul considérables. Pour y remédier à ces problèmes, de nouveaux modèles neuronaux *basés sur les connaissances électromagnétiques* ont été proposés pour la réduction de la taille de la matrice apprentissage sans détériorer la précision. Dans ce chapitre, nous allons exposer ce type de modèles et donner trois applications, la première pour l'analyse de l'antenne microruban rectangulaire anisotrope à gap d'air, la deuxième pour l'analyse de l'antenne circulaire monocouche isotrope et dans la troisième nous procéderons à la synthèse de cette dernière.

II. Réseaux de neurones basés sur les connaissances électromagnétiques

Les réseaux de neurones conventionnels décrits dans le chapitre précédent, appelés aussi *approche boîte noire*, ont les inconvénients suivants [82-85]:

- Temps nécessaire à la génération de suffisamment d'exemples pour l'apprentissage, la validation et le test est très long et coûteux.
- Pauvre pouvoir de généralisation lorsque les données sont situées à l'extérieur de l'intervalle des exemples d'apprentissage ou pauvre pouvoir d'extrapolation.
- Taille de la matrice d'apprentissage nécessaire à l'approximation d'une fonction augmente exponentiellement avec le rapport entre le nombre de paramètres d'entrée et la finesse de celle-ci.

Ces limitations de l'optimisation neuronale conventionnelle peuvent être levées par l'introduction de connaissances électromagnétiques disponibles sous forme de fonctions semi analytiques ou de formules empiriques dans le processus d'apprentissage du modèle neuronal. Il existe deux manières pour introduire ces connaissances lors du développement du réseau de neurones: la première par un prétraitement des entrées de manière à diminuer la non linéarité ou à simplifier la relation entrées/sorties désirées à modéliser, les principales méthodes de

cette catégorie sont la méthode hybride EM-ANN et la méthode de l'entrée connue préalablement PKI, la deuxième manière est l'introduction de ces connaissances directement dans la structure interne du réseau de neurones cette méthode est appelée réseau de neurones basé sur les connaissances électromagnétiques KBNN.

Méthode hybride EM-ANN

Dans la méthode hybride EM-ANN ou la méthode des différences, la connaissance électromagnétique sous forme d'une formule empirique ou semi analytique est utilisée pour générer la différence entre les sorties d'un modèle rigoureux et celles du modèle approché que représente cette formule qui est dans la majorité des cas peu précise et dont le domaine de validité est limité. Un réseau de neurone est ensuite utilisé pour modéliser cette différence, lors de l'utilisation la différence générée par le réseau de neurones est ajoutée à la sortie du modèle approché pour constituer la sortie du modèle hybride. En étant plus simple que la relation initiale, la modélisation de la différence dans certains cas nécessite moins de données d'apprentissage pour une même précision [84, 85]. Le schéma bloc de cette méthode est donné par la figure (V.1a).

Méthode de l'entrée connue préalablement

La seconde méthode est connue sous le nom de *la méthode de l'entrée connue préalablement* (en anglais *prior knowledge input method*, PKI), dans cette méthode la sortie du modèle approché est utilisée comme entrée supplémentaire au modèle neuronal. Par conséquent, la relation à modéliser par le réseau de neurones est entre la sortie du modèle approché et celle du modèle rigoureux (Figure V.1b). Cette méthode permet la simplification de la relation entrées /sorties désirées et donc la diminution de la taille de la matrice nécessaire à l'apprentissage. Il a été rapporté dans [85] que la méthode PKI donne des résultats plus satisfaisants que la méthode hybride EM-ANN puisque la différence ne peut être toujours plus simple que la relation initiale.

Méthode des réseaux de neurones basés sur les connaissances

Dans les réseaux de neurones basés sur les connaissances illustrée par la figure (V.1c) (en anglais *knowledge-based neural network* KBNN), la connaissance électromagnétique sous forme de formule empirique ou semi analytique est utilisée comme fonction d'activation pour certains neurones appelés *neurones de connaissances*. Ces réseaux qui ne sont pas complètement connectés ne peuvent utiliser les algorithmes d'apprentissage standards tel que

l'algorithme de retropropagation. Les réseaux KBNN donnent plus d'information concernant le problème électromagnétique pour lequel ils sont développés, de ce fait ils ont plus de pouvoir d'extrapolation et nécessitent moins de données d'apprentissage [84-86].

Il existe d'autres approches basées sur la cartographie de l'espace en anglais *space mapping* SM et qui ont été largement utilisés dans la modélisation de circuits hyperfréquences.

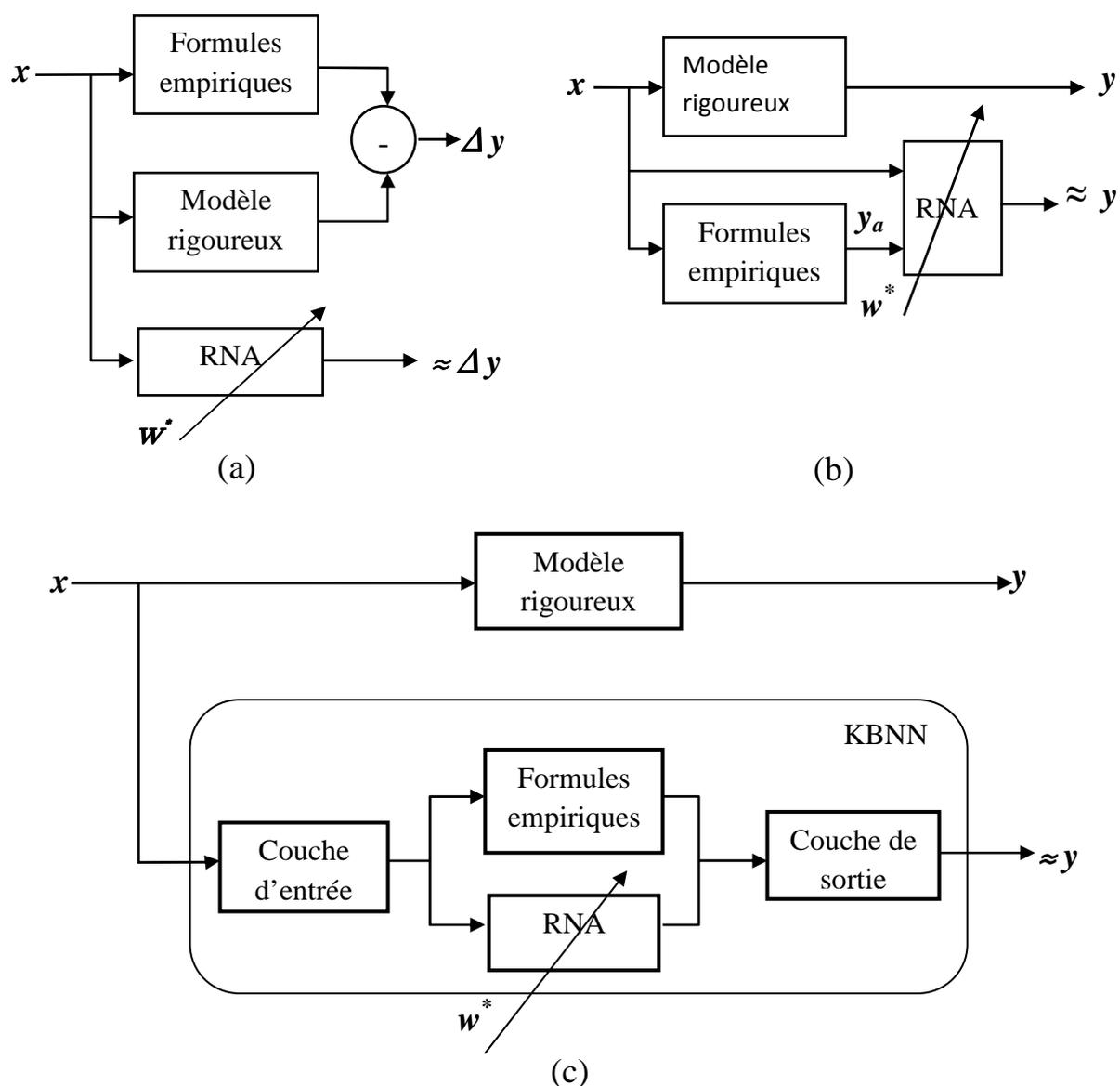


Figure V.1. Apprentissage des réseaux de neurones basés sur les connaissances électromagnétiques. a) réseau hybride EM-ANN, b) réseau PKI, c) réseau KBNN.

III. Réseaux de neurones pour la synthèse

Au lieu d'être passivement utilisés comme modèles boîtes noires pour la modélisation, les ANNs peuvent aussi être utilisés pour créer un design en utilisant un processus d'apprentissage modifié appelée la modélisation inversée [73, 80-82, 87]. Dans ce processus le rôle des entrées et des poids sont inversés, dans une première phase dite d'analyse un réseau de neurones conventionnel est développé pour l'approximation d'une fonction. Poids synaptiques fixés, une deuxième phase utilisant l'algorithme de retropropagation est entamée pour l'ajustement cette fois du vecteur des entrées de manière à reproduire la sortie désirée, cette phase est appelée la synthèse ou la modélisation inversée. La loi d'adaptation utilisée est donnée par

$$x'_i = x_i - \eta \frac{\partial E}{\partial x_i} \quad (\text{V. 1})$$

Avec x_i et x'_i est la valeur d'entrée courante et la suivante respectivement, η le pas d'apprentissage et E la fonction du coût.

La phase de modélisation est caractérisée par la solution unique, par contre dans la phase de synthèse plusieurs solutions peuvent existées pour une même combinaison du vecteur des entrées limitant ainsi l'efficacité de cette démarche. En effet, différentes valeurs initiales du vecteur des entrées engendrent différentes solutions. Le deuxième inconvénient réside dans le fait que tous les éléments du vecteur entrée sont ajustés simultanément, dans certains problèmes de conception telle que la recherche des dimensions du patch rectangulaire pour une fréquence d'opération et un substrat prédéfinis on désire ajuster L et W uniquement.

Une deuxième approche a été utilisée avec succès pour la conception ou le design des antennes microrubans consiste à inter-changer certains éléments des vecteurs entrées et sorties [62, 73, 82]. L'intérêt de cette approche réside dans le fait que la plus part des relations modélisées en hyperfréquences n'ont pas une fonction inverse directe et si elle existe elle ne peut être déterminée que d'une manière itérative.

IV. Application à l'antenne rectangulaire et circulaire

IV.1. Calcul de la fréquence de résonance d'une antenne microruban rectangulaire avec ou sans gap d'air imprimée sur un substrat isotrope ou anisotrope

Le calcul de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope nécessite quatre entrées qui sont les dimensions du patch L et W , la hauteur du substrat H_d et sa permittivité relative ϵ_r . Le temps nécessaire à la génération des matrices d'apprentissage et de test par la méthode spectrale est très long (plus d'une minute pour chaque exemple). Avec l'introduction d'un gap d'air de hauteur ajustable H_a entre le substrat et le plan de masse le nombre d'entrées augmente. Similairement si nous diéserons prendre l'anisotropie uniaxiale du substrat en compte, la permittivité relative ϵ_r devra être remplacée par le tenseur de permittivité $\bar{\epsilon}_r = \text{diag}(\epsilon_{rx}, \epsilon_{ry}, \epsilon_{rz})$, avec ϵ_{rx} et ϵ_{ry} sont les permittivités diélectriques relatives selon les axes x et y respectivement (Figure V.2).

Avec l'augmentation du nombre de paramètres physiques et géométriques, le nombre d'entrées du réseau augmente, augmentant de ce fait la taille de la matrice nécessaire à l'apprentissage. Compte tenue des différentes natures des paramètres additionnels, la génération de données devient plus compliquer, une alternative aux réseaux de neurones conventionnels s'avère nécessaire.

