



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Amar Thelidji- Laghouat

FACULTE: DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MASTER

Réalisé par : Mhammedi Abderaouf.

Seghier Samy Abdelkader.

DOMAINE : Science et Technologie

FILIERE : Electronique

OPTION : Instrumentation

Thème

PREDICTION DE PARAMETRES D'UN BIOCAPTEUR-RAF PAR LES
RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Jury de soutenance :

Nom et Prénom	Grade	Qualité
Fatima Djerfaf	MCA	Encadrant
Hamza Gueffaf	MAA	Président
Mechri Kious	MAA	Examineur

Promotion : 2021/2022

Résumé :

Dans ce travail, une approche efficace basée sur les réseaux de neurones est présentée pour prédire quelques paramètres d'un biocapteur. Ce dernier est conçu à partir d'une cellule résonnante métamatériaux RAF, destiné à des applications médicales.

La simulation est réalisée à l'aide des logiciels en très hautes fréquences et les résultats de la simulation sont discutés.

Mots-clés : Biocapteur, résonateurs métamatériaux RAF, réseaux de neurones.

ملخص:

في هذه العمل، تم تصميم شبكات عصبية اصطناعية للتنبؤ ببعض خصائص جهاز الاستشعار الحيوي الموجه للتطبيقات الطبية. تصميم هذا الأخير يعتمد على مادة اصطناعية (خلية رنانة دائرية ذات الشق RAF).

تم إجراء المحاكاة باستخدام برامج مخصصة تعمل في مجال عالي الترددات العالية. كما تم عرض تصاميم الشبكات ومناقشة النتائج المتحصل عليها.

الكلمات المفتاحية: حساس طبي، المواد استثنائية، حلقة الرنانة الدائرية ذات الشق، الشبكات العصبية الاصطناعية

Abstract :

In this work, an efficient approach based on neural networks is presented to predict some parameters of a biosensor. This latter is designed from a resonant cell metamaterials SRR, intended for medical applications.

The simulation is carried out in very high frequencies. The simulation results are presented and discussed.

Keywords: BIO-SENSOR, metamaterials SRR, neural network

Remerciements

Nos remerciements vont premièrement à dieu tout puissant pour la volonté, la santé et la patience, qu'il nous a donné durant toutes ces longues années.

Ainsi, nous tenons tout d'abord à exprimer nos sincères remerciements à notre encadreur Pr. **F. Djerfaf** pour la proposition de ce thème, et pour le suivi continué tout le long de la réalisation de ce mémoire et qui n'a pas cessé de nous donner ses conseils et remarques.

Un grand merci également à pour son engagement dans l'encadrement de notre thèse.

Nous exprimons nos sincères remerciements à président(e) d'avoir accepté de présider le jury de ce mémoire et l'examineur qui a participé en tant qu'examineur.

Nous tenons à remercier particulièrement les enseignants de la faculté de Technologie, Université Amar Telidji pour tout ce qui nous ont transmis, leurs efforts et leur disponibilité

Dédicace

J'ai consacré ce travail à mes chers parents, pour mon père et ma mère pour m'avoir aidé d'une manière qui m'a permis, d'atteindre ce degré et pour leurs prières, et leurs encouragements continus.

À mes sœurs

À mon petit frère Mohamed

À tous mes amis

À toute ma famille

SEGAHER *Samy*

Dédicace

Je dédie ce travail à:

Mes chers parents.

Mes sœurs et Mes frères

A tous ceux qui m'ont aidée, de près ou de loin. Même Avec un simple mot
d'encouragement de gentillesse.

MOHAMMED? Abderaouf

Liste des abréviations

MMT : Métamatériaux

LHM: Left Handed Material

DPS: Double Positive

DNG : Double Négative

MMG : Matériaux Main Gauche

RAF : Résonateur en Anneau Fendu

SRR : Split Ring Résonateur

FEM: Finite Element Method

SMA: Sub miniature version A

CSRR: Complementary-Split-Ring-Resonator

BC-SRR: Broadside-Coupled Split Ring Resonator

GLOSSAIRE DES SYMBOLES

ε : Perméabilité

μ : Permittivité

λ : vecteur d'onde

ω : Pulsation angulaire

ρ : Densité des électrons

S_{11} : Coefficient de réflexion

S_{12} : Coefficient de transmission

\vec{E} : Champ électrique

\vec{H} : Vecteur champ magnétique

\vec{S} : Vecteur poyntinge

\vec{K} : Vecteur d'onde

n : indice de réfraction

V_g : vitesse de groupe

V_φ : vitesse de phase

Table des matières

Résumé

Remerciement

Dédicace

Table des matières

Liste des tableaux

Liste des figures

Introduction générale 1

Chapitre I: Généralités

I.1. Introduction	3
I.2. Lignes de transmission	3
I.2.1. Technologies planaires	4
I.2.1.1. Lignes micro-ruban	4
I.2.1.2. Avantages et inconvénients	5
I.2.2. Etude générale des lignes.	5
I.2.2.1. Equations des lignes	7
I.2.2.2. Ligne sans pertes.	9
I.2.3. Les paramètres S.	10
I.2.3.1. Les paramètres S d'un quadripôle.	11
I.3. Les méta-matériaux:	12
I.3.1. Propagation électromagnétique dans un milieu homogène.	15
I.3.2. Classification des matériaux.	18
I.3.2.1. matériaux doublement positifs (DPS)	18
I.3.2.2. matériaux à perméabilité négative (MNG)	19
I.3.2.3. matériaux à permittivité négative (ENG)	22
I.3.2.4. matériaux doublement négatifs (DNG)	22
I.3.3. avantages de l'emploi des méta-matériaux	23
I.3.4. Les métamatériaux et leurs applications.	23
I.3.5. Autres applications.	26
I.3.5.1. Communication.	26
I.3.5.2. Spatial.	26

I.3.5.3. Nanotechnologies.	26
I.4. Définition d'un biocapteur.	27
I.4.1. Le principe de fonctionnement d'un du biocapteur	27
I.4.2. Les transducteurs.	28
I.4.2.1. Capteur thermique	28
I.4.2.2. Capteur optoélectronique	28
I.4.2.3. Capteur à effet piézoélectrique	29
I.4.3. Caractéristiques d'un biocapteur	29
I.4.4. Capteurs à base des méta-matériaux.	30

Chapitre II: Réseaux de neurones

II.1. Introduction.	32
II.2. Historique des réseaux de neurones.	32
II.3. Réseaux de neurones	33
II.3.1. Les réseaux de neurones biologiques.	34
II.3.2 Réseaux de neurone formel.	36
II.3.2.1. Modélisation d'un neurone formel.	37
II.3.2.2. Fonctions d'activations.	38
II.4. Architecture des réseaux de neurones.	40
II.4.1. Réseaux de neurones non bouclés.	42
II.4.2. Réseaux de neurones monocouches.	42
II.4.3. Réseaux de neurones multicouches.	42
II.4.4. Réseaux de neurones à connexions locales.	43
II.4.5. Réseaux de neurones bouclés.	44
II.5. Modèles des réseaux de neurones.	45
II.5.1. Modèle de Hopfield.	45
II.5.2. Modèle de Kohonen.	45
II.5.3. Modèle de Perceptron.	46
II.5.4. Modèle ADALINE.	46
II.6. Domaines d'application des réseaux de neurones.	47
II.7. Conclusion	47

Chapitre III: Résultats Et Discussions

III.1. Introduction	49
III.2. Problématique	49
III.3. Structure et caractéristiques des réseaux utilisés	50
III.4. Apprentissage des réseaux de neurones.	51
III.5. Préparation de base de donnés.	51
III.5.1 Biocapteur RAF utilisé	52
III.6. Caractéristiques de « SRR »	52
III.7. Conception des réseaux pour la prédiction fréquentielle.	52
III.7.1 Conception de RNA1 pour prédiction	53
III.7.1.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones	55
III.7.1.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones	56
III.7.1.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones	57
III.7.1.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones	58
III.7.2.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones	64
III.7.2.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones	66
III.7.2.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones	68
III.7.2.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones	70
III.7.3. Conception de RNA2 pour prédiction :	72
III.7.3.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones	72
III.7.3.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones	73
III.7.3.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones	74
III.7.3.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones	75
III.7.4. Conception de RNA3 pour prédiction	76
III.7.4.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones	77
III.7.4.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones	78
III.7.4.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones	79
III.7.4.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones	80
III.8. Conclusion	81
Conclusion Générale	83
Références bibliographiques	84

Liste des tableaux

Tableau (II.1) : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.	38
Tableau (II.2) : Différentes fonctions d'activations utilisées.	41
Tableau (III.1) : Les caractéristiques de Metamatériau SRR prises dans la première partie du travail	53
Tableau (III.2) : Introduction des paramètres de SRR dans SSR calculator(20 cas)	54
Tableau (III.3) : Introduction des paramètres de SRR dans SSR calculator(100 cas)	60
Tableau (III.4): résumé les performances obtenues par les quatre structures de réseau N°1	72
Tableau (III.5): Résumé les performances obtenues par les quatre structures de réseau N°2	76
Tableau (III.6): Résumé les performances obtenues par les quatre structures de réseau N°3	81

Liste des figures

Figure (I.1): Coupe transversale d'une ligne micro-ruban.	4
Figure (I.2): Lignes des champs.	5
Figure (I.3):Une ligne de transmission.	6
Figure (I.4): Représentation d'un tronçon de ligne de longueur dx.	6
Figure (I.5): Représentation d'un tronçon de ligne sans pertes de longueur dx.	9
Figure (I.6): Un quadripôle Q.	11
Figure (I.7) : Le premier schéma de principe de la réfraction négative publié en 1950 par L.I. Mandelshtam.	13
Figure (I.8): Tiges métalliques.	14
Figure (I.9): RAF avec double anneaux.	14
Figure (I.10): Matériaux à indice de réfraction négatif.	15
Figure (I.11): Représentation du trièdre de vecteur	17
Figure (I.12): Classes de matériaux en fonction du signe de la permittivité et la perméabilité	18
Figure (I.13): Rouleau suisse (Swiss-Roll) de Pendry (b) la variation de la perméabilité effective réelle et imaginaire en fonction de la fréquence	19