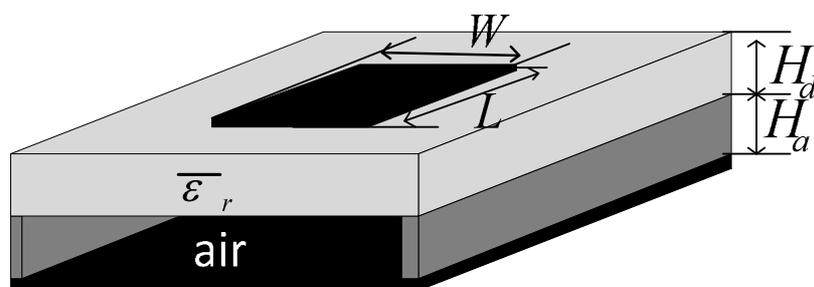


Figure V. 2. Géométrie de l'antenne microruban rectangulaire ayant un gap d'air de hauteur H_a imprimée sur un substrat anisotrope d'épaisseur H_d .

Un réseau de neurones basé sur les connaissances électromagnétiques a été proposé pour la résolution de ce problème. Une hauteur effective du substrat et une permittivité relative effective ont été déterminées empiriquement pour le cas d'une antenne isotrope à gap d'air et le cas d'une antenne monocouche anisotropie. Utilisés dans le tenseur spectral de Green d'une antenne monocouche isotrope, Ces paramètres donnent des résultats aussi

proches que possible de ceux calculées en utilisant les fonctions de Green appropriées à chaque cas.

- Pour le cas isotrope à gap d'air, la permittivité diélectrique relative effective ϵ_{re} donnée dans [19, 22] a été utilisée pour la détermination de la hauteur effective du substrat H_e . Les valeurs obtenues pour ces deux paramètres sont:

$$\epsilon_{re} = \frac{\epsilon_r \cdot (H_a + H_d)}{(H_d + H_a \cdot \epsilon_r)} \quad (V.2)$$

$$H_e = H_d + H_a \cdot \sqrt{\epsilon_r} \quad (V.3)$$

- Pour le cas uniaxialement anisotrope, ϵ_{re} donnée dans [51] a été utilisée pour la détermination de H_e . Les valeurs obtenues sont:

$$\epsilon_{re} = \epsilon_{rz} \quad (V.4)$$

$$H_e = H_d \sqrt{\frac{\epsilon_{rx}}{\epsilon_{rz}}} \quad (V.5)$$

Les fréquences de résonances obtenues en utilisant les paramètres effectifs ont été comparées à celles calculées par la méthode spectrale en utilisant l'erreur relative calculée par la formule suivante: $E = 100 \times |f_{rsp} - f_{resp}|/f_{rsp}$, avec f_{rsp} et f_{resp} sont les fréquences de résonances calculées par la méthode spectrale et la méthode spectrale effective respectivement. La méthode spectrale effective utilise les paramètres effectifs donnés précédemment dans le tenseur de Green du milieu monocouche isotrope.

Les valeurs de l'erreur e obtenues pour des patches de différentes dimensions et des substrats de différentes épaisseurs et permittivités sont les suivantes:

- $e < 0.5 \%$ pour $H/\lambda < 0.02$ (substrat électriquement mince).
- $e < 2 \%$ pour $H/\lambda \geq 0.02$ (substrat électriquement épais).

Avec λ est la longueur d'onde dans le diélectrique de hauteur $H = H_e$.

Cette erreur est inférieure à celle enregistrée en utilisant le modèle de Wolf modifié comparé à la méthode spectrale pour la totalité des cas considérés.

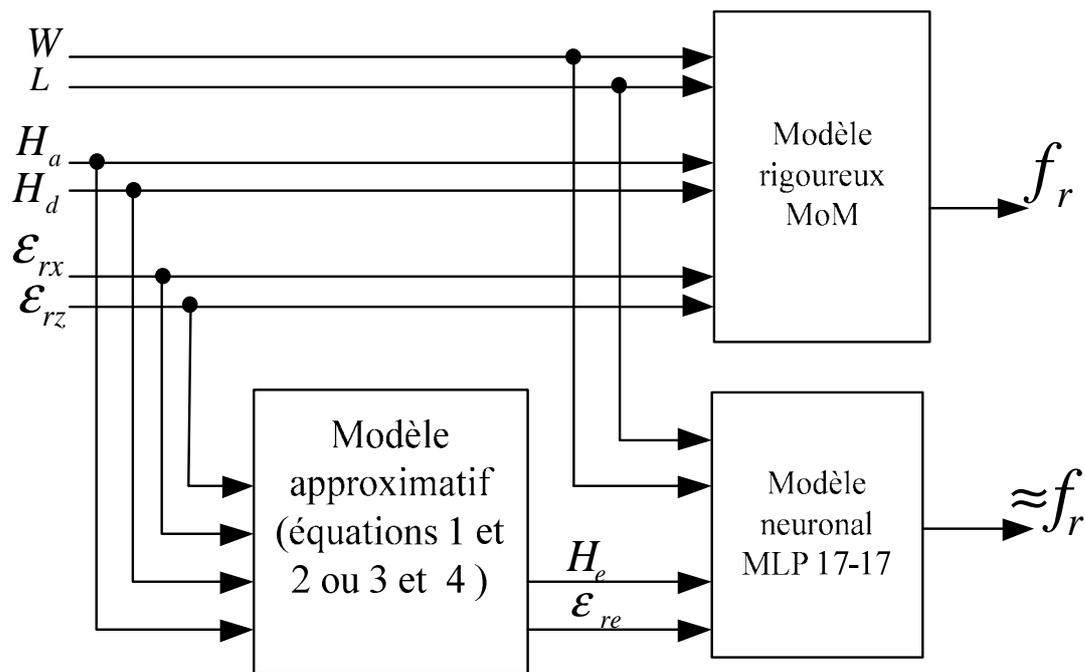


Figure V.3. Modèle neuronal combiné avec les connaissances EM entraîné par la méthode spectrale pour le calcul de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire avec ou sans gap d'air et imprimé sur un substrat isotrope ou uniaxialement anisotrope.

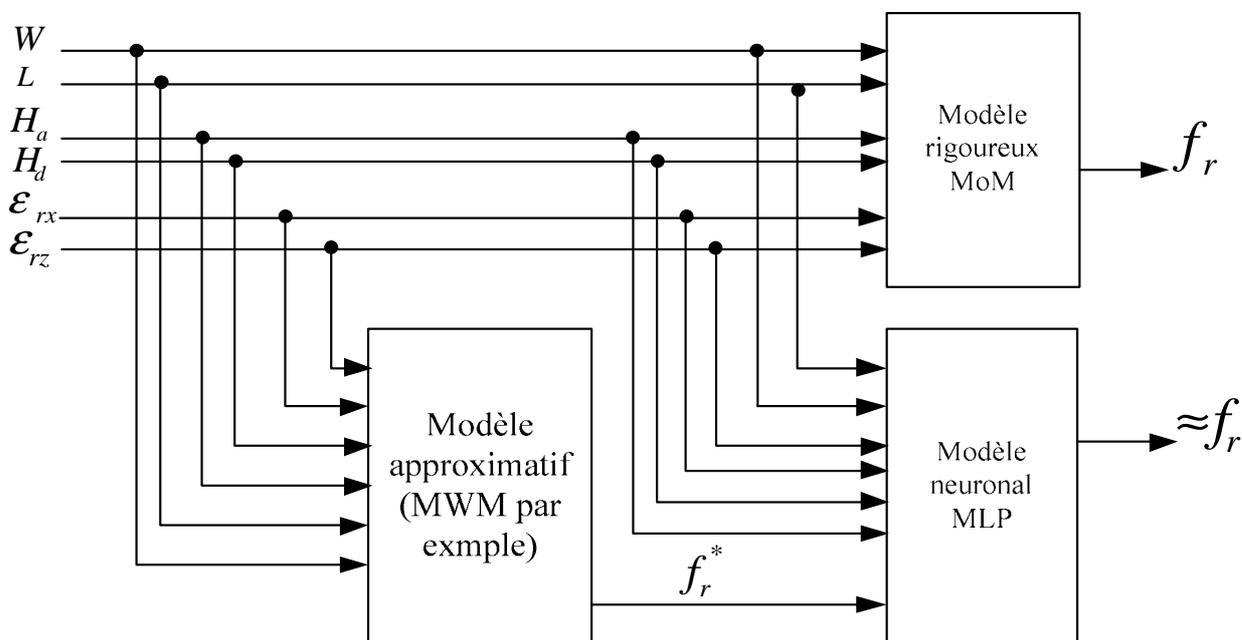


Figure V.4. Modèle PKI tel qu'il a été proposé par Gupta entraîné par la méthode spectrale pour le calcul de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire avec ou sans gap d'air et imprimé sur un substrat isotrope ou uniaxialement anisotrope.

En utilisant la méthode des moments procédure de Galerkin, des matrices de 4860 et 3200 exemples ont été générées pour l'apprentissage et le test respectivement. Un réseau MLP ayant deux couches cachées de 17 neurones dans chaque couche et l'algorithme de Levenberg-Marquardt pour l'apprentissage a été développé. Les différentes entrées et sortie du modèle neuronal sont illustrées par la figure (V.3), la figure (V.4) a été tracée pour montrer clairement la différence entre l'approche utilisée dans cette étude et celle du modèle PKI tel qu'il a été proposé par Gupta.

Plusieurs stratégies ont été adoptées pour la réduction du temps d'apprentissage et l'amélioration de la précision du modèle neuronal développé telles que le prétraitement des entrées et sortie, la redistribution d'une manière aléatoire de la matrice d'apprentissage à chaque itération de calcul et la génération de nouveaux exemples d'apprentissage la où l'erreur de test est inacceptable (faibles paramètres géométriques et physiques de l'antenne provoquent de grandes variations dans la fréquences de résonance dont la nécessité d'un pas d'échantillonnage plus fin).

Les figures (V.5) et (V.6) montrent les résultats obtenus par le modèle neuronal et la méthode spectrale effective comparés à ceux obtenus par la méthode spectrale et le modèle de Wolf modifié pour un patch rectangulaire imprimé sur un substrat isotrope à gap d'air et un substrat uniaxialement anisotrope sans gap d'air respectivement. Le temps de calcul enregistré par la méthode spectrale pour chaque vecteur d'entrée dépasse une minute dans la majorité des cas, il dépend étroitement de trois valeurs initiales nécessaires à l'algorithme de Muller utilisé pour la résolution de l'équation intégrale. Le modèle neuronal développé donne la fréquence de résonance instantanément même lorsqu'on lui présente plusieurs vecteurs d'entrées à la fois. L'autre grand avantage de cette approche est la réduction considérable de la quantité de données nécessaires à l'apprentissage.

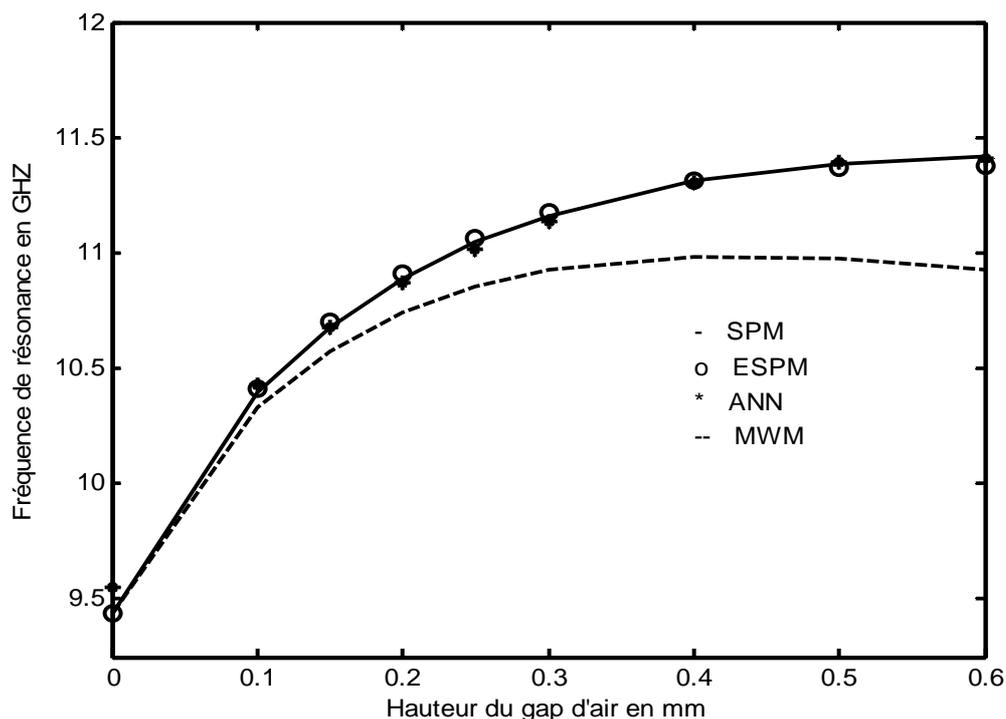


Figure V.5. Variation de la fréquence de résonance d'une antenne microruban à gap d'air en fonction de la hauteur du gap calculée par plusieurs modèles. ($W = 1.5 \text{ cm}, L = 1 \text{ cm}, \epsilon_r = 2.35, H_d = 0.4 \text{ mm}$).

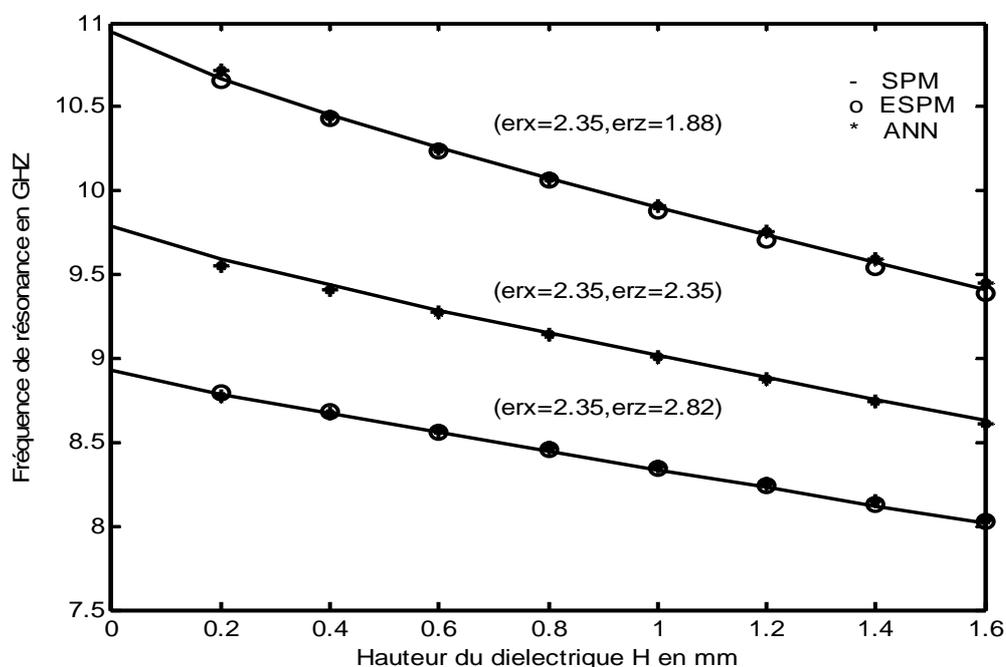


Figure V.6. Variation de la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire en fonction de l'épaisseur du substrat pour le cas d'isotropie, anisotropie uniaxiale négative et positive calculée par différents modèles ($W = 1.5 \text{ cm}, L = 1 \text{ cm}$).

IV.2. Analyse de l'antenne circulaire isotrope

Pour effectuer une comparaison entre les modèles neuronaux conventionnels et les modèles basés sur les connaissances électromagnétiques, nous avons choisi de modéliser la fréquence de résonance de l'antenne circulaire monocouche isotrope. La géométrie de base de ce type d'antenne est donnée par la figure (V.7). Cette structure a fait l'objet d'un grand nombre de travaux de recherche, certains sont basés sur des modèles intuitifs simples et d'autres plus élaborés utilisent la méthode spectrale rigoureuse [17, 19, 20, 23, 43, 46, 49]. Notre but n'est pas la modélisation de la fréquence de résonance de cette antenne elle-même mais d'effectuer une comparaison entre le réseau MLP conventionnel, le réseau EM-ANN hybride et le modèle PKI en terme de taille des matrices nécessaires à l'apprentissage et de la précision de ces derniers. Le réseau KBNN qui est n'est pas entièrement connecté et donc ne peut utiliser les algorithmes d'apprentissage disponibles ne sera pas objet de cette comparaison.

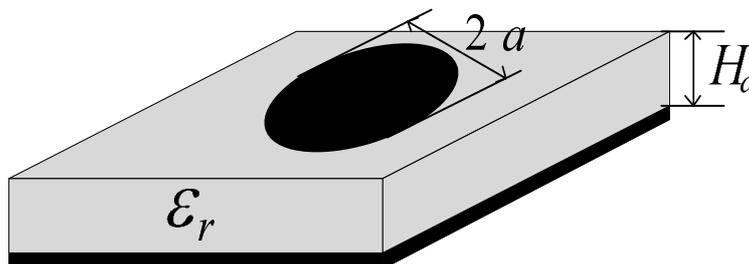


Figure V.7. Géométrie de l'antenne microruban circulaire isotrope.

La modélisation neuronale basée sur les connaissances électromagnétiques nécessite deux modèles pour la génération des matrices d'apprentissage et de test, un premier modèle dit rigoureux mais dont le temps de calcul est très lent ou coûteux et un deuxième modèle analytique simple mais ayant un domaine de validité restreint ou peu précis. Dans notre cas, on a utilisé le modèle de Wolff modifié comme modèle rigoureux et le modèle de la cavité comme modèle empirique ou approché. La méthode de Wolff modifiée a été choisie comme modèle rigoureux au lieu de l'utilisation de la méthode spectrale pour deux raisons. La première est le temps nécessaire pour la génération de grandes matrices pour l'apprentissage et le test par cette dernière. La deuxième cause est la possibilité d'existence de solutions non physiques qui provoquent la divergence des programmes et qui ne sont pas faciles à détecter dans des matrices de milliers de lignes.

IV.2.1 GENERATION DE DONNEES

- Pour le modèle approché, la fréquence de résonance du patch circulaire est calculée par la formule suivante

$$f_r = \frac{c J_{mn}}{2\pi a_{eff} \sqrt{\epsilon_r}} \quad (V.6)$$

Avec:

c est la vitesse de la lumière dans le vide.

ϵ_r est la permittivité diélectrique relative du substrat.

J_{mn} est la $m^{ième}$ zéro de la dérivée de la fonction de Bessel de l'ordre n . Pour le mode dominant TM_{11} : $J_{11} = 1.84118$.

a_{eff} est le rayon effectif du patch circulaire dû au débordement des lignes des champs électromagnétiques sur les bords du patch, il est calculé en utilisant la formule suivante:

$$a_{eff} = a \sqrt{1 + \frac{2H}{\pi a \epsilon_r} \left[\log \left(\frac{\pi a}{2H} \right) + 1.7726 \right]} \quad (V.7)$$

Avec H est la hauteur du substrat.

- Pour le modèle rigoureux, la fréquence de résonance est calculée en tenant en compte de la constante diélectrique dynamique, cette fréquence est donnée par

$$f_r = \frac{c J_{mn}}{2\pi a_{eff} \sqrt{\epsilon_{rdyn}}} \quad (V.8)$$

Avec

ϵ_{rdyn} est la permittivité dynamique introduite par Wolff [24], elle dépend du rayon de l'élément rayonnant, de la permittivité du substrat, de sa hauteur et de la distribution des champs du mode en question. Elle se détermine en utilisant la formule suivante

$$\varepsilon_{dyn} = \frac{C_{dyn}(\varepsilon)}{C_{dyn}(\varepsilon_0)} \quad (\text{V. 9})$$

Et

$C_{dyn}(\varepsilon)$ est la capacité dynamique totale du condensateur formé par le patch conducteur et le plan de masse séparés par un substrat d'épaisseur H et de permittivité relative ε_r . Cette capacité tient compte des champs débordants sur les bords du patch.

$C_{dyn}(\varepsilon_0)$ est la capacité dynamique totale obtenue en remplaçant le substrat par l'air.

$$C_{dyn}(\varepsilon) = C_{0dyn}(\varepsilon) + C_{edyn}(\varepsilon) \quad (\text{V. 10})$$

Avec $C_{0dyn}(\varepsilon)$ est la capacité principale du mode dominant TM11, reliée à la capacité statique du patch sans tenir en compte des lignes du champs débordantes par la formule suivante:

$$C_{0dyn}(\varepsilon) = 0.3525 \cdot C_{0stat}(\varepsilon) \quad (\text{V. 11})$$

$$C_{0stat}(\varepsilon) = \varepsilon_0 \varepsilon_r \pi a^2 / H \quad (\text{V. 12})$$

Et $C_{edyn}(\varepsilon)$ représente la capacité frangeante du mode dominant, elle est donnée par

$$C_{edyn}(\varepsilon) = \frac{1}{2} C_{estat}(\varepsilon) \quad (\text{V. 13})$$

$$C_{estat}(\varepsilon) = \frac{\varepsilon_r \varepsilon_0 \pi a^2}{H} \left\{ 1 + \frac{2H}{\pi \varepsilon_r a} \left[\log\left(\frac{a}{2H}\right) + (1.41 \cdot \varepsilon_r + 1.77) + \frac{H}{a} (0.268 \cdot \varepsilon_r + 1.65) \right] \right\}^{1/2} \quad (\text{V. 14})$$

$C_{dyn}(\varepsilon_0)$ s'obtient de la même manière que pour $C_{dyn}(\varepsilon)$ en remplaçant ε_r par 1 dans les formules (V.10) jusqu'à (V.14).

$$a_{eff} = a \left\{ 1 + \frac{2H}{\pi \varepsilon_r a} \left[\log\left(\frac{a}{2H}\right) + (1.41 \cdot \varepsilon_r + 1.77) + \frac{H}{a} (0.268 \cdot \varepsilon_r + 1.65) \right] \right\}^{1/2} \quad (\text{V. 15})$$

Cette méthode appelée la méthode de Wolff modifiée vue l'introduction de a_{eff} donnée par Chew dans les formules de Wolff, elle donne des résultats avec une bonne précision y compris pour le substrat électriquement épais.

Deux matrices de 2880 exemples chacune sont générées par le modèle rigoureux et le modèle approché pour l'apprentissage et deux autres matrices de 2160 exemples pour le test couvrant les dimensions et les permittivités utilisées pour les antennes microrubans circulaires.