Figure (I.14): Les géométries planaires des cellules unitaires d'un résonateur d'anneaux fendus	20
Figure (I.15): La perméabilité effective en fonction de la fréquence	21
Figure (I.16): (a) Cellule DNG- "RAF+Tige" (b) perméabilité et permittivité de la Cellule "RAF+Tige"	22
Figure (I.17): Représentation et dimensions d'une unité de cellule de la forme double « Ω »	23
Figure (I.18): RAFs associés à une ligne micro-ruban de 50Ω .	24
Figure (I.19): Résultats de simulation pour les RAFs associés à une ligne micro-ruban de 50Ω .	24
Figure (I.20): RAFs associés aux résonateurs micro-rubans	25
Figure (I.21): Réponses simulées en réflexion et en transmission de la structure faite de RAFs et de résonateurs micro-rubans	25
Figure (I.22) : Représentation schématique d'un biocapteur	27
Figure (II.1) : Le réseau de neurone biologique.	34
Figure (II.2) : Exemple d'un neurone biologique.	35
Figure (II. 3) : Transmission de l'information entre les neurones (SYNAPSE)	36
Figure (II.4) : Exemple d'un neurone formel	37
Figure (II.5) : Fonctions d'activations:(a) du neurone «seuil»(b) du neurone «linéaire», et (c) du neurone «sigmoïde».	39
Figure (II.6) : Réseau de neurones monocouche	42
Figure (II.7) : Réseau de neurones non bouclé (Perceptron multicouches).	43
Figure (II.8) : Un réseau de neurones à connexions locales.	44
Figure (II.9) : Un réseau de neurones bouclé.	44
Figure (II.10) : Le modèle de Kohonen.	45
Figure (II.11) : La séparation linéaire entre la classe A et B.	46
Figure (III.1) : Schéma synoptique des réseaux de neurones utilisés.	49
Figure (III.2) : présente la structure adoptée pour nos réseaux de neurones.	50
Figure (III.3) : schéma électrique du biocapteur utilisé.	52
Figure(III.4): Entrées et sorties de réseau de neurones N°1.	53
Figure (III.5) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure1).	55
Figure (III.6) : Performances de réseau1_Structure1	55
Figure(III.7) : sortie f0 de réseau1_20cas	56
Figure (III.8) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_Structure2).	56
Figure (III.9) : Performance de réseau1_Structure2.	57

Figure (III.10) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure3)	57
Figure (III.11) : Performance de réseau1_Structure3.	58
Figure (III.12) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure4)	58
Figure (III.13) : Performance de réseau1_Structure4.	59
Figure (III.14) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_Structure1)	64
Figure (III.15): Performances de réseau1_Structure1	64
Figure (III.16): sortie f0 et network1 outputs de réseau 1_100cas	65
Figure (III.17) : erreur network1 outputs de réseau 1_100cas	65
Figure (III.18) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure2)	66
Figure (III.19) : Performances de réseau1_Structure2	66
Figure (III.20) : sortie f0 et network2 outputs de réseau 1_100cas.	67
Figure (III.21) : erreur network2 outputs de réseau 1_100cas	67
Figure (III.22) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure3).	68
Figure (III.23) : Performances de réseau1_Structure3	68
Figure (III.24) : sortie f0 et network3 outputs de réseau 1_100cas	69
Figure (III.25) : erreur network3 outputs de réseau 1_100cas	69
Figure (III.26) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_Structure4).	70
Figure (III.27) : Performance de réseau1_Structure4.	70
Figure (III.28) : sortie f0 et network4 outputs de réseau 1_100cas	71
Figure (III.29) : erreur network4 outputs de réseau 1_100cas	71
Figure (III.30) : Entrées et sorties de réseau de neurones N°2	72
Figure (III.31) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_structure1).	72
Figure (III.32): Performance de réseau2_Structure1.	73
Figure (III.33) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_structure2).	73
Figure (III.34) : Performances de réseau2_Structure2	74
Figure (III.35) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_Structure3).	74
Figure (III.36) : Performance de réseau2_Structure3.	75
Figure (III.37) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_structure4)	75
Figure (III.38) : Performance de réseau2_Structure4.	76
Figure (III.39) : Entrées et sorties de réseau de neurones N°3	76
Figure (III.40) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_structure1).	77
Figure (III.41): Performance de réseau3_Structure1.	77
Figure (III.42) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_structure2).	78
Figure (III.43) : Performances de réseau3_Structure2	78
Figure (III.44) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_Structure3).	79

Figure (III.45) : Performance de réseau3_Structure3.	79
Figure (III.46) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_structure4)	80
Figure (III.47) : Performance de réseau3_Structure4.	80

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

Les instruments classiques d'analyse pour la détection d'une espèce (bio) chimique sont généralement complexes, coûteux, volumineux et souvent difficiles à mettre en œuvre. De plus, les phases de préparation des échantillons, d'incubation, et d'exploitation des résultats augmentent souvent très fortement la durée totale d'analyse. Depuis une trentaine d'années, ils font face à l'avènement des capteurs biochimiques appelés plus couramment biocapteurs [1]

Dans ce mémoire, on a construit des réseaux de neurones pour prédire les paramètres d'un capteur, à base de résonateur métamatériau, destiné à des applications biomédicales.

L'objectif de ce mémoire est de calculer les propriétés intéressantes d'un biocapteur métamatériau qui peut détecter les tissus humains cancéreux.

Ce manuscrit contient trois chapitres :

Le premier chapitre est consacré aux notions de base sur les lignes de transmission, paramètres S, métamatériaux et les biocapteurs. Nous présentons, en premier lieu, les principales définitions.

Le deuxième chapitre sera consacré à la présentation de notions de base indispensables à la conception des réseaux de neurones. Nous commencerons par l'historique des réseaux de neurones, ensuite nous mentionnerons les principaux domaines d'application. Nous décrirons le principe de fonctionnement des réseaux de neurones.

Le troisième chapitre présentera une approche efficace basée sur les réseaux de neurones pour concevoir des interfaces utilisant les paramètres S d'un biocapteur RAF. Ce capteur est conçu pour différencier les différents types des échantillons humains.

Dans ce cas, nous construirons plusieurs réseaux de neurones pour la détermination des paramètres d'un biocapteur RAF tels que la fréquence de résonance.

Aussi nous présenterons les résultats de plusieurs réseaux de neurones conçus. Nous terminerons notre travail par une conclusion générale et quelques perspectives.

Chapitre I: Généralités

I.1. Introduction

En 1950, le premier biocapteur a été créé par L'éland Clark pour mesurer la concentration de l'oxygène dissous dans le sang. En 1962, ce biocapteur s'est adapté à la mesure de la concentration de glucose dans le sang [1]. Dans les années qui ont suivi, de nombreuses études ont été réalisées afin de mieux comprendre le fonctionnement de ce premier biocapteur à glucose, dans le but d'appliquer son principe au développement d'autres biocapteurs enzymatiques. On peut ainsi citer par exemple le biocapteur potentiométrique proposé par Guilbault et Montalvo en 1969 pour la détection de l'urée [2]. Mais ce n'est qu'en 1975 que le premier biocapteur à glucose basé sur la détection ampérométrique du peroxyde d'hydrogène (H_2O_2) fut commercialisé par la société Yellow Springs Instrument (Ohio, Amérique). [3]

I.2. Les lignes de transmission

Il y a quelques années, les systèmes de communications et de détection micro-ondes millimétriques étaient réservés spécialement aux applications militaires (satellites, radars, ...)

Des bandes de fréquences micro-ondes et millimétriques sont à présent allouées à des applications grand public (télécommunications satellitaires, guidage, systèmes intelligents...). Dans ces conditions, l'activité de recherche s'est énormément consacrée à l'étude de circuits à des structures planaires. Les circuits planaires qui ont récemment subi d'importants développements technologiques, sont très attractifs pour leurs faibles coûts de réalisation, leur faible poids et dimensions.

Une ligne de transmission est un ensemble d'un ou plusieurs conducteurs acheminant un signal électrique, d'une source vers une charge.

Elles peuvent être aussi utilisées pour réaliser des filtres, des transformateurs d'impédance, des coupleurs, des lignes à retard [4].

Les lignes de transmission les plus courantes sont les câbles coaxiaux, les lignes bifilaires et les paires torsadées. Sur les circuits imprimés et les circuits intégrés, on trouve couramment des lignes micro-ruban et des lignes coplanaires.

Une ligne de transmission est caractérisée par son impédance caractéristique, sa constante d'affaiblissement (les pertes dans la ligne), et la vitesse de propagation des signaux qui dépend du diélectrique utilisé.

I.2.1. Les technologies planaires

L'utilisation des technologies planaires constitue une solution très intéressante. Les structures planaires permettent de répondre aux problèmes d'encombrement, de poids et de coût, rencontrés sur les structures volumiques.

Elles offrent une facilité d'intégration avec les autres composants. Il existe plusieurs technologies planaires parmi lesquelles on distingue les technologies micro-ruban, coplanaire, tri-plaque, multicouches etc.

L'onde électromagnétique se propage dans le substrat et dans l'air. Théoriquement les modes se propageant sur ces structures sont des modes non TEM [5]. Cependant, sous certaines conditions (Dimensions, fréquence), l'approximation quasi TEM peut être faite.

I.2.1.1. Les lignes micro-ruban

La technologie micro-ruban demeure la structure planaire la plus utilisée pour la réalisation des dispositifs microondes.

Une ligne micro-ruban est constituée d'un ruban conducteur placé sur une face d'un matériau diélectrique dont l'autre face constitue un plan de masse figure (I.1) [6].

De nombreuses études ont montré qu'une telle ligne de transmission est le siège d'une onde se propageant en mode quasi-TEM (Transverse Electro-Magnetic), dont les champs électrique et magnétique sont perpendiculaires à l'axe de la ligne selon lequel s'effectue la propagation.

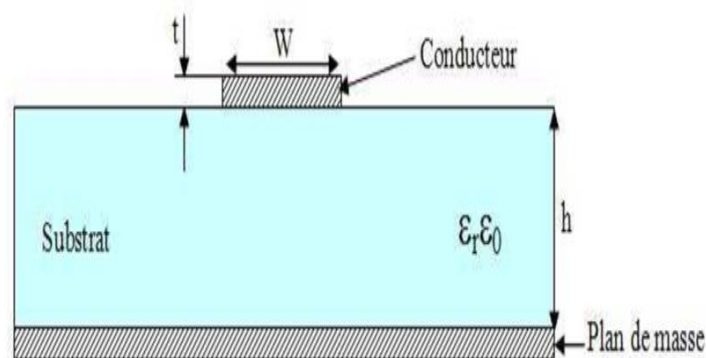


Figure (I.1): Coupe transversale d'une ligne micro-ruban.

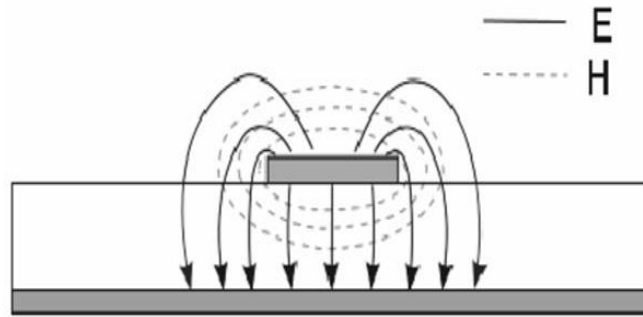


Figure (I.2): Les lignes des champs.