IV.2.2 Développement des différents modèles et comparaisons

Trois modèles neuronaux ont été développés pour la modélisation de la fréquence de résonance de l'antenne microruban circulaire monocouche isotrope: un modèle MLP pour la méthode de Wolff dont on se référera par MNW, un modèle neuronal hybride (MNHB) et un modèle neuronal PKI (MNPKI). Dans les modèles MNHB et MNPKI on a utilisé seulement le tiers de la matrice apprentissage (2880 exemples avec un saut de 3 lignes ce qui fait un total de 960 exemples d'apprentissage). Tous les modèles ont une seule sortie qui est la fréquence de résonance, deux couches cachées de 16 neurones dans chacune d'elles. L'apprentissage est effectué en utilisant l'algorithme de Levenberg- Macquardt pour tous les modèles développés avec 800 itérations de calcul. Les autres paramètres de chaque modèle sont donnés dans le tableau (V.1). On constate un temps d'apprentissage nettement inférieur dans le cas des modèles basés sur les connaissances électromagnétiques vue la réduction de la taille d'apprentissage de 66%. Le modèle PKI a enregistré un temps d'apprentissage légèrement supérieur au temps enregistré par le modèle hybride vue l'entrée supplémentaire de ce dernier ce qui représente 2×256 éléments de plus à calculer.

Tableau V.1: Différents paramètres des différents modèles neuronaux développés.

Modèle	MNW	MNPKI	MNHB
Taille de la matrice apprentissage	2880	960	960
Taille de la matrice de test	2160	2160	2160
Nombre d'entrées	3	4	3
EQM d'arrêt	10^{-9}	10^{-9}	10^{-9}
Temps d'apprentissage	790 ms	355 ms	338 ms

L'apprentissage a été effectué une vingtaine de fois pour garantir des valeurs initiales très différentes à chaque nouvel apprentissage et à chacun des modèles neuronaux

développés. La figure (V. 8) illustre la fréquence de résonance d'un patch circulaire de rayon 39.75 mm imprimé sur un substrat de permittivité 4.55 en fonction de la hauteur du substrat. Sur ce graphe on constate que le modèle neuronal hybride modélise le mieux cette fonction. Des tracés en 3D des erreurs accumulées sur les exemples d'apprentissage et de test en fonction du rayon de l'élément rayonnant circulaire a et de la permittivité du substrat ϵ_r sont utilisés pour trier ces modèles. Seuls ceux ayant une erreur d'apprentissage et de test inférieur à 1% ont été retenus. Les meilleurs résultats obtenus pour les trois cas étudiés sont données par les figures (V.9) à (V.11).

Dans le cas du modèle neuronal conventionnel MNW illustré par les figures (V.9a) et (V.9b), nous avons enregistré une erreur d'apprentissage inférieur à 0.4% et une erreur de test de 0.6% avec quelques pics de 0.8% pour des patches de rayons inférieurs ou égales à 2 cm, ceci est dû à des variations très importantes de la fréquence de résonance pour de faibles variations dans le rayon du patch. Ces pics peuvent être éliminés en utilisant un pas d'échantillonnage plus fin dans cette zone, la même chose a été constatée lors de la modélisation de la fréquence de résonance du patch rectangulaire. Une deuxième approche a été proposée dans [59, 71] qui consiste à étudier via des modèles approchés la sensibilité de la fonction à modéliser à chacun de ses paramètres d'entrée pour déterminer préalablement des pas adéquats, cette approche permet dans le cas de génération de données très lente ou très coûteuse d'éviter des zones d'erreur intolérable en utilisant des pas très grands ou de générer trop de données lorsque les pas sont très fins. La différence entre l'allure de l'erreur d'apprentissage et celle de test peut clairement montrer le phénomène de sur-apprentissage qui se traduit par une erreur d'apprentissage très faible mais une difficulté à généraliser ou une erreur de test plus grande chose constaté dans la zone concernant les patches de rayons petits sur les figures (V.9a) et (V.9b).

Bien que l'apprentissage soit effectué sur le tiers de la matrice générée, le modèle neuronal PKI illustré par les figures (V.10a) et (V.10b) a enregistré une erreur d'apprentissage et de test inférieures à 0.6% sur la totalité des deux matrices. La similitude constatée sur les deux tracés est due au fait que l'apprentissage est effectué sur le tiers mais l'erreur est tracée sur la totalité de la matrice ce qui fait que ce tracé représente l'erreur de test et d'apprentissage en même temps et que le tracé de l'erreur de test renforce le résultat obtenu pour des paramètres d'entrées totalement différents de ceux utilisés dans le premier tracé.

L'erreur enregistrée lors de l'apprentissage et du test du modèle neuronal hybride est nettement inférieure à 0.2% pour les deux cas et pour la totalité de ces deux matrices comme le montrent les figures (V.11a) et (V.11b). Ceci ne peut se traduire par une efficacité

supplémentaire de ce modèle par rapport aux deux premiers, mais par la nature de la fonction approximée par ce modèle. En effet les différences entre les sorties du modèle de la cavité et celles du modèle de Wolff sont très petites et surtout lorsque il s'agit d'une antenne électriquement mince. La fréquence obtenue en utilisant le MNHB est la somme de la sortie du modèle neuronal et la fréquence obtenue en utilisant la méthode de la cavité qui représente une bonne approximation dès le départ.

Dans le tableau (V.2), nous avons reporté des fréquences de résonance mesurées et reportées dans différentes références pour des antennes ayant des rapports (H/λ_g) différents. Ces fréquences ont été comparées dans le tableau (V.3) à celles calculées par le modèle de Wolff, le modèle de la cavité, le MNW, le MNPKI et le MNHB et voici ce que nous avons constaté:

- En comparaison par rapport aux fréquences mesurées, l'erreur relative maximale enregistrée en utilisant le modèle de Wolff est de 2.852% et une moyenne de 0.639% pour les 18 patches considérés. L'erreur a dépassé 1% dans le cas des patches 2,3 et 12. Les fréquences calculées par la méthode de la cavité ont enregistré une erreur relative maximale de 3.263%, une moyenne de 1.019% et cette erreur a été supérieure à 1 pour les patches 2, 3, 11, 12, 13, 16 et 17. Ces patches sont presque tous électriquement épais et donc situés à l'extérieur du domaine de validité de cette méthode. En plus les mesures ont été effectuées dans différentes conditions donc avec différentes erreurs expérimentales.
- En comparaison par rapport au modèle de Wolff que nous avons choisi comme modèle rigoureux pour la génération des données, les fréquences calculées par le modèle de la cavité ont enregistré une erreur relative maximale de 2.501%, une moyenne de 0.729% avec une erreur relative supérieure à 1% pour les patches 1, 11, 13, 16, 17 et 18. Concernant les modèles neuronaux, l'erreur relative maximale est de 0.977%, 0.948% et 0.917%, l'erreur moyenne pour les 18 patches est de 0.229%, 0.424% et 0.416% pour le MNW, MNPKI et le MNHB respectivement. Le modèle neuronal conventionnel MNW a enregistré le meilleur résultat en terme de erreur moyenne cependant vu le fait que les modèles basés sur les connaissances électromagnétiques ont été développés par seulement le tiers de la matrice d'apprentissage des erreurs inférieurs à 0.5% sont très acceptables.

Avec une précision de 0.5% pour tous les intervalles de données considérées et t une réduction de 66 % de la taille de la matrice d'apprentissage induisant gain considérable en

terme du temps nécessaire à la génération des données et du temps d'apprentissage les modèles neuronaux basés sur les connaissances électromagnétiques constituent réellement une alternative à la modélisation neuronale conventionnelle surtout lorsque les données sont générés par des méthodes très complexes et très lentes telle que la méthode spectrale ou par une méthode très couteuse telle que les mesures électromagnétiques.

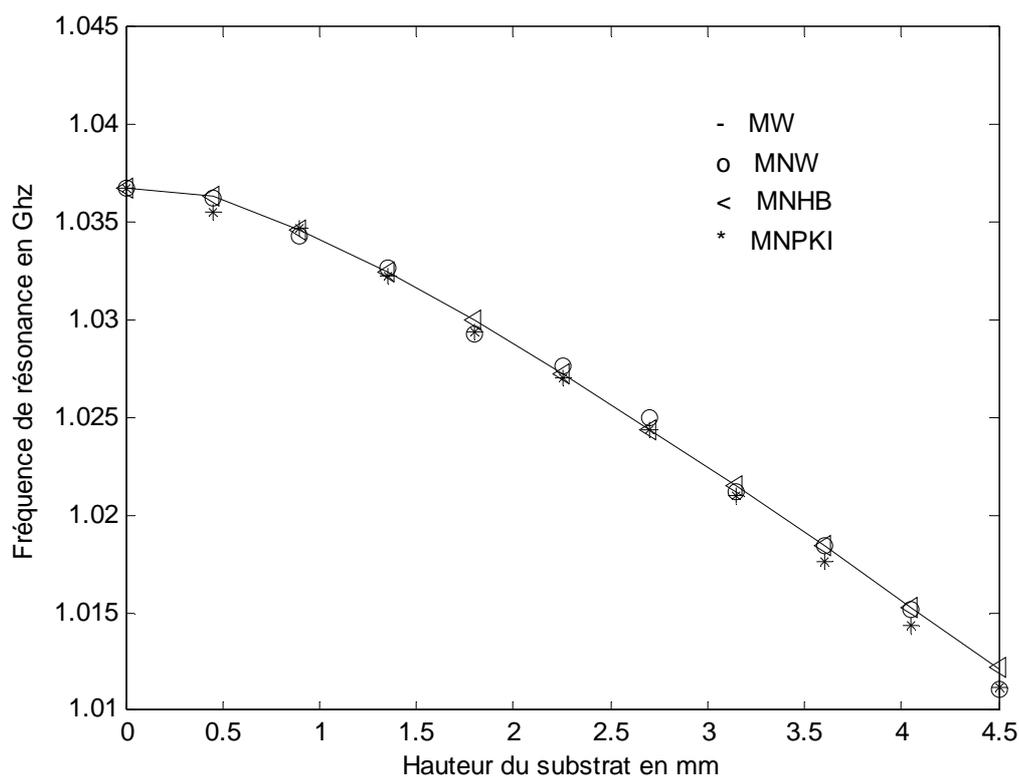
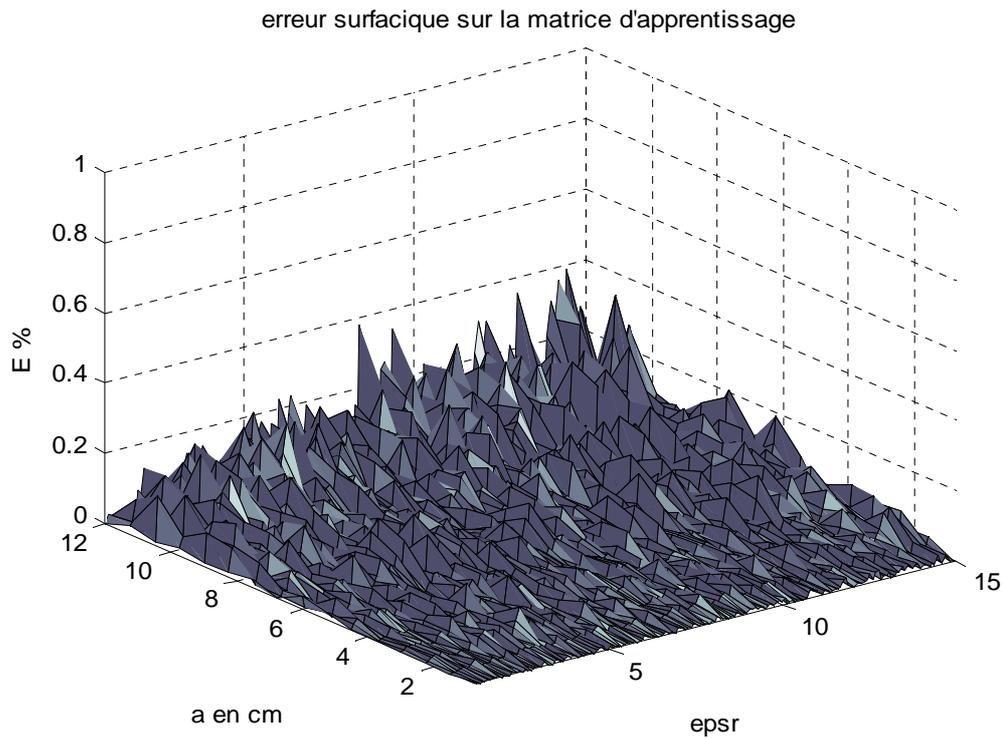
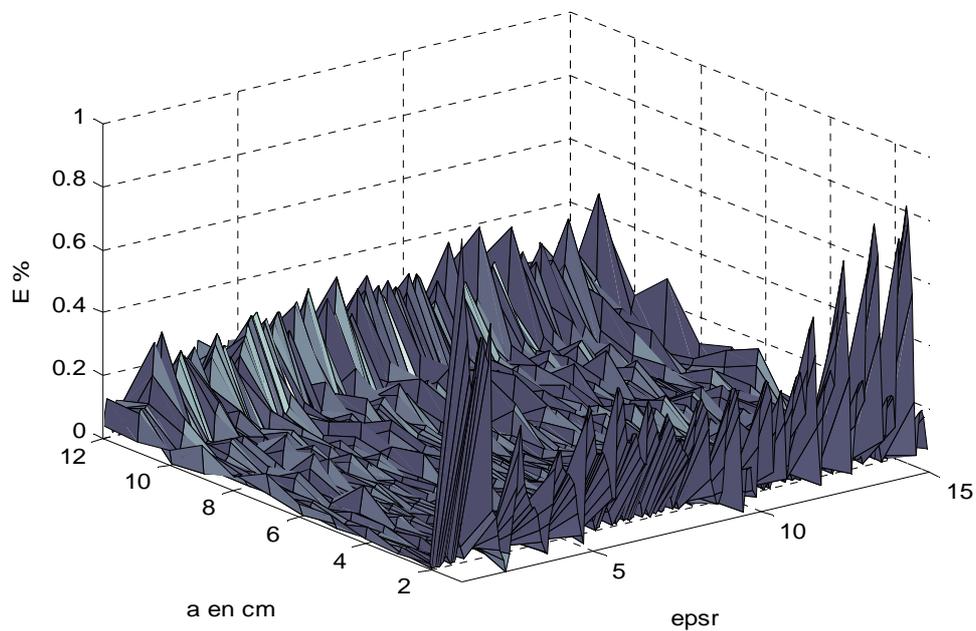


Figure V. 8. Fréquence de résonance d'un patch circulaire de rayon 39.75 mm imprimé sur un substrat isotrope de permittivité 4.55 en fonction de la hauteur.



(a)



(b)

Figure V.9 Tracé 3D de l'erreur accumulée par le modèle MLPW, a) sur les exemples d'apprentissage, b) sur les exemples de test.

a)

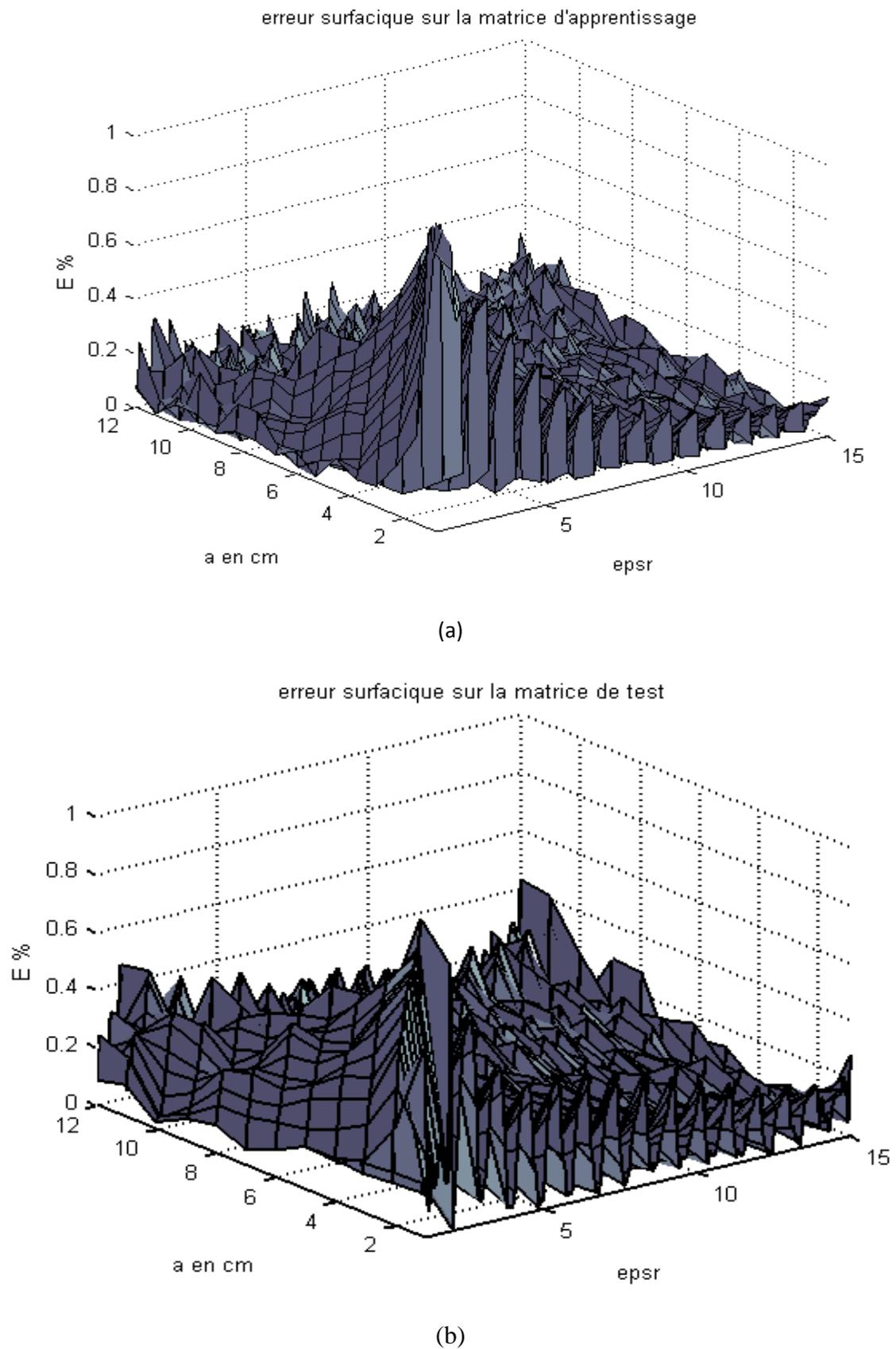
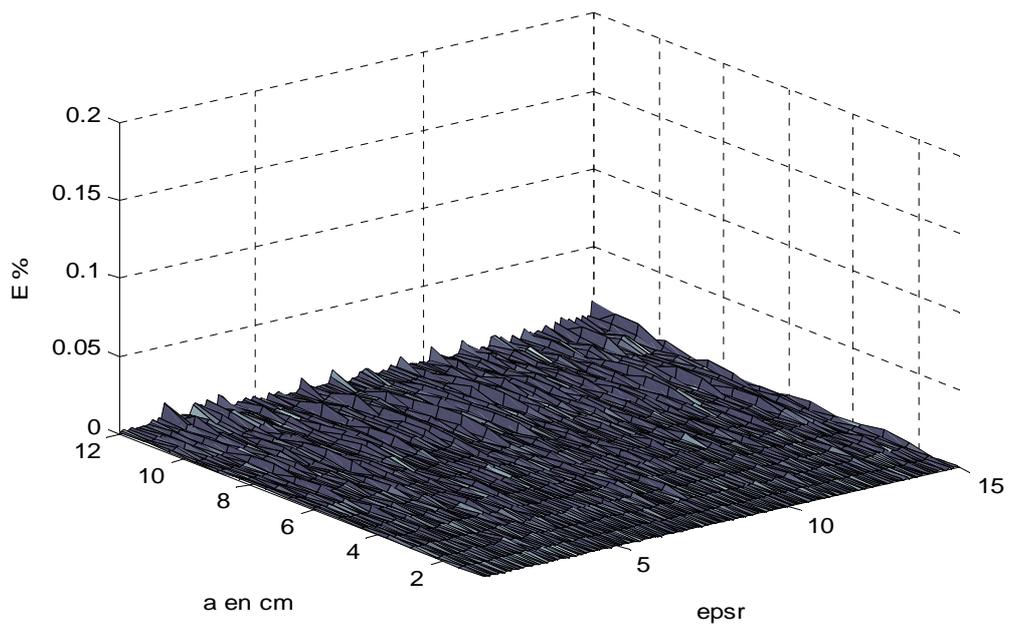
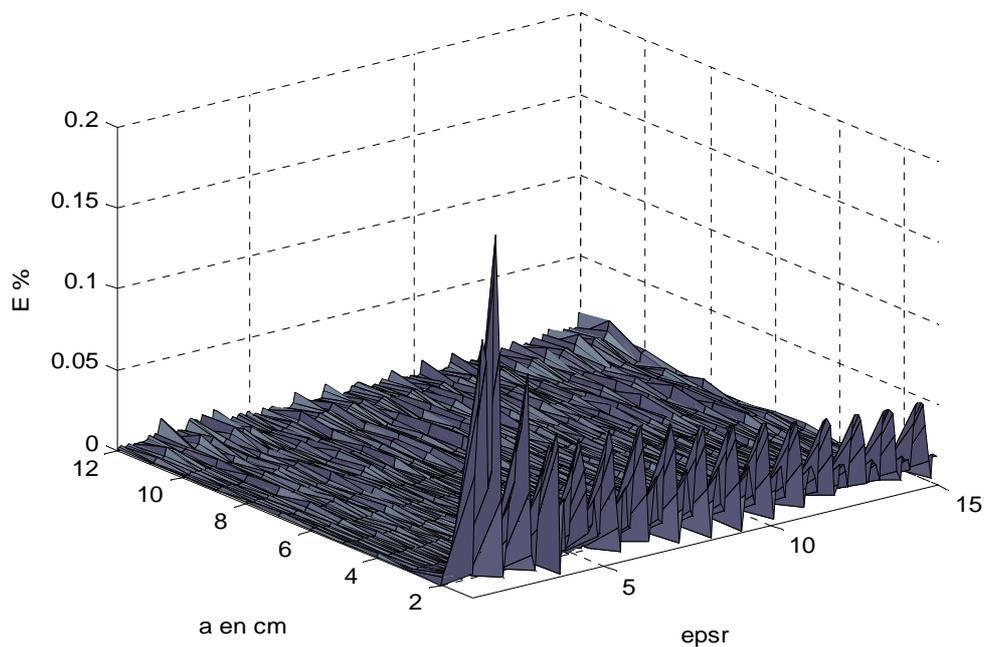


Figure V.10. Tracé 3D de l'erreur accumulée par le modèle MNPKI ,
a) sur les exemples d'apprentissage, b) sur les exemples de test.



(a)



(b)

Figure V.11. Tracé 3D de l'erreur accumulée par le modèle MNHB, a) sur les exemples d'apprentissage, b) sur les exemples de test.

Tableau V.2: Fréquences de résonances mesurées et reportées dans différentes références pour des patchs circulaires isotropes.