Les lignes de champ électrique convergent vers le substrat. Cette structure supporte un mode quasi-TEM. Ces lignes de transmission sont caractérisées par une impédance caractéristique et par une permittivité relative effective qui dépendent de la largeur du ruban et des caractéristiques du substrat.

I.2.1.2. Avantages et inconvénients

La technologie micro-ruban permet une implémentation aisée des éléments en série. Le procédé technologique de réalisation des circuits est simple et bien maîtrisé.

Le problème majeur rencontré avec cette technologie est l'implantation des éléments en parallèle. Pour réaliser des court-circuit, il faut avoir recours aux trous métallisés (vias) qui peuvent être gênant car ils créent des effets parasites nuisibles aux performances électriques.

De plus la plage d'impédances caractéristiques réalisables est restreinte une fois que les caractéristiques du substrat sont fixées.

I.2.2. Etude générale des lignes.

Soit une ligne de transmission, de longueur l , alimentée à une extrémité par un générateur de tension hautes fréquences (H.F) et fermée à l'autre extrémité sur une impédance z_1 figure (I.3).

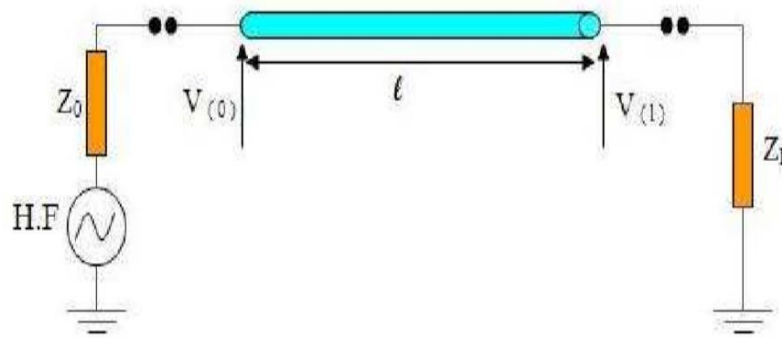


Figure (I.3): Une ligne de transmission.

En hautes fréquences, du fait que la longueur de la ligne est grande devant la longueur d'onde λ , il en résulte que la tension et le courant varient le long de la ligne, donc il est impossible, de la modéliser par un seul quadripôle.

Il faut faire l'approximation qui revient à découper la ligne en une suite d'éléments identiques. L'élément unité étant pris très petit devant λ pour qu'on puisse le représenter par un quadripôle à constantes localisées figure (I.4).

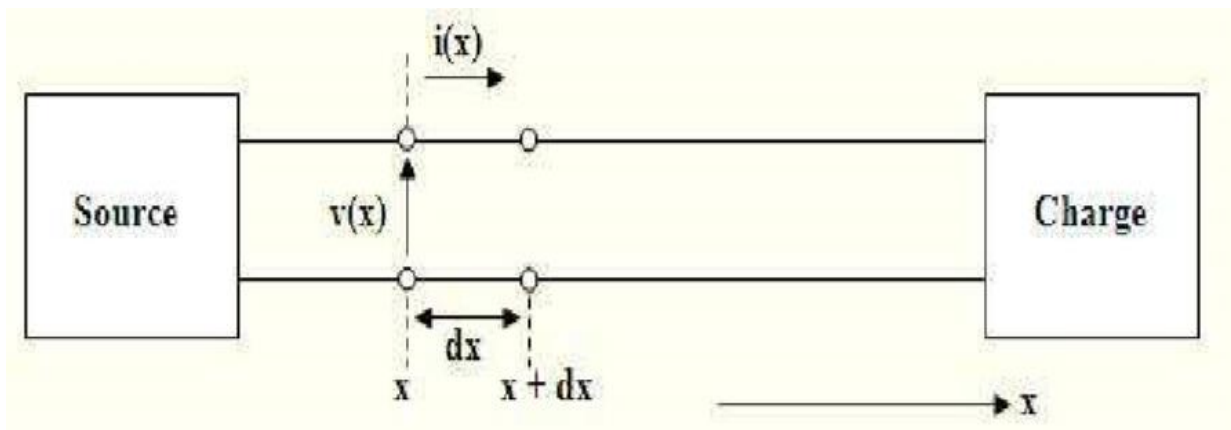


Figure (I.4): Représentation d'un tronçon de ligne de longueur dx .

R, L, G et C, sont respectivement la résistance, l'inductance, la conductance et la capacité linéiques.

v et v + dv les tensions à l'entrée et à la sortie de l'élément, i et i+di les courants correspondant.

I.2.2.1. Equations des lignes

L'équation de maille s'écrit :

$$v + dv = v - L. dx. \frac{\partial i}{\partial t} - R. dx. i \quad (I.1)$$

$$i + di = i - C. dx. \frac{\partial v}{\partial t} - G. dx. v \quad (I.2)$$

A partir (I.1) et (I.2) on montre facilement que i et v satisfont les équations de télégraphistes:

$$\frac{\partial^2 v}{\partial z^2} - L. C. \frac{\partial^2 v}{\partial t^2} - (R. C + L. G). \frac{\partial v}{\partial z} - R. G. v = 0 \quad (I.3)$$

$$\frac{\partial^2 i}{\partial z^2} - L. C. \frac{\partial^2 i}{\partial t^2} - (R. C + L. G). \frac{\partial i}{\partial z} - R. G. i = 0 \quad (I.4)$$

Dans le cas où le régime est sinusoïdal (I.3) et (I.4) deviennent:

$$\frac{\partial^2 v}{\partial z^2} = (R + jL\omega). (G + jC\omega). v \quad (I.5)$$

$$\frac{\partial^2 i}{\partial z^2} = (R + jL\omega). (G + jC\omega). i \quad (I.6)$$

Avec:

$$\gamma = \sqrt{(R + jL\omega). (G + jC\omega)} \quad (I.7)$$

γ : est la constante de propagation de la ligne (quantité complexe), qui peut se mettre sous la forme :

$$\gamma = \alpha + j. \beta$$

La partie réelle α est un paramètre d'affaiblissement exprimé en Neper par mètre (Np/m), la partie imaginaire β est un paramètre de phase exprimé en radians par mètre (rad/m). Par

identification on déduit facilement de l'équation (I.7) que :

$$\alpha = \sqrt{1/2. (\sqrt{(R^2 + L^2. \omega^2)(G + C^2. \omega^2)} + (R. G - L. C. \omega^2))} \quad (\text{I.8})$$

$$\beta = \sqrt{1/2. (\sqrt{(R^2 + L^2. \omega^2)(G + C^2. \omega^2)} - (R. G - L. C. \omega^2))} \quad (\text{I.9})$$

Les équations (I.5) et (I.6) admettent des solutions de la forme :

$$v(z) = V_i \exp(-\gamma z) + V_r \exp(\gamma z) \quad (\text{I.10})$$

$$i(z) = I_i \exp(-\gamma z) + I_r \exp(\gamma z) \quad (\text{I.11})$$

V_i, I_i : Tension et courant de l'onde incidente.

V_r, I_r : Tension et courant de l'onde réfléchie.

V_i, V_r, I_i, I_r : Sont des constantes d'intégration. Il est évident d'après (I.1) et (I.2) qu'elles sont liées deux à deux puisque l'on a en effet :

$$\frac{V_i}{I_i} = \frac{V_r}{I_r} = \sqrt{\frac{R+j.L.\omega}{G+j.C.\omega}} \quad (\text{I.12})$$

La quantité $\frac{V_i}{I_i}$ est homogène à une impédance que l'on appelle l'impédance caractéristique de la ligne :

$$Z_c = \sqrt{(R + j. L. \omega) / (G + j. C. \omega)} \quad (\text{I.13})$$

On note aussi que :

$$\text{La vitesse de phase : } V_{ph} = \frac{\omega}{\beta} \quad (\text{I.14})$$

$$\text{La vitesse de groupe : } V_g = \left(\frac{d\omega}{d\beta}\right)^{-1} \quad (\text{I.15})$$

$$\text{Le coefficient de réflexion : } \Gamma_r = \frac{Z_R - Z_c}{Z_R + Z_c} \quad (\text{I.16})$$

$$\text{Le taux d'ondes stationnaire (TOS) : } \rho = \frac{1 + \Gamma_r}{1 - \Gamma_r} \quad (\text{I.17})$$

I.2.2.2. Ligne sans pertes.

Pour une ligne sans pertes on a $L \cdot \omega \gg R$ et $C \cdot \omega \gg G$ ce qui implique que :

$$\alpha = 0, \gamma = j \cdot \beta = j \cdot \omega \sqrt{L \cdot C}$$

et l'impédance caractéristique dans ce cas est purement réelle, et donnée par :

$$Z_c = \sqrt{\frac{L}{C}} \quad (\text{I.18})$$

On a: $\beta = \omega \cdot \sqrt{\mu \cdot \varepsilon}$

Donc : $L \cdot C = \mu \cdot \varepsilon$

μ et ε sont la perméabilité effective et la permittivité effective du matériaux.

Pour une ligne de transmission, ce résultat peut également être exprimé en fonction de L et C :

$$Z_c = \sqrt{\frac{L}{C}} = \sqrt{\frac{L}{C}} \cdot \sqrt{\frac{\varepsilon \mu}{\varepsilon \mu}} = \frac{\varepsilon}{c} \sqrt{\frac{\mu}{\varepsilon}} = Z \frac{\varepsilon}{c} \quad (\text{I.19})$$

Où Z est l'impédance intrinsèque de l'air.

Donc l'impédance caractéristique diffère de l'impédance intrinsèque de l'air Z par un facteur (ε/c) , qui est fonction de la configuration de la ligne et du diélectrique seulement.

Ainsi le modèle se réduit à une inductance série avec une capacité parallèle figure (I.21).

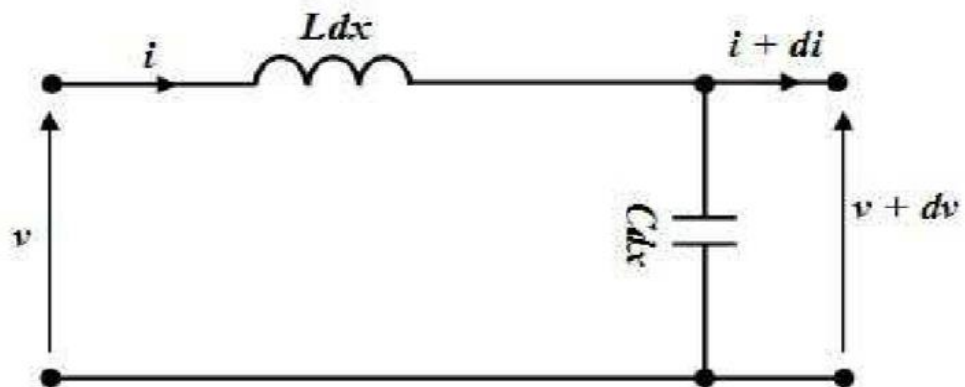


Figure (I.5): Représentation d'un tronçon de ligne sans pertes de longueur dx .