Ref.	Numéro du patch	a (mm)	H (mm)	ϵ_r	H/λ_g	Fréquence mesurée Ghz
[Losada]	1	1.9698	0.4900	2.43	0.07	25.600
	2	3.9592	0.4900	2.43	0.03	13.100
	3	5.8898	0.4900	2.43	0.02	8.960
	4	8.0017	0.4900	2.43	0.02	6.810
	5	9.9617	0.4900	2.43	0.01	5.470
[Itoh]	6	7.4000	1.5875	2.65	0.06	6.634
	7	8.2000	1.5875	2.65	0.05	6.074
	8	9.6000	1.5875	2.65	0.05	5.224
	9	10.700	1.5875	2.65	0.04	4.723
	10	11.500	1.5875	2.65	0.01	4.425
[Losada]	11	4.7752	1.1938	10.00	0.07	5.455
	12	7.1628	1.1938	10.00	0.05	3.650
[Abboud]	13	7.7000	2.3500	4.55	0.08	4.945
	14	10.400	2.3500	4.55	0.06	3.750
	15	20.000	2.3500	4.55	0.03	2.003
	16	29.900	2.3500	4.55	0.02	1.360
	17	39.750	2.3500	4.55	0.02	1.030
	18	49.500	2.3500	4.55	0.01	0.825

Tableau V.3: Fréquences de résonances mesurées et calculées en Ghz par différentes méthodes pour les patchs circulaires isotropes rapportés dans le tableau V.2.

No. du patch	Fréquence mesurée	M. de Wolff	M. de Cavité	MNW	MNPKI	MNHB
1	25.600	25.4827	25.7554	25.7276	25.7245	25.7165
2	13.100	13.3918	13.4313	13.2905	13.3627	13.3621
3	8.960	9.1751	9.1182	9.1967	9.1789	9.1871
4	6.810	6.8258	6.7801	6.8444	6.8151	6.8596
5	5.470	5.5157	5.4792	5.5279	5.5497	5.5416
6	6.634	6.6463	6.6786	6.6399	6.6849	6.6864
7	6.074	6.0494	6.0631	6.0438	6.0469	6.0576
8	5.224	5.2281	5.2232	5.2248	5.2571	5.2346
9	4.723	4.7242	4.7118	4.7227	4.7454	4.7609
10	4.425	4.4148	4.3991	4.4142	4.4389	4.4124
11	5.455	5.4649	5.6016	5.4115	5.5048	5.4969
12	3.650	3.7541	3.7691	3.7526	3.7615	3.7653
13	4.945	4.9381	5.0005	4.9374	4.9830	4.9712
14	3.750	3.7435	3.7489	3.7402	3.7647	3.7567
15	2.003	2.0092	1.9904	2.0110	2.0034	2.0079
16	1.360	1.3581	1.3435	1.3582	1.3651	1.3529
17	1.030	1.0266	1.0157	1.0274	1.0285	1.0319
18	0.825	0.8266	0.8183	0.8273	0.8274	0.8208

IV.3. Synthèse de l'antenne microruban circulaire

Plusieurs méthodes analytiques et numériques avec différents degrés de complexité et de précision ont été proposées pour la modélisation de la fréquence de résonance de l'antenne circulaire [15, 18-20]. Du point de vue concepteur, il est important de donner au dimensionnement de cette antenne la même importance qu'à sa fréquence de résonance.

Compte tenu qu'il n'ya pas de formule explicite et directe calculant le rayon du patch avec une bonne précision et du fait que la relation entre la fréquence de résonance et le rayon du patch est hautement non linéaire, la modélisation inversée s'avère nécessaire.

Un modèle neuronal a été développé pour la détermination du rayon d'un patch circulaire imprimé sur un substrat isotrope. Le entrées et les sorties du modèle neuronal sont illustrées par la figure (V.12). Comme le montre cette figure la fréquence de résonance f_r a été calculée en fonction du rayon du patch a , de la hauteur du diélectrique H_d et de sa permittivité relative ϵ_r . La fréquence résultante est ensuite utilisée avec H_d et ϵ_r pour l'apprentissage d'un modèle neuronal qui aura comme sortie le rayon du patch circulaire a . Un perceptron multicouche MLP entraîné par l'algorithme de Levenberg-Marquardt ayant deux couches cachées de 16 neurones dans chacune a été développé.

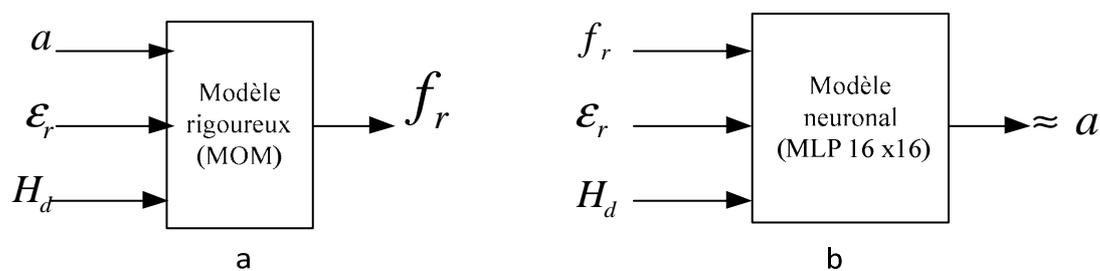


Figure V.12. Génération de données et synthèse de l'antenne microruban circulaire isotrope.

Le tableau (V.4) montre la fréquence de résonance calculée par la méthode des moments comparée aux valeurs mesurées et le rayon du patch calculé en utilisant le modèle neuronal développé. Les résultats obtenus pour le rayon sont en très bon accords avec ceux utilisés pour la génération de la fréquence de résonance. Le temps nécessaire à la

détermination d'un rayon en utilisant ce modèle pour une combinaison d'entrée donnée est de 0.47 s.

Table V.4. Modèle neuronal pour le calcul du rayon d'une antenne microruban circulaire.

a (cm)	H_d (cm)	ϵ_r	Fréquence de résonance (GHZ)		
			Mesurée [15]	MoM	ANN
3.493	0.1588	2.50	1.570	1.545	3.4936
1.270	0.0794	2.59	4.070	4.142	1.2700
3.493	0.3175	2.50	1.510	1.510	3.4904
4.950	0.2350	4.55	0.825	0.815	4.9475
3.975	0.2350	4.55	1.027	1.011	3.9749
2.990	0.2350	4.55	1.358	1.334	2.9899
2.000	0.2350	4.55	2.009	1.966	1.9969
1.040	0.2350	4.55	3.744	3.626	1.0382
0.770	0.2350	4.55	4.938	4.750	0.7658

V. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cité les limites de la modélisation neuronale conventionnelle appelée aussi approche boîte noire et introduit l'utilisation des connaissances électromagnétiques en conjonction avec les réseaux de neurones donnant une nouvelle approche appelée la modélisation neuronale basée sur les connaissances électromagnétiques. Ensuite nous avons donné trois applications: la première application consiste à modéliser la fréquence de résonance d'un patch rectangulaire avec ou sans gap d'air imprimé sur un substrat isotrope ou anisotrope avec un même réseau de neurone. L'idée est de déterminer une permittivité et une hauteur effectives au substrat pour le cas du gap d'air et le cas de l'anisotropie, utilisés dans le tenseur de Green de l'antenne isotrope sans gap d'air ces paramètres effectifs donnent la fréquence de résonance avec une précision très tolérable.

Dans la deuxième application nous avons effectué une comparaison entre un modèle neuronal conventionnel et deux modèles basés sur les connaissances électromagnétiques à savoir le modèle PKI et le modèle hybride EM-ANN. Cette application nous a permis de démontrer que l'on peut atteindre une réduction de 66% dans la taille d'apprentissage sans détériorer la précision.

Nous avons également montré l'efficacité de la modélisation neuronale inversée dans la détermination du rayon du patch d'une antenne microruban circulaire pour une fréquence et des paramètres de substrat prédéfinis.

CONCLUSION GENERALE

L'objectif visé par ce travail est l'analyse des antennes microrubans multicouches par deux méthodes complètement différentes: la première est la méthode de l'équation intégrale du champ électrique dans le domaine spectral résolue par la méthode des moments procédure de Galerkin, la deuxième est l'optimisation par les réseaux de neurones.

L'équation intégrale dans le domaine spectral résolue par la méthode des moments, procédure de Galerkin, est une méthode très rigoureuse puisque ne subit aucune simplification et très précise. Elle a été utilisée pour la détermination de la fréquence de résonance et la bande passante d'une antenne microruban rectangulaire multicouche. Tous les outils mathématiques nécessaires à l'accomplissement d'une telle tâche sont donnés dans ce travail.

La fréquence de résonance et la bande passante ont été calculées par la résolution de l'équation caractéristique. L'antenne rectangulaire monocouche isotrope et anisotrope ont été étudiées en fonction de tous leurs paramètres physiques et électriques et en tenant compte des pertes dans le diélectrique. Pour l'amélioration de la bande passante et/ou le gain de l'antenne microruban monocouche, des antennes multicouches ont été proposées dans la littérature. Nous avons étudié l'effet de l'introduction d'un gap d'air entre le plan de masse et le substrat diélectrique sur l'amélioration de la bande passante et l'effet de l'introduction d'une couche diélectrique protectrice destinée à l'amélioration du gain. Une antenne à gap d'air et une couche protectrice a été également analysée.

Un temps de calculs très long, complexité de formulation, présence des pôles le long de l'axe d'intégration et des solutions parfois non physiques sont les principales limitations de la méthode utilisée. Les réseaux de neurones artificiels ont été proposés et utilisés pour l'analyse des antennes considérées. Etant des approximateurs universels, hautement non linéaires et interconnectés, les réseaux de neurones sont capables d'approximer n'importe quelle fonction aussi complexe soit telle.

En utilisant des données générées par la méthode spectrale pour garantir la précision, deux réseaux de neurones MLP ont été développés pour le calcul de la fréquence de résonance de l'antenne rectangulaire monocouche isotrope. Le premier modèle neuronal écrit en langage matlab basé sur l'algorithme de rétropropagation et le gradient de descente avec momentum, le deuxième utilisant les facilités mises à disposition par la boîte à outils *matlab toolbox*. Très faciles à implémenter, à utiliser, très rapides et précis, les réseaux de neurones

peuvent dépasser de loin les méthodes classiques d'analyse numériques et analytiques des antennes microrubans.

Nécessitant de larges matrices pour l'apprentissage et le test et dont la taille croît exponentiellement avec le nombre de paramètres d'entrées, un temps de calculs pour la génération de données très long surtout lorsqu'on utilise la méthode spectrale et très coûteux lorsqu'on utilise des données expérimentales, les réseaux de neurones conventionnels ont été remplacés par des réseaux de neurones basés sur des connaissances électromagnétiques.

Nous avons introduit ce type de réseaux de neurones dans l'analyse des antennes microrubans jusque là réservés à l'analyse des CPW. Un premier modèle neuronal utilisant des paramètres effectifs en jonction avec la fonction dyadique de Green d'un milieu monocouche isotrope a été proposé pour la détermination de la fréquence de résonance d'une antenne rectangulaire isotrope ou uniaxialement anisotrope avec ou sans gap d'air. Une comparaison entre le modèle MLP boîte noire, le modèle hybride EM-ANN et le modèle PKI a été menée via la modélisation de la fréquence de résonance de l'antenne circulaire isotrope. Une réduction de la taille de la matrice d'apprentissage de 66% a été réalisée sans affecter la précision. La force de l'optimisation neuronale dans la synthèse des antennes imprimées a été également démontrée en modélisant le rayon d'un patch circulaire pour une fréquence, une permittivité et une épaisseur de substrats prédéfinies.

Nécessitant des matrices de taille réduite, un pouvoir d'extrapolation plus large et permettant plus d'interprétations physiques, les réseaux de neurones basés sur les connaissances électromagnétique ouvre une nouvelle aire dans la modélisation des antennes imprimées. Puisque ils réunissent à la fois la visibilité physique et la simplicité des modèles analytiques, la précision des modèles rigoureux et ils ajoutent à cela la simplicité d'implantation et la facilité d'utilisation en analyse ou en synthèse surtout avec toute les facilités mises à disposition par *matlab toolbox*.

Toutefois, ne disposant que de structures neuronales et d'algorithmes d'apprentissages complètement interconnectés, cette boîte à outil ne peut être utilisée pour le développement d'un modèle neuronal partiellement connectée tel que le modèle KBNN. L'implémentation d'un tel algorithme et en seconde ordre pour l'accélération de l'apprentissage en langage matlab ou Fortran, l'utilisation des formes asymptotiques de la fonction Dyadique de Green comme formule analytique ou semi analytique contenant la connaissance électromagnétique et la modélisation des intégrales apparaissant dans la méthode spectrale aura pour mérite

Conclusion générale

l'élimination des limitations dédiées à la méthode spectrale et la mise à disposition de tous les mérites qu'offrent le modèle neuronal basés sur les connaissances électromagnétique KBNN.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] G. A. Deschamps, "Microstrip microwave antennas", Third USAF Symposium on antennas, USA, 1953.
- [2] C. A. Balanis, "Antenna theory: Analysis and design", Third edition, John Wiley & Sons, NY, 2005.
- [3] R. J. James and P. S. Hall, "Handbook of microstrip antennas", Peter Peregrinus, NY, 1989.
- [4] R. Garg, P. Bhartia, I. Bahl and A. Ittipiboon, "Microstrip antenna design handbook", Artech house, Boston, MA, 2001.
- [5] J. R. James, P. S. Hall and C. Wood, "Microstrip antenna: Theory and design", Peter Peregrinus, London, UK, 1981.
- [6] J. R. James and P. S. Hall, "Handbook of microstrip antennas", Peter Peregrinus, London, UK, 1989.
- [7] D. R. Jakson, "Antenna engineering handbook", chapter 7, fourth edition, The McGraw-Hill companies, NY, 2007.
- [8] G. Kumar and K. P. Ray, "Broadband microstrip antennas", Artech House, Norwood, MA, 2003.
- [9] D. Dubost, G. Beauquet, J. Rocquencourt and G. Bonnet, "Patch antenna bandwidth increase by means of a director", *Electronics letters*, vol. 22, no. 25, pp. 1345-1347, Dec. 1986.
- [10] D. R. Jakson and N. G. Alexopolans, "Gain enhancement methods for printed antennas circuits", *IEEE transactions on antennas and propagation*, vol. 33, pp. 976-987, Sept. 1985.
- [11] R. Munson, "Conformal microstrip antennas and microstrip phased arrays", *IEEE Transactions on antennas and propagation*, Vol. Ap-22, pp. 74-78, 1974.
- [12] H. Pues and A. Van de Cappelle, "Accurate transmission-line model for the microstrip antenna", *ZEE Processing*, pt. H, Vol. 131, pp. 334-340, Dec. 1984.
- [13] A. K. Battacharyya and R. Garg, "Generalized transmission line model for microstrip patches", *ZEE Processing*, pt. H, Vol. 132, pp. 93-98, Apr. 1985.
- [14] A. K. Battachryya and A. K. Shafai, "Theoretical and experimental investigations of the elliptical annular ring antenna", *IEEE Transactions on antennas and propagation*, Vol. Ap-36, pp. 1526-1530, 1988.
- [15] E. Van Lil, and Van de Capelle, "transmission line model for mutual coupling between microstrip antennas", *IEEE Transactions on antennas and propagation*, Vol. Ap-32, pp. 816-821, 1984.

- [16] K. L. Wong, Y. H. Lue and C. Y. Huang, "Generalized transmission line model for cylindrical-rectangular microstrip antenna", *Microwave Opt. Technol. Lett.*, Vol. 7, pp. 729-732, Nov. 1994.
- [17] K. R. Carver and J. W. Mink, "Microstrip antenna technology", *IEEE transactions on antennas and propagation*, Vol. AP-29, No.1, pp. 2-24, January 1981.
- [18] D. Thouroud, et al., "CAD-Oriented Cavity model for rectangular patches", *Electronic Letters* Vol. 26, pp. 842-844, 1990.
- [19] K. F. Lee, K. Y. Ho and J. S. Dahele, "Circular-disk microstrip antenna with air gap", *IEEE transactions on antennas and propagation*, Vol. AP-32, No. 8, pp. 880-884, August 1984.
- [20] F. Abboud, J. P. Damiano and A. Papiernik, "New determination of resonant frequency of circular disk microstrip antenna: Application to thick substrate", *Electronics Letters*, Vol. 24, No. 17, pp. 1104-1106, Aug. 1988.
- [21] F. Abboud, J. P. Damiano and A. Papiernik, "Simple model for the input impedance of coax-fed rectangular microstrip patch antenna for CAD", *IEE proceedings*, Vol. 135 pt. H, No. 4, pp. 323-326, Oct. 1988.
- [22] F. Abboud, J. P. Damiano and A. Papiernik, "Accurate model for the input impedance of coax-fed rectangular microstrip antenna with and without airgaps ", *in Proc. International conference on antennas and propagation (ICAP'89)*, Warwick, UK, Vol. 1, pp. 102-106, April, 4-7, 1989.
- [23] F. Abboud, J. P. Damiano and A. Papiernik, "A new model for calculating the input impedance of coax-fed circular microstrip antenna with and without airgaps ", *IEEE transactions on antenna and propagation*, Vol.38, No. 11, pp. 1882-1885, Nov. 1990.
- [24] A. K. Verma and Z. Rostamy, "Resonant frequency of uncovered and covered rectangular microstrip patch using modified Wolf model, *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 41, No. 1, Jan. 1993.
- [25] M. Himdi, J. P. Daniel, and C. Terret, "Analysis of aperture-coupled microstrip antenna using cavity method", *Electronic Letters*, Vol. 25, no. 6, pp. 391-392, March 1989.
- [26] C. A. Balanis, "Modern antenna handbook", John Wiley & sons, NY, 2008.
- [27] Y. Huang, K. Boyle, " Antennas: From theory to practice", John Wiley & Sons, Singapore, 2008.
- [28] R. C. Booton, "Computational methods for electromagnetics and microwaves", John Wiley & Sons, NY, 1992.

- [29] T. Itoh, "Numerical techniques for microwave and millimeter-wave passive structures", John Wiley & Sons, NY, 1989.
- [30] J. M. Jin and J. L. Volakis, "A hybrid finite element method for scattering and radiation by microstrip patch antennas and arrays residing in a cavity" *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 39, pp. 1598-1604, Nov. 1991.
- [31] J. L. Volakis, A. Chatterjee, and L. C. Kempel, "Finite element method for electromagnetics: Antennas, microwave circuits and scattering applications", *IEEE press*, NY, 1998.
- [32] A. D. Greenwood and J. M. Jin, "Finite element analysis of complex axisymmetric radiating structures", *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, Vol. 47, no 08, pp. 1260-1266, Aug. 1999.
- [33] Z. Lou and J. M. Jin, "Finite element analysis of phased array antennas", *Microwave Optical Technologic Letters*, Vol. 40, no 6, pp. 490-496, March 2004.
- [34] P. A. Turkis and C. A. Balanis, "Finite-difference time-domain method for antenna radiation", *IEEE transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 40, pp.334-340, March 1992.
- [35] J. G. Maloney, K. L. Shlager, and G. S. Smith, "A simple FDTD model for transient excitation of antennas by transmission lines", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 42, pp. 289-292, Feb. 1994.
- [36] K. L. Shlager and G. S. Smith, "Near field to near field transformation for use with FDTD method and its application to pulsed antenna problem", *Electronic Letters*, Vol. 30, pp. 1262-1264, 4, Aug. 1994.
- [37] S. N. Makarov, "Antenna and EM modeling with matlab", John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, 2002.
- [38] Y. R. Samii-Rahmat, T. Itoh, and R. Mittra, "A spectral domain analysis for solving microstrip discontinuity problems", *IEEE Transaction on microwave theory and techniques*, Vol. MTT-22, no 4, pp. 372-378, April. 1974.
- [39] T. Itoh and W. Menzel, "A full-wave analysis method for open microstrip structures", *IEEE transactions on antennas and propagation*, vol. AP-29, No.1, pp. 63-68, Jan. 1981.
- [40] S. Assailly, et al., "Spectral domain approach applied to open resonators: application to microstrip antennas", *Electronic Letters*, Vol. 24, no. 2, pp. 105-106, Jan. 1988.
- [41] W. C. Chew, Q. L. Liu, "Resonance frequency of a rectangular microstrip patch", *IEEE transactions on antennas and propagation*, Vol. 36, No. 8, pp. 1045-1056, Aug. 1988.

- [42] C. A. Balanis, "Advanced engineering electromagnetics", John Wiley & Sons, NY, 1989.
- [43] J. P. Damiano, J. Bennegouche, and A. Papiernik, "Study of multilayer microstrip antennas with radiating elements of various geometry", *IEE Proceedings*, Vol. 137, pt. H, No. 3, pp. 163-170, June 1990.
- [44] M. J. Tsai, F. De Flaviis, and N. G. Alexopoulos, "Modeling planar arbitrarily shaped microstrip elements in multilayered media", *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 45, No. 3, pp. 330-337, March 1997.
- [45] N. K. Das and D. M. Pozar, "A generalized spectral-domain Green's function for multilayer dielectric substrates with application to transmission lines", *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. MTT-35, No. 3, pp. 326-335, March 1987.
- [46] V. Losada, R. R. Bix, and M. Horno, "Resonant modes of circular microstrip patches in multilayered substrates", *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 47, pp. 488-498, April 1999.
- [47] F. L. Mesa, R. Marqués, and M. Horno, "A general algorithm for computing the bidimensional spectral Green's function dyad in multilayered complex bianisotropic media: The equivalence boundary method", *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 39, no. 9, pp. 1640-1649, Sep. 1991.
- [48] Y. Tighilt, A. Benghalia et A. Khellaf, "Fréquence de résonance et bande passante d'un patch rectangulaire à gap d'air imprimé sur un substrat anisotrope", *congrès maghrébin en génie électronique CGE'01*, Constantine, 5 et 6 Nov. 2001.
- [49] F. Bouttout, A. Khellaf, F. Benabdelaziz, D. Khedrouche, and T. Fortaki, "Resonant frequency and bandwidth of a circular microstrip antenna with an air gap", *Ann Sc U Fr compté physique, 15ème colloque international optique hertzienne et dielectriques (OHD'99)*, Besonçon, France, pp. A29-A32, 1-3 Sep. 1999.
- [50] F. Bouttout, F. benabdelaziz, T. Fortaki and D. K.hedrouche, "Resonant frequency and bandwidth of a superstrate-loaded rectangular patch on a uniaxial anisotropic substrate", *Numerical methods engineering*, 1999.
- [51] F. Bouttout, F. benabdelaziz, A. Benghalia, T. Fortaki and D. K.hedrouche, "Uniaxially anisotropic substrate effects on resonance of rectangular microstrip patch antenna", *Electronic Letters*, Vol. 35, No. 4, pp. 255-256, Feb. 1999.