I.2.3. Les paramètres S.

On modélise un dispositif hyperfréquence par un ensemble de ports. Chaque port correspond à un plan de référence. Le terme de 'port' a été introduit par H. A. Wheeler dans les années 1950 [7-8].

Les paramètres S relient les ondes incidentes avec les ondes réfléchies par les ports du dispositif. Ainsi, un dispositif hyperfréquence est décrit complètement au niveau de ses ports.

Pour certains composants, les paramètres S peuvent être calculés en utilisant des techniques analytiques d'analyse des réseaux et mesurés avec un analyseur de réseau vectoriel.

Ces paramètres S peuvent être mis sous forme matricielle. Par exemple, pour un dispositif hyperfréquence à N ports.

$$\begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{11} & \cdots & S_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{n1} & \cdots & S_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} \quad (\text{I.20})$$

Un élément spécifique de la matrice S peut être déterminé par :

$$S_{ij} = \frac{b_i}{a_j} \Big|_{a_k=0 \text{ pour } k \neq j} \quad (\text{I.21})$$

Un élément s_{ij} de la matrice est déterminé en introduisant une onde incidente a_j^+ sur le port "j" et en mesurant l'onde transmise b_i^- sur le port "i". Toutes les autres ondes incidentes sont égales à zéro, et que tous les ports doivent être terminés avec une charge adaptée pour éviter les réflexions.

Les paramètres a_i et b_i représentent des tensions complexes normalisées incidentes et réfléchies et sont parfois appelés les ondes de puissance. Elles peuvent être exprimées en fonction des tensions et intensités mesurées sur le $i^{\text{ème}}$ port, par les relations suivantes :

$$a_i = \frac{V_i + Z_i^* I_i}{2\sqrt{|R(Z_i)|}} \quad \text{et} \quad b_i = \frac{V_i - Z_i^* I_i}{2\sqrt{|R(Z_i)|}} \quad (\text{I.22})$$

Où L'exposant * représente le nombre complexe.

Z_i Correspond à une impédance de référence choisie de façon arbitraire.

Généralement, on admet que l'impédance de référence est la même pour tous les ports du réseau (l'impédance caractéristique de la ligne, Z_0 est positive et réelle).

On utilise les relations :

$$a_i = \frac{V_i + Z_0 I_i}{2\sqrt{|R(Z_0)|}} \text{ et } b_i = \frac{V_i - Z_0 I_i}{2\sqrt{|R(Z_0)|}} \quad (\text{I.22})$$

s_{ii} Correspond au coefficient de réflexion mesuré sur le port "i" lorsque tous les autres ports sont terminés par des charges adaptées.

s_{ij} Correspond au coefficient de transmission entre le port "i" et le port "j" lorsque tous les autres ports sont terminés par des charges adaptées.

Le signe "-" (moins) dans les relations exprimant les ondes réfléchies b_i provient de la convention de signe utilisée pour le courant. Le courant réfléchi provenant de la sortie "rentre" dans le réseau : il est donc du signe opposé au courant "incident" dans le réseau.

I.2.3.1. Les paramètres S d'un quadripôle.

Soit un quadripôle Q représenté comme suit:

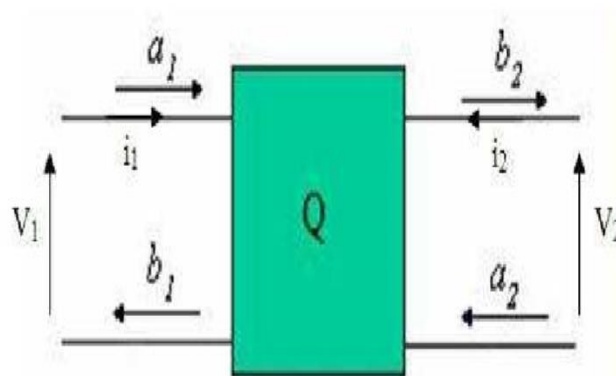


Figure (I.6): Un quadripôle Q.

Où :

a_i : est l'onde incidente à l'accès "i"

b_i : Est l'onde réfléchie à l'accès "i"

Z_{ci} : Est l'impédance de référence au port "i"

Nous pouvons écrire :

$$\begin{cases} V_1 = a_1 + b_1 \\ V_2 = a_2 + b_2 \end{cases} \quad (\text{I.22})$$

$$\begin{cases} i_1 = a_1 - b_1 \\ i_2 = a_2 - b_2 \end{cases} \quad (\text{I.23})$$

$$\begin{cases} b_1 = s_{11}a_1 + s_{12}a_2 \\ b_2 = s_{21}a_1 + s_{22}a_2 \end{cases} \quad (\text{I.24})$$

Soit, sous forme matricielle:

$$\begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} \quad (\text{I.25})$$

Signification physique des paramètres S

$s_{11} = \frac{b_1}{a_1} \Big|_{a_2=0}$ C'est le facteur de réflexion à l'entrée, la sortie étant adaptée.

$s_{21} = \frac{b_2}{a_1} \Big|_{a_2=0}$ C'est le facteur de transmission entrée - sortie, la sortie étant adaptée

$s_{22} = \frac{b_2}{a_2} \Big|_{a_1=0}$ C'est le facteur de réflexion en sortie, l'entrée étant adaptée.

$s_{12} = \frac{b_1}{a_2} \Big|_{a_1=0}$ C'est le facteur de transmission sortie - entrée, l'entrée étant adaptée

I.3. Les méta-matériaux:

L'électromagnétisme est l'un des plus grands domaines de physique. La théorie de l'électromagnétisme est la base de beaucoup des technologies qui affectent fortement notre vie [9].

Néanmoins, ces dernières années une nouvelle expression a paru dans l'univers de la théorie de l'électromagnétisme « les méta matériaux ». Ces méta matériaux captivent l'intérêt croissant des plusieurs communautés scientifiques. A partir de l'an 2000 jusqu'à aujourd'hui le nombre de journaux et conférences qui traitent ce sujet est augmenté exponentiellement [11-15].

Les méta-matériaux sont des structures artificielles possédant des propriétés électromagnétiques non disponibles dans la nature. La propriété particulière qui a fait la renommée des méta matériaux est la possibilité d'avoir une perméabilité et une permittivité simultanément négatives. Ces structures présentent une structuration (cellule de base constituant le matériau) très petite devant la longueur d'onde guidée λ_g . Il est admis que la limite d'homogénéité est fixée à des tailles inférieures à $< \lambda_g/4$ [12].

La première étude théorique sur la possibilité d'existence des méta-matériaux a été publiée par le physicien russe V. G. Veselago [9] en 1968. Les méta-matériaux peuvent être caractérisés

par des paramètres dits « effectifs », ce qui correspond à un matériau équivalent. Nous notons que leurs permittivités et perméabilités effectives s'écrivent sous la forme suivant $\mu_{eff}, \epsilon_{eff}$ avec un indice de réfraction $n_{eff} = \sqrt{\mu_{eff} \cdot \epsilon_{eff}}$.

Dans la littérature, ils existent plusieurs synonymes de méta matériaux. Ils se résument comme suit:

- Matériaux Main Gauche (MMG) (Left-Handed-Materials) : ce terme souligne la propriété fondamentale du méta matériaux, qui est l'opposition entre la vitesse de phase et la vitesse de groupe.
- Matériaux à indice de réfraction négatif (négative réfraction index Matériels) : cette appellation décrit les milieux 2D et 3D.
- Matériaux doublement négatif (Double Négative Matériels) : cette appellation mentionne les signes de la permittivité et la perméabilité du matériau.
- Matériaux de Vaselago (Vaselago medium) : cette appellation ne donne aucune propriété physique du matériau mais elle rend hommage au scientifique considéré comme le père des métamatériaux.
- Matériaux à onde inversée (invertedwave Matériels) : cette appellation souligne une autre propriété des métamatériaux [13].

La réfraction négative a été étudiée pour la première fois en 1944 par L.I. Mandelshtam [14], la figure (I.2) montre le premier schéma de la réfraction négative.

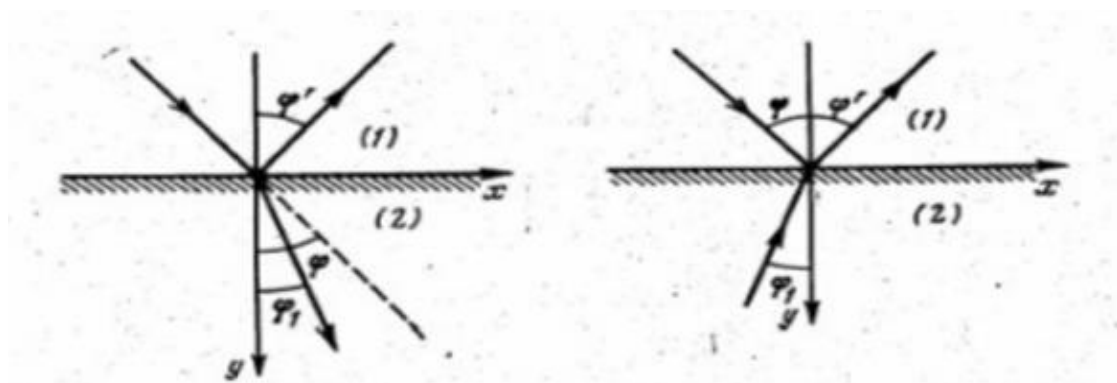


Figure (I.7) : Le premier schéma de principe de la réfraction négative publié en 1950 par L.I. Mandelshtam [14].

Mandelshtam remarque que la réfraction négative est possible et qu'elle implique une opposition entre la vitesse de phase et la vitesse de groupe.

D'après Veselago, la permittivité et la perméabilité sont les deux caractéristiques fondamentales qui caractérisent la propagation des ondes électromagnétiques dans tel milieu et qui apparaissent dans les équations de Maxwell.

L'orientation du vecteur d'onde donnant le sens de propagation de la phase et l'orientation du vecteur de Poynting (la propagation de l'énergie), Veselago conclut que dans ce type de matériau la phase et l'énergie se propagent dans des directions opposées.

Cependant, la première vérification expérimentale de l'existence de l'indice négatif s'est produite après trois décennies plus tard. Pendry en 1996 a proposé des fils métalliques minces qui montrent la permittivité négative aux fréquences microondes. Figure (I.3)

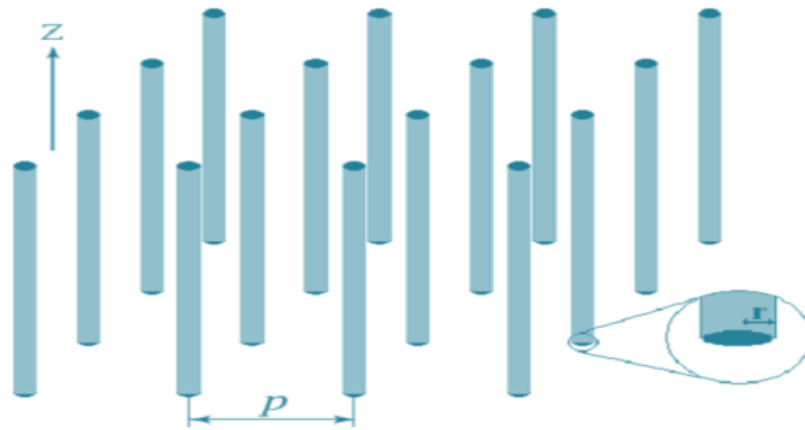


Figure (I.8): Tiges métalliques [15].

Trois ans après, le même auteur a présenté une nouvelle structure appelée (RAF: Résonateur à Anneau Fendu) qui fournit la perméabilité négative. (Figure I.25)

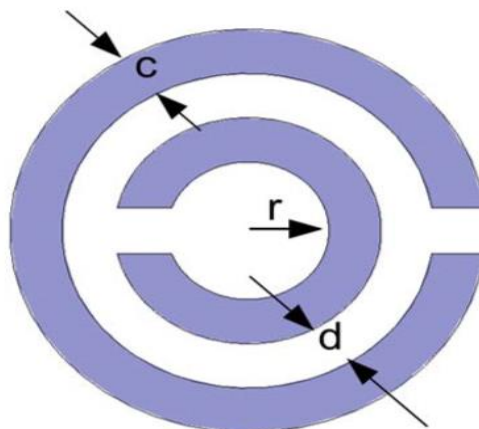


Figure (I.9): RAF avec double anneaux.

Par la combinaison des deux structures proposées par Pendry, Smith et Schultz ont effectué la première vérification expérimentale de l'indice de réfraction négatif.

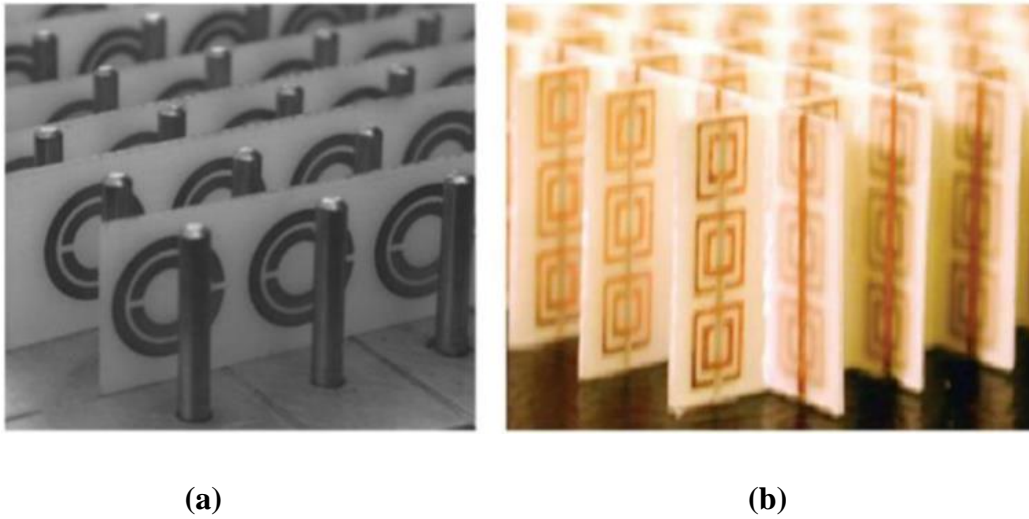


Figure (I.10): Matériaux à indice de réfraction négatif. **(a)** à base de réseau de fils métalliques et des RAFs circulaires. **(b)** à base de réseau de fils métalliques et des RAFs carrés. [17]

I.3.1. Propagation électromagnétique dans un milieu homogène.

On considère les équations de Maxwell [18] différentielles pour les champs magnétique et électrique :

$$\vec{\nabla} \times \vec{E} = \frac{d\vec{B}}{dt} \quad (\text{I.26})$$

$$\vec{\nabla} \times \vec{H} = \frac{d\vec{D}}{dt} \quad (\text{I.27})$$

$$\vec{B} = \mu \cdot \vec{H} \quad (\text{I.28})$$

$$\vec{D} = \epsilon \cdot \vec{E} \quad (\text{I.29})$$

Avec :

\vec{E} : le champ électrique.

\vec{H} : le champ magnétique.

\vec{B} : l'induction magnétique.

\vec{D} : l'induction électrique.

μ : La perméabilité magnétique.

ε : la permittivité électrique. $\mu = \mu_r \mu_0$ et $\varepsilon = \varepsilon_r \varepsilon_0$

ε_r et μ_r représentent respectivement la permittivité relative et la perméabilité relative du milieu de propagation, ε_0 et μ_0 représentent respectivement la permittivité et la perméabilité du vide.

Pour une onde plane qui se propage selon la direction z , un caractère ondulatoire ($e^{j\omega t}$) et propagatrice ($e^{-\gamma z}$) sont associés aux champs électromagnétiques \vec{E} et \vec{H} . L'équation de propagation s'écrit alors :

$$\vec{E} = \vec{E}_0 e^{(j\omega t)} e^{(-\gamma z)} \text{ et } \vec{H} = \vec{H}_0 e^{(j\omega t)} e^{(-\gamma z)} \quad (\text{I.30})$$

La variation des champs \vec{E} et \vec{H} étant liée par les équations de Maxwell, l'onde est représentée fréquemment par un seul de ses champs.

\vec{E}_0 est l'amplitude du champ électrique

ω la pulsation qui est définie par : $\omega = 2\pi f$ Avec f la fréquence.

Dans l'équation de propagation (I.30), γ est appelée la constante de propagation, elle est définie par: $\gamma = \alpha + j\beta$ Avec α est l'atténuation, β est la constante de phase. Selon la forme de la constante de propagation γ on définit trois cas :

-La valeur de γ est purement réelle : $\gamma = \alpha$, l'onde électromagnétique est évanescente, elle décroît exponentiellement lors de sa propagation.

-La valeur de γ est purement imaginaire : $\gamma = j\beta$, l'onde électromagnétique est propagatrice.

-La valeur de γ est complexe : $\gamma = \alpha + j\beta$, l'onde électromagnétique est propagatrice avec un terme de pertes.

Si on considère l'onde qui se propage sans pertes, on peut écrire les équations (I.31):

$$\vec{E} = \vec{E}_0 e^{(j\omega t)} e^{(-kz)} \text{ et } \vec{H} = \vec{H}_0 e^{(j\omega t)} e^{(-kz)} \quad (\text{I.32})$$

Avec k le nombre d'onde, sachant que dans l'hypothèse d'une propagation TEM :

$$\vec{B} = \vec{k} \quad (\text{I.31})$$

Ainsi pour des valeurs positives de permittivité et de perméabilité, on a : $\vec{E}, \vec{H}, \vec{k}$ qui forment un système de références droit RH ($\vec{E}, \vec{H}, \vec{k}$ forment un trièdre direct) correspond aux matériaux

classiques dit matériaux main droite comme les matériaux diélectriques isotropes. Si par contre on a un système LH ($\vec{E}, \vec{H}, \vec{k}$ forment un trièdre indirect) correspond aux matériaux dit matériaux main gauche sont les méta-matériaux ($\epsilon, \mu < 0$) on a :

$$\begin{cases} \vec{k} \times \vec{E} = -\omega \times |\mu| \times \vec{H} \\ \vec{k} \times \vec{H} = \omega \times |\epsilon| \times \vec{E} \end{cases} \quad (I.33)$$

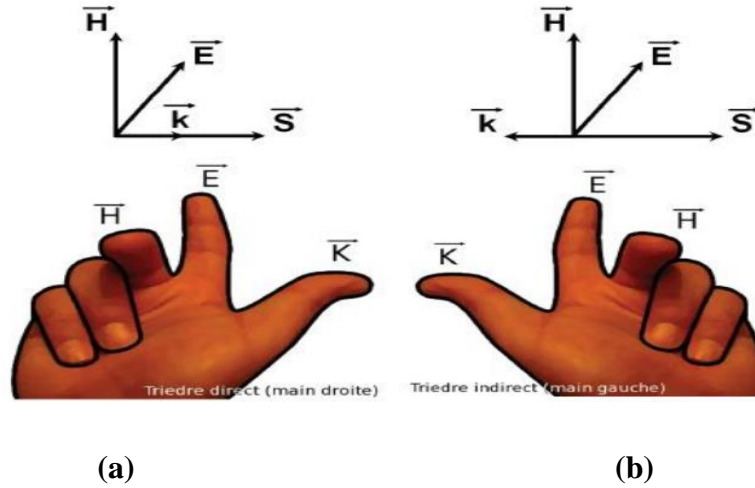


Figure (I.11): Représentation du trièdre de vecteur, (a) Milieu main droite. (b) Milieu main gauche [17].

Le flux d'énergie est déterminé par la partie réelle du vecteur de Poynting:

$$\vec{S} = \frac{1}{2} \vec{E} \times \vec{H} \quad (I.34)$$

Si on a un changement simultané de signe de la permittivité et la perméabilité, la direction du vecteur de Poynting \vec{S} et le même que le milieu RH.

La chose qui change par rapport aux matériaux classiques c'est la direction du vecteur de propagation \vec{k} donne par:

$$k^2 = \frac{\omega^2}{c^2} n^2 \quad (I.35)$$

La vitesse de phase est définie par l'équation (I.36) et la vitesse de groupe par l'équation (I.37) :

$$v_{\phi} = \frac{\omega}{k} \quad (I.36)$$

$$v_g = \frac{d\omega}{dk} \quad (I.37)$$

Le fait que les trois vecteurs \vec{E} , \vec{H} , \vec{k} forment un trièdre implique que la vitesse de phase et la vitesse de groupe de l'onde sont dans la direction opposée :

$$\text{Milieu main droite : } v_{\varphi} > 0 \text{ (} k > 0 \text{) et } v_g > 0 \quad (\text{I.38})$$

$$\text{Milieu main gauche : } v_{\varphi} < 0 \text{ (} k < 0 \text{) et } v_g > 0 \quad (\text{I.39})$$

Le fait que ϵ_r et μ_r soit toutes les deux négatives implique que l'indice de réfraction n du milieu est négative car:

$$n^2 = \epsilon_r * \mu_r \quad (\text{I.40})$$

I.3.2. Classification des matériaux.

Nous distinguons dans le domaine des micro-ondes quatre catégories de matériaux et ceci selon le signe de leurs permittivité et perméabilité, comme indiqué dans la figure (I.28).

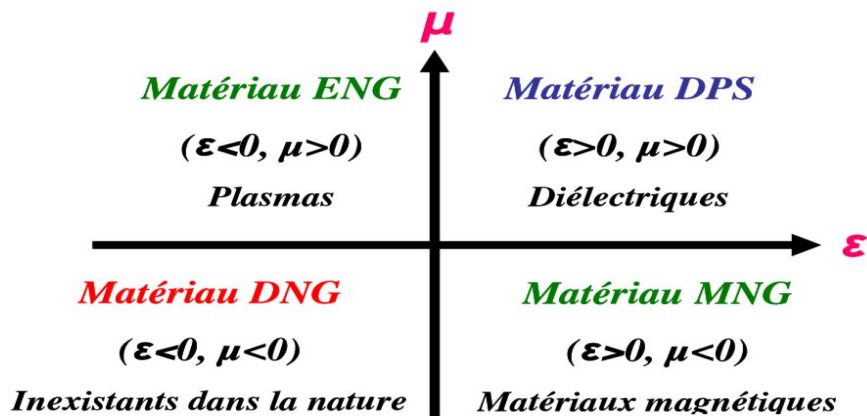


Figure (I.12): Classes de matériaux en fonction du signe de la permittivité et la perméabilité [26].

I.3.2.1. Les matériaux doublement positifs (DPS)

Les matériaux DPS sont les matériaux qui présentent des paramètres intrinsèques positifs et non nuls ($\epsilon > 0$ et $\mu > 0$). Les matériaux diélectriques et magnétiques font partie de cette catégorie.

I.3.2.2. Les matériaux à perméabilité négative (MNG)

Ils sont des matériaux à perméabilité négative réalisée par des matériaux ordinaires métallo-diélectrique n'ayant pas forcément une activité magnétique tels que les ferromagnétiques [19]. Le cas où $\epsilon_r > 0$ $\mu_r < 0$ représente le cas de ferrite.

En 1999, J. Pendry [30] a été le premier à exploiter l'idée en introduisant une configuration originale incluant un réseau de structures métalliques sous la forme d'un rouleau suisse (Swiss-Roll) Figure (I.29). C'est une structure artificielle à résonance magnétique sans avoir recours à un matériau magnétique.

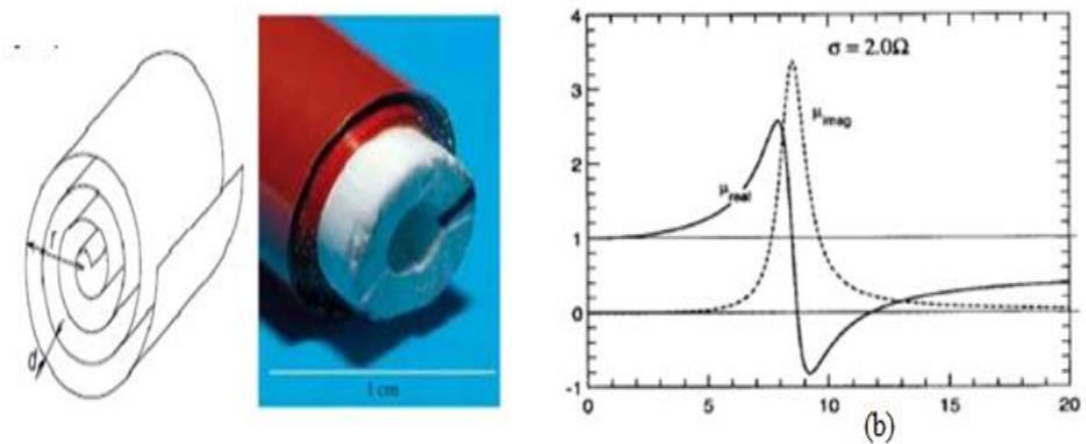


Figure (I.13): Rouleau suisse (Swiss-Roll) de Pendry (b) la variation de la perméabilité effective réelle et imaginaire en fonction de la fréquence [16].

Chaque élément unitaire est basé sur un cylindre de rayon r sur lequel est enroulée une spirale conductrice isolée de N tours. L'espacement entre deux tours consécutifs est noté d . Quand un champ magnétique excite la structure, un courant est induit dans le conducteur et une capacité équivalente est créée. La structure (Swiss-Roll) est considérée comme un milieu homogène puisque la plus grande dimension de cette inclusion est très inférieure à la longueur d'onde d'excitation.

La relation de la perméabilité effective est donnée donc par :

$$\mu_{eff} = 1 - \frac{F}{1 + \frac{2\sigma i}{\omega r \mu_0 (n-1)} - \frac{dc_0^2}{2\pi^2 \omega^2}} \quad (I.41)$$

Avec:

C_0 : la célérité de la lumière dans le vide.

Ω : la pulsation angulaire.

Σ : la conductivité du métal de la spire.

ε : la permittivité de la matière isolante entre les feuilles conductrices de la spire.

μ_0 : la perméabilité du vide.

F: le volume de la structure.

d: la distance entre les couches.

r: rayon interne.

Dans le but de remédier aux imperfections de la structure (Swiss-Roll) en termes d'absorption . Une optimisation de la structure a été ensuite proposée par la même équipe. Il s'agit de la structure RAF (Résonateur à Anneau Fendu) Figure (I.30). La structure RAF est composée de deux résonateurs en boucles métalliques imbriquées sous forme de la lettre C.

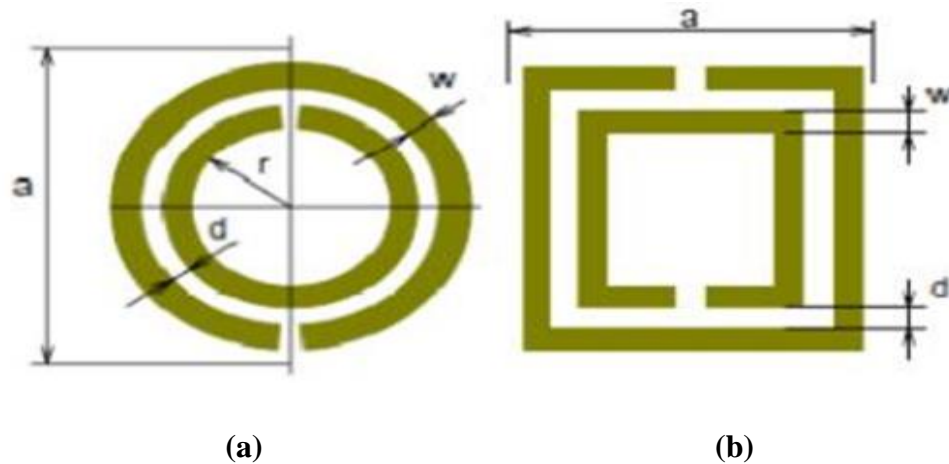


Figure (I.14): Les géométries planaires des cellules unitaires d'un résonateur d'anneaux fendus ; **a)** Structure de circulaire **b)** Structure carrée [20].

Pour un résonateur en anneau fendu doublement circulaire Figure (I.30), l'expression de la perméabilité effective est donnée par [20]

$$\mu_{\text{eff}} = 1 - \frac{\frac{\pi r^2}{a}}{1 + \frac{2\sigma i}{wr\mu_0}} - \frac{3d}{\pi^2 * \mu_0 * w^2 * \varepsilon_0 * \varepsilon * r^3} \quad (\text{I.42})$$

Avec : a : la longueur de la cellule unitaire

σi : est la conductivité électrique.

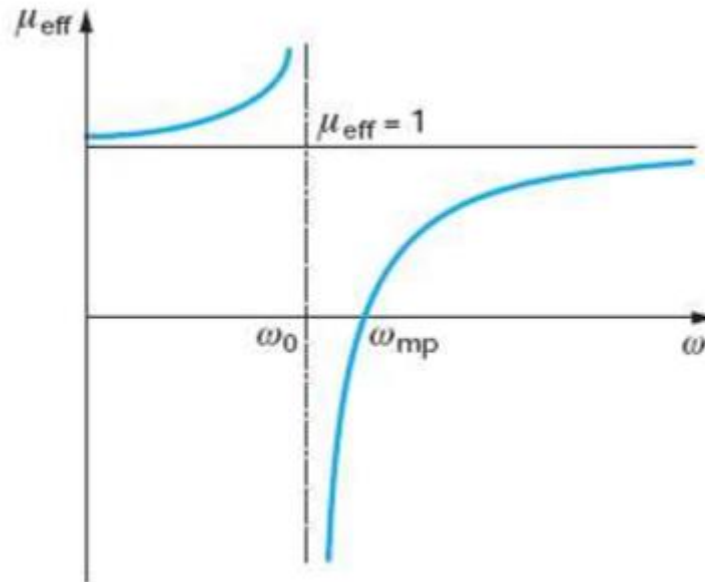


Figure (I.15): La perméabilité effective en fonction de la fréquence [9].

La représentation de la perméabilité en fonction de fréquence (équation I.42) est mentionnée sur la Figure (I.31). Elle y a une gamme de fréquence étroite où la perméabilité efficace est en dessous de zéro.

La fréquence de résonance (pour la quelle $\mu_{\text{eff}} \rightarrow \pm\infty$).

$$\omega_{0m} = \sqrt{\frac{3dc_0^2}{\pi^2 * r^3}} \quad (\text{I.43})$$

Tandis que la fréquence magnétique de plasma (pour que $\mu_{\text{eff}} \rightarrow 0$).

$$\omega_{0m} = \sqrt{\frac{3dc_0^2}{\pi^2 * r^3 (1 - \frac{\pi r^2}{a^2})}} \quad (\text{I.44})$$

Pour un diélectrique de permittivité ϵ et un anneau de largeur ω :

$$\omega_{0m} = \sqrt{\frac{3dc_0^2}{\pi * \epsilon * r^3 * \ln(\frac{2w}{d})}} \quad (\text{I.45})$$

Le résonateur en anneau fendu est probablement le bloc constitutif le plus employé souvent et le plus analysé pour avoir une perméabilité négative.

I.3.2.3. Les matériaux à permittivité négative (ENG)

Selon le modèle de Drude [22], les métaux ne sont pas des milieux préparatifs à partir d'une certaine fréquence qui est la fréquence Plasma électrique (ω_{pe}). En fait, en dessous de cette fréquence les métaux présentent une permittivité négative.

$$\epsilon_{\text{eff}} = 1 - \frac{\omega_{pe}^2}{\omega^2 + \omega_c} \quad (\text{I.46})$$

Avec:

ω_{pe} : La pulsation du plasma électrique

ω_c : La pulsation de collision

I.3.2.4. Les matériaux doublement négatifs (DNG)

Ils sont des matériaux ayant une permittivité et une perméabilité négative, ces Métamatériaux peuvent être réalisés par des cellules unitaires basiques combinées : une cellule de type MNG, et une cellule de type ENG. , comme la cellule (RAF+Tige) réalisée par l'équipe de D.R.Smith Figure (I.32, a) [40]. RAF ayant une activité magnétique et le réseau de tiges responsable de l'activité électrique. A la résonance cette cellule composite montre un phénomène doublement négatif comme le montrer la Figure (I.32, b). Le deuxième type est basé un seul motif responsable sur une double activité simultanément. Comme exemple, la cellule DNG ayant l'allure de la lettre grec « Ω » a été introduite par l'équipe de N.Engeta et H.Griguer [35] Figure (I.33).

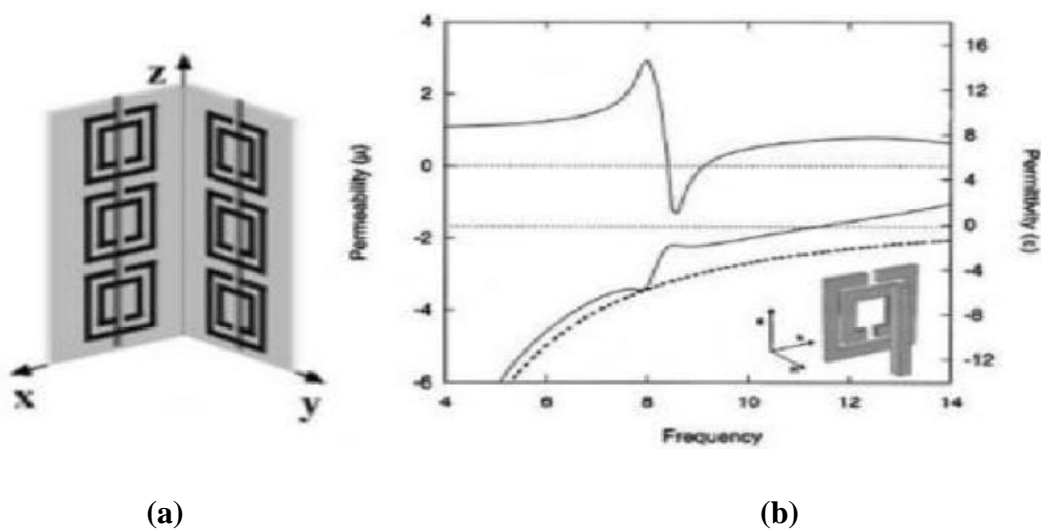


Figure (I.16): (a) Cellule DNG- "RAF+Tige" (b) perméabilité et permittivité de la Cellule "RAF+Tige" [40].

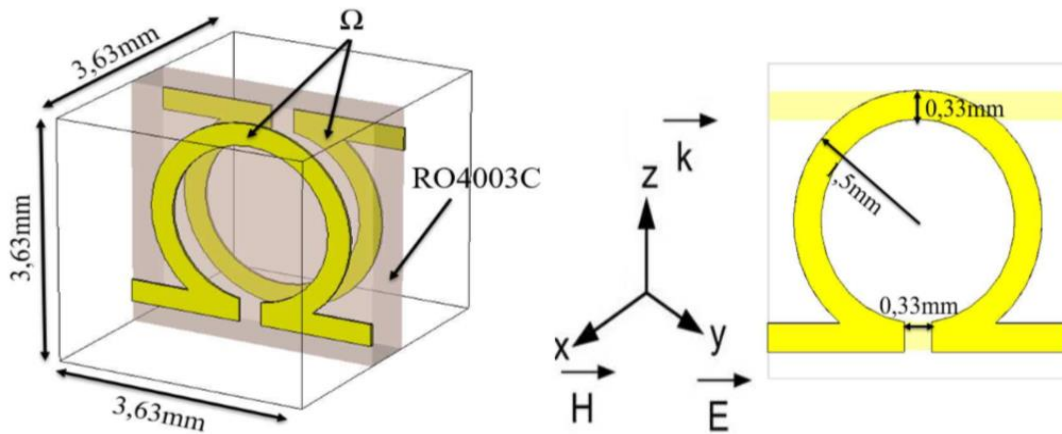


Figure (I.17): Représentation et dimensions d'une unité de cellule de la forme double « Ω » [40].

I.3.3. Les avantages de l'emploi des méta-matériaux

La miniaturisation des composants: Composants petits comme les antennes de taille réduite de 1/10 (au moins) ayant des performances égales ou meilleures que les antennes conventionnelles, ce qui conduit à des réductions.

Un meilleur contrôle des paramètres: De circuits d'adaptation large bande, des composants de déphasage et lignes de transmission préservant une linéarité de phase sur toute la bande de fonctionnement, ce qui correspond à 5 à 10 fois mieux que dans les composants conventionnels.

Une opération multi-bande: composants multi-bandes dont les fréquences de fonctionnement peuvent être façonnées pour des applications spécifiques et ne sont pas limitées aux seules fréquences harmoniques multiples.

Les méta-matériaux sont envisagés dans:

- Les composants passifs (substrats, super-substrats ou milieux intégrables).
- Les composants actifs avec des possibilités de changement et de déplacement de la fréquence de fonctionnement (accordables).

I.3.4. Les méta-matériaux et leurs applications.

Plusieurs systèmes de télécommunications modernes, utilisent les filtres. La conception des filtres compacts et performants constitue un grand défi dans le domaine des microondes, l'intégration des systèmes de transmission sans fil pour ces gammes de fréquences nécessite la réduction des dimensions de chaque fonction élémentaire de la chaîne d'émission-réception

(filtres). Dans le cas de récepteurs multi-bandes, l'utilisation de plusieurs filtres (dédiés à chaque bande de fréquences, ou ensemble de canaux de réception) doit être évitée puisqu'elle consomme une surface importante. Ainsi, le filtre accordable est une solution intéressante à ce problème, sa réponse fréquentielle pouvant être modifiée afin de sélectionner les diverses bandes de fréquences utiles du récepteur multi-bande [39].

Le premier travail de l'équipe de M. Burokur [41] était la simulation d'un filtre coupe bande basé sur un réseau de cellules RAF (Résonateur à Anneau Fendu) et une ligne de transmission 50Ω figure (I.34), les résultats obtenus par cette équipe montrent un phénomène coupe bande autour de la fréquence de résonance de la cellule RAF.

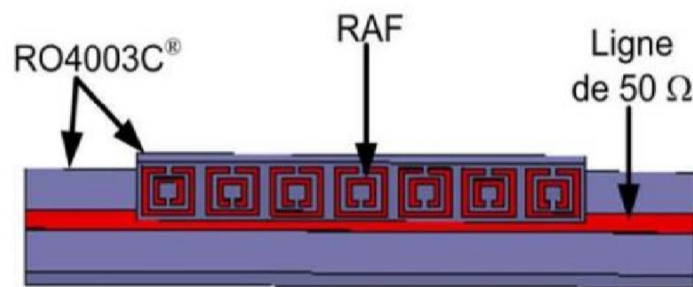


Figure (I.18): RAFs associés à une ligne micro-ruban de 50Ω [41].

La matrice [S] est extraite pour une bande de fréquences allant de 7 GHz à 13 GHz. Les amplitudes normalisées de S_{11} et de S_{21} sont données sur la figure (I.35). Les résultats de simulation montrent la valeur de coefficient de transmission S_{21} à -19 dB pour la fréquence 9.8 GHz.

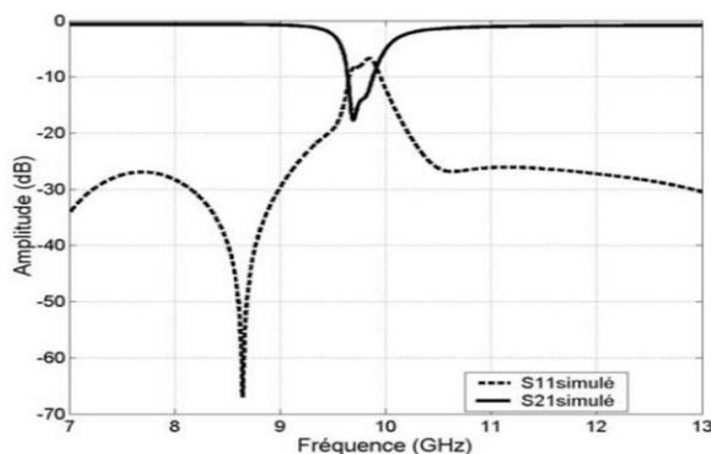


Figure (I.19): Résultats de simulation pour les RAFs associés à une ligne micro-ruban de 50Ω .

Un autre travail de la même équipe consistait à réaliser un filtre passe bande basé sur un réseau de cellules RAF (Résonateur à Anneau Fendu) et des résonateurs micro-rubans figure (I.36) [21], les résultats obtenus par cette équipe montrent un comportement passe-bande autour de la fréquence de résonance de la cellule RAF figure (I.37).

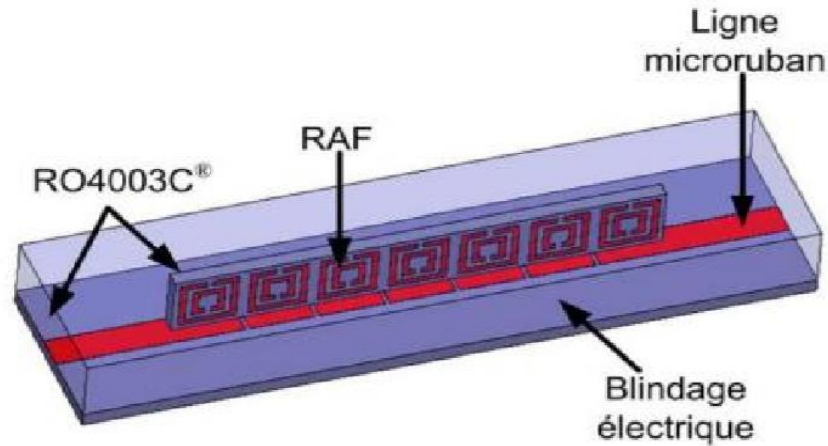


Figure (I.20): RAFs associés aux résonateurs micro-rubans [21].

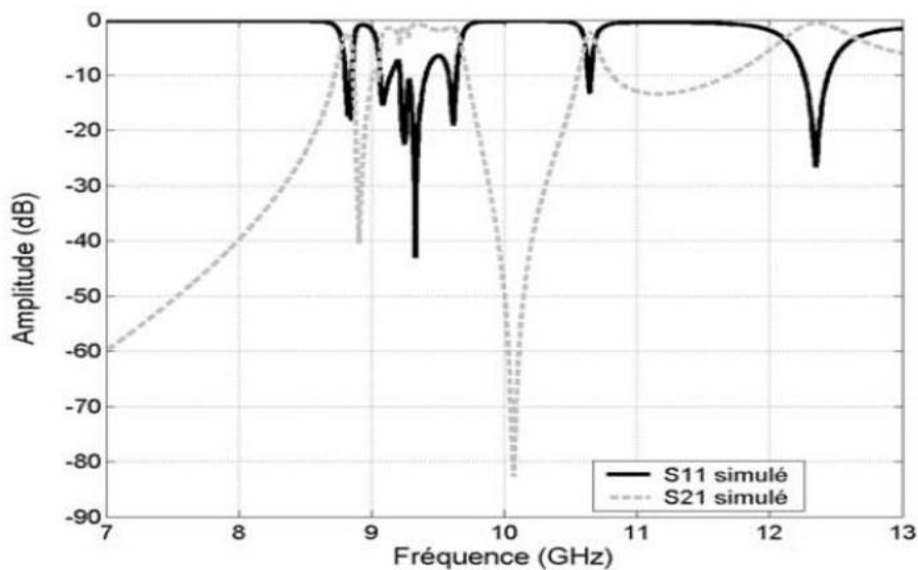


Figure (I.21): Réponses simulées en réflexion et en transmission de la structure faite de RAFs et de résonateurs micro-rubans [21].

Les résultats de simulation montrent un comportement passe-bande centré autour de 9,2 GHz avec une bande passante de 0,8 GHz, de faibles pertes d'insertion de 0,85 dB et l'adaptation S_{11} à -7dB.

I.3.5. Autres applications.

Les principaux domaines pouvant intégrer des composants ou des systèmes à base de métamatériaux sont: les technologies de l'information et de la communication, le spatial, la défense et la sécurité, et les nanotechnologies. [9]

I.3.5.1. Communication.

Grâce à la possibilité de mieux contrôler et mieux maîtriser la propagation des ondes EM dans des matériaux de dimensions réduites, les méta-matériaux sont envisagés comme de réels candidats pour les applications microondes.

I.3.5.2. Spatial.

Les systèmes de communication par satellite sont demandeurs de composants à taille réduite. Les méta-matériaux peuvent fournir des possibilités avec des systèmes d'antennes miniaturisées avec des fonctionnalités augmentées et une réduction des coûts de fabrication.

Des prototypes utilisant des EBG (Electromagnetic Band Gap), existent et sont utilisés. Mais leurs dimensions restent du même ordre de grandeur que les systèmes conventionnels.

I.3.5.3. Nanotechnologies.

La réalisation de méta-matériaux aux fréquences du visible sert dans une grande gamme d'applications de l'optique: systèmes d'imagerie à très haute résolution.

I.4. Définition d'un biocapteur .

Un biocapteur est un outil ou système analytique conçu pour transformer une réponse biologique en un signal électrique [23]. Ce dispositif est basé sur l'accouplement spatial direct d'un composé biologiquement actif immobilisé, appelé "biorécepteur" qui est un "élément de reconnaissance biologique", avec un transducteur qui agit en tant que détecteur et un amplificateur électronique Figure (I.38) [22, 24].

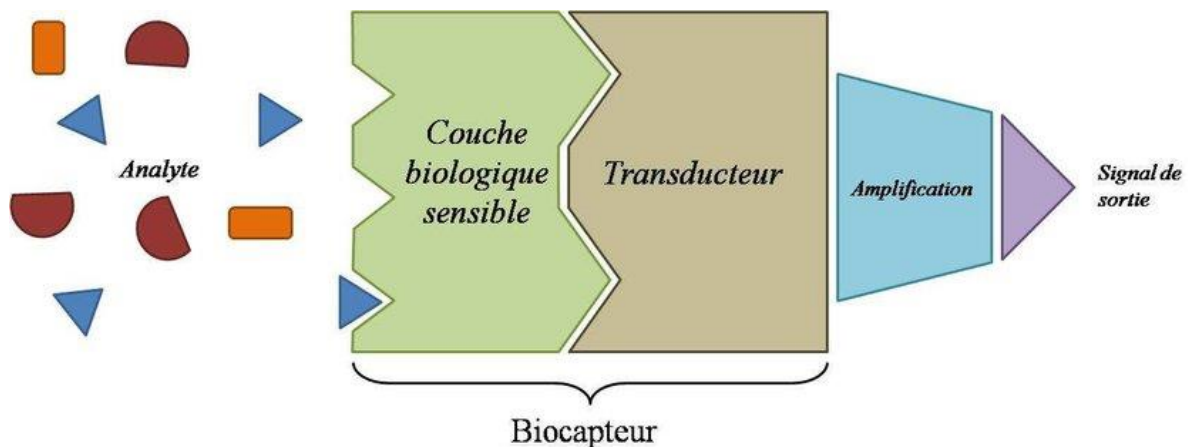


Figure (I.22) : Représentation schématique d'un biocapteur.

I.4.1. Le principe de fonctionnement d'un du biocapteur :

Un biocapteur peut se définir comme appareil analytique comprenant un transducteur, En effet, la composante biologique réagit avec l'échantillon à analyser. Elle capte donc l'analyte, pour traduire cette réaction en un signal qui est quantifiable par le système transducteur-processeur [6]. Le processeur sert à modéliser les données afin de les visualiser de façon appropriée. En général, les biocapteur sont construits de manière à ce que le signal produit soit proportionnel à la concentration de l'analyte .

La composante biologique du biocapteur peut être divisée en trois groupes, les comportementales, les catalytiques et les non-catalytiques. Le groupe des comportementales comprend les organismes plus évolués (daphnies, moules, poissons), le groupe catalytique inclut des enzymes, des microorganismes et tissus, tandis que le groupe des non-catalytiques ou d'affinité comprend des anticorps, des récepteurs et des acides nucléiques [26]. La technologie des transducteurs inclut des éléments électrochimiques (ampèrométrie, potentiométrie, et conductimétrie) et optiques, qui mesure des changements comme l'absorption, la fluorescence, et l'émission de lumière. Des dispositifs existent aussi pour mesurer des changements calorimétriques et acoustiques [27].

I.4.2. Les transducteurs.

Le transducteur est l'élément physique qui sert à exploiter la modification biochimique issue d'une interaction entre un analyte et le biorécepteur pour la transformer en signal électrique. Le type de transducteur sera choisi en fonction des modifications biochimiques se produisant au niveau du biorécepteur. Cette adéquation entre le transducteur et l'élément biologique permettra d'obtenir un signal sensible, facilement exploitable et avec un minimum de bruit de fond. Plus le bruit de fond sera faible, plus il assurera un seuil de détection bas et améliorera les performances du biocapteur [28-29]. Cette étude est principalement consacrée aux biocapteurs à base d'enzymes

I.4.2.1. Capteur thermique :

Les capteurs thermométriques appelés aussi capteurs enthalpimétriques sont destinés à déterminer la concentration d'un substrat par la variation d'enthalpie associée à la réaction enzymatique [30]. Cette méthode fait essentiellement appel aux réactions exo ou endothermiques. Le changement de température, ΔT , est déterminé par un microcalorimètre et est relié aux variations d'enthalpie, ΔH , et la capacité de chaleur du réacteur, C_p par la relation suivante:

$$\Delta T = n\Delta H/C_p \quad (I.47)$$

Avec : n étant le nombre de moles de substrat ayant réagi.

Pour ce type de biocapteur, il n'est pas nécessaire de mesurer le produit de la réaction, seule la chaleur dégagée au cours de la réaction est utilisée dans la mesure.

I.4.2.2. Capteur optoélectronique :

La reconnaissance biologique à la surface du transducteur se traduit par des changements des propriétés optiques de celui-ci. Ces appareils sont constitués d'une ou plusieurs fibres optiques pour le rayon incident et pour le faisceau lumineux qui sera mesuré, les capteurs à fibre optique se divisent en deux catégories.

- **les capteurs intrinsèques** qui mettent en jeu les caractéristiques propres de la fibre. Ce sont, par exemples, des capteurs interférométriques qui exploitent les changements de phase de la lumière transmise. Ces capteurs peuvent détecter les variations de pression, de température ou de champ magnétique.

- **les capteurs extrinsèques** : qui utilisent un élément sensible externe à la fibre: par exemple, un réactif immobilisé dont l'interaction avec le composé à doser change ses propriétés optiques (l'absorption, la fluorescence et la chimi/bioluminescence). Dans ce cas, la fibre sert au transport de la lumière vers l'élément sensible et son retour vers l'appareil de mesure. Ce sont en général les capteurs extrinsèques qui servent de base à la réalisation de biocapteurs [31-35].

I.4.2.3. Capteur à effet piézoélectrique :

Les transducteurs piézoélectriques mesurent des variations de masse à leur surface. Le principe de ces transducteurs repose sur les propriétés piézoélectriques des matériaux utilisés. L'effet piézo direct correspond au phénomène qui a lieu lorsqu'un solide cristallin est soumis à une contrainte mécanique appliquée sur ses faces: la déformation du cristal s'accompagne d'une polarisation électrique dont l'amplitude est proportionnelle à la contrainte appliquée. La piézoélectricité traduit donc l'interdépendance des propriétés électriques et mécaniques de certains matériaux [35].

I.4.3. Caractéristiques d'un biocapteur

Les principales caractéristiques d'un capteur sont définies de la manière suivante:

- **Sensibilité** : elle est le rapport entre la variation de la réponse du capteur et la variation de la concentration en glucose en solution aqueuse auquel il est soumis. Un capteur très sensible sera apte à détecter les plus faibles variations. Cette caractéristique dépend essentiellement du matériau sensible et de son affinité avec la molécule cible.
- **Temps de réponse** : la rapidité est caractérisée par le temps que met le capteur à réagir à une variation brusque du mesurande. Cependant la valeur finale étant le plus souvent atteinte de manière asymptotique, elle correspond au temps nécessaire pour que le capteur délivre une certaine portion α de la pleine amplitude du signal. La connaissance du temps de réponse d'un capteur est un élément essentiel lors de la réalisation de mesures .
- **Sélectivité** : un capteur est dit sélectif, si la variation du signal de sortie est due uniquement à la seule grandeur (physique, chimique, biologique...) qu'on veut mesurer . Elle représente par conséquent la capacité du capteur à détecter une molécule cible indépendamment des autres molécules en présence.
- **Stabilité** : elle définit la propension du capteur à conserver une réponse constante au cours du temps [22,37].

I.4.4. Capteurs à base des méta-matériaux.

Les capteurs à base de méta matériaux ont suscité un regain d'intérêt grâce au développement de la microélectronique qui offre de nouvelles