- [52] A. Toscano and L. Vegni, "Spectral electromagnetic modeling of a planar integrated structure with a general grounded anisotropic slab", *IEEE transactions on antennas and propagation*, Vol. 41, No. 3, pp. 362-370, March 1993.
- [53] E. Drake, R. R. Boix, M. Horno, and T. K. Sarkar, "Effect of substrate dielectric anisotropy on the frequency behavior of microstrip circuits", *IEEE Transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 48, no 8, Aug. 2000.
- [54] T. Farkas, and P. Hajach, "Analysis of aperture-coupled microstrip antenna using method of moments", *Radioengineering*, Vol. 10, no. 4, pp. 5-8, Dec. 2001.
- [55] S. Mummareddy, D. H. Werner, and P. L. Werner, "Genetic optimization of fractal dipole antenna arrays for compact size and improved impedance performance over scan angle", *IEEE AP-S International Symposium*, pp. 98-101, june 2002.
- [56] P. L. Garcia-Muller, "Optimization of compact horn with broad sectoral radiation pattern", *Electronic Letters*, Vol. 37, no. 6, pp. 337-338, 15 March 2001.
- [57] C. Delabie, M. Velligas, and O. Picon, "Creation of new shapes for resonant microstrip structures by means of genetic algorithms", *Electronic Letters*, Vol. 33, no. 18, pp. 1509-1510, Aug. 1997.
- [58] J. M. Johnson and Rahmat-Smaï, "Genetic algorithms and method of moments (GA/MOM) for the design of integrated antennas", *IEEE transactions on Antennas and Propagation*, Vol. 47, no. 10, pp. 1606-1614, Oct. 1999.
- [59] Z. Raida, "Modeling EM structures in the neural network toolbox of MATLAB", *IEEE Antennas and propagation Magazine*, Vol. 44, No. 6, pp. 46-67, Dec. 2002.
- [60] C. Devi, D. C. Panda, S. S. Patnaik, B. Khuntia, and K. Neog, "Initializing artificial neural networks by genetic algorithm to calculate the resonant frequency of single shorting post rectangular patch antenna", *Antennas propagation society International symposium 3*, pp. 144-147, 2003.
- [61] J. A. Freeman and D. M. Skapura, "Neural networks: algorithms, applications and programming techniques", Addison-Wisley, MA, 1991.
- [62] S. Haykin, "Neural networks: a comprehensive foundation", second edition, Prentice Hall, NY, 1999.
- [63] C. Christodoulou and M. Georgiopoulos, "Applications of neural networks in Electromagnetics", Artech House, Norwood, MA, 2001.
- [64] G. Dreyfus, J. M. Martinez, M. Samueldies, M. B. Gordon, F. Bardan, S. Theria et L. Héraut, "Réseaux de neurones, Méthodologie et applications", éditions Eyrolles, Paris, 2002.

- [65] L. Personnaz et I. Rivals, "Réseaux de neurones formels pour la modélisation, la commande et la classification", CNRS éditions, Paris, 2003.
- [66] L. Faussett, "Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms, and applications", second edition, Prentice Hall, 1994.
- [67] V. K. Devabhaktuni, M. C. E. Yagoub, Y. Fang, J. Xu and Q. J. Zhang, "Neural networks for microwave modeling: Model development issues and nonlinear modeling techniques", *International journal of Microwave and computer aided engineering*, Vol. 11, pp. 4-21, Dec. 2001.
- [68] F. Wang, V. K. Devabhaktuni, C. Xi and Q. J. Zhang, "Neural network structures and training algorithms for RF and microwave applications", *International Journal of RF and microwave CAE*, Vol. 9, pp. 216-240, May 1999.
- [69] Q. J. Zhang, K. C. Gupta and V. K. Duvabhaktuni, "Artificial neural networks for RF and microwave design: from theory to practice", *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 51, No. 4, pp. 1339-1350, April 2003.
- [70] A. Patnaik, D. E. Anagnostou R. K. Mishra, C. G. Cristoudoulu and J. C. Lyke, "Applications of neural networks in wireless communications, *IEEE antennas and propagation magazine*, Vol. 46, No. 3, pp. 130-137, June 2004.
- [71] P. Pomenka and Z. Raida, "Methodology of neural design: Applications in microwave engineering", *Radioengineering*, Vol. 15, No. 2, pp. 12-17, June 2006.
- [72] P. R. Chang, W. H. Wang, and K. K. Chan, "A Neural network approach to MVDR beamforming problem", *IEEE transactions on antennas and propagation*, AP-40, 3, pp. 313-322, March 1992.
- [73] R. K. Mishra and A. Patnaik, " Neural network-Based CAD model for the design of square-patch antennas", *IEEE Transactions on Antennas and propagation*, Vol. 46, No. 12, pp. 1890-1891, Dec. 1998.
- [74] D. Karaboga, K. Guney, S. Sagiroglu and M. Erler, "Neural computation of resonant frequency of electrically thin and thick rectangular microstrip antennas", *IEE processing in microwave and antennas propagation*, Vol. 146, No. 2, pp. 155-159, April 1999.
- [75] S. P. Gangwar, R. P. S. Gangwar, B. K. Kanaujia and Paras, "Resonant frequency of circular microstrip antenna using artificial neural networks", *Indian Journal of radio & space physics*, Vol. 37, pp. 204-208, June 2008.

- [76] V. V. Thakare and P. Singhal, "Microstrip antenna design using artificial neural networks", *International journal of Microwave and computer aided engineering*, Vol. 20, pp. 76-86, Jan. 2010.
- [77] L. Vegni and A. Toscano, "Analysis of microstrip antennas using neural networks", *IEEE transactions on magnetic*, vol. 31, No. 2, pp. 1414-1419, March 1997.
- [78] R. K. Mishra and A. Patnaik, "Neurospectral computation for resonant frequency of microstrip resonators", *IEEE microwave and guided wave Letters*, Vol. 9, No. 9, pp. 351-352, Sep. 1999.
- [79] R. K. Mishra and A. Patnaik, "Neurospectral computation for input impedance of rectangular microstrip antenna", *Electronic letters*, Vol. 35, No. 20, pp. 1691-1693, Sep. 1999.
- [80] R. K. Mishra and A. Patnaik, "Neurospectral analysis of coaxial fed rectangular patch antenna", *antennas and propagation society international symposium*, Vol. 2, pp. 1062-1065, 2000.
- [81] R. K. Mishra and A. Patnaik, "Designing rectangular patch antenna using neurospectral method", *IEEE Transactions on antenna and propagation*, Vol. 51, No. 8, pp. 1914-1921, Aug. 2003.
- [82] Y. Tighilt, F. Bouttout, and A. Khellaf, "Modeling and design of printed antennas using neural networks", *International Journal of RF and Microwave Computer-aided Engineering*, Vol. 21, pp. 228-233, 2011.
- [83] P. M. Waston, K. C. Gupta and L. Mahajan, "Applications of knowledge-based artificial neural networks modeling to microwave components", *International Journal of RF and microwave*, Vol. 9, pp. 254-260, 1999.
- [84] B. Milovanović, V. Marković, Z. Marinković, and Z. Stanković, "Some applications of neural networks in microwave modeling", *Journal of automatic control, University of Belgrade*, Vol. 13(1), pp.39-46, 2003.
- [85] J. E. Rayas-Sanchez, "EM-Based optimization of microwave circuits using artificial neural networks: The state of the art", *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 52, No. 1, pp. 420-435, Jan. 2004.
- [86] M. G. Passos, P. H. da F. Silva and H. C. C. Fernandes, "A RBF/MLP modular neural network for microwave device modeling", *International Journal of computer science and network security*, Vol. 6, No 5A, pp. 81-86, May 2006.

- [87] M. M. Vai, S. W, B. Li and S. Prasad, "Reverse modeling of microwave circuits with bidirectional neural network models", *IEEE transactions on microwave theory and techniques*, Vol. 46, No. 10, pp. 1492-1494, Oct. 1998.

RESUME

L'analyse des antennes microrubans à la résonance à été effectuée par deux méthodes différentes : la méthode des moments procédure de Galerkin pour la résolution de l'équation intégrale du champ électrique dans le domaine spectral et les réseaux de neurones artificiels pour la modélisation de la fréquence de résonance.

Les outils mathématiques nécessaires à la résolution de l'équation intégrale par la méthode des moments sont donnés et l'équation caractéristique résolue. La fréquence de résonance et la bande passante sont déterminées et étudiées en fonctions des paramètres électriques et physiques de l'antenne microruban rectangulaire en tenant compte de l'anisotropie uniaxiale et des pertes dans le diélectrique. L'antenne à gap d'air, l'antenne piégée et l'antenne à gap d'air ayant une couche protectrice ont été également analysées.

Deux modèles neuronaux ont été développés pour la modélisation de la fréquence de résonance de l'antenne rectangulaire isotrope. Les limites de la modélisation neuronale conventionnelle ont été levées par l'introduction des réseaux de neurones basés sur les connaissances électromagnétiques. Un réseau de neurones utilisant des paramètres effectifs en conjonction avec la fonction de Galerkin a été développé pour la modélisation de la fréquence de résonance d'une antenne rectangulaire imprimée sur un substrat isotrope ou uniaxialement anisotrope avec ou sans gap d'air.

Une comparaison entre les modèles neuronaux MLP, hybride EM-ANN et PKI a été faite et à permis une réduction de 66% de la taille de la matrice d'apprentissage sans affecter la précision. La force de la modélisation neuronale dans la synthèse des antennes microrubans a été également démontrée via la modélisation du rayon d'une antenne circulaire pour une fréquence, une permittivité et une hauteur du substrat prédéfinies.

Mots clés : Antenne microrubans, méthode des moments, la résonance, réseaux de neurones MLP, les réseaux basés sur les connaissances électromagnétiques KBNN.

ABSTRACT

Analysis of microstrip antennas at resonance is achieved by two different methods: spectral moment method and artificial neural networks. The resonant frequency and bandwidth of the simple rectangular microstrip antenna, the antenna with air gap, the superstrate-loaded antenna, and the covered antenna with air gap are determined.

Two multi-perceptron neural network models are developed to model the resonant frequency of the rectangular isotropic microstrip antenna. The limitations of the conventional neural modeling are alleviated by introducing electromagnetic knowledge based neural networks in the analysis of rectangular patch antenna printed on uniaxial anisotropic or isotropic substrate with or without air gap.

A comparison between MLP, hybrid EM-ANN, and PKI neural models has been made and allowed a reduction of 66% in the size of the learning matrix without affecting accuracy. The strength of the neural modeling in microstrip antennas synthesis is also demonstrated through the modeling of the radius of circular microstrip antenna for a known frequency, substrate height and permittivity.

Key words: microstrip antennas, moment method, resonance, MLP neural networks, electromagnetic knowledge based neural networks KBNN.

ملخص

تحليل الهوائيات الدقيقة في الرنين تمت بطريقتين مختلفتين : طريقة العزوم في مجال الأطياف و الشبكات العصبونية الاصطناعية. تردد الرنين و الشريط النافذ استخرجت للهوائي البسيط و الهوائي ذوا التجويف الهوائي و الهوائي المحصور بين طبقتين عازلتين و الهوائي المغلف ذو التجويف.

نموذجين عصبونيين طورنا لنمذجة تردد الرنين لهوائي مربع متجانس . نقائص النمذجة العصبونية التقليدية حذفت بإدراج الشبكات العصبونية القائمة على المعارف الكهرومغناطيسية لنمذجة تردد الرنين للهوائي مربع مطبوع على عازل متجانس أو غير متجانس بتجويف هوائي أو بدون تجويف هوائي .

مقارنة بين النموذج العصبوني MLP و النموذج الهجين EM-ANN و النموذج PKI أجريت و سمحت بتقليل حجم مصفوفة التعليم بنسبة 66% دون المساس بالدقة. قوة النمذجة العصبونية في تركيب الهوائيات الدقيقة أيضا أثبتت عن طريق نمذجة نصف قطر هوائي دقيق دائري من أجل تردد و سماحية و ارتفاع عازل معلومة مسبقا .

الكلمات المفتاح : الهوائيات الدقيقة ، طريقة العزوم ، الرنين ، الشبكات العصبونية MLP ، الشبكات العصبونية القائمة على المعارف الكهرومغناطيسية KBNN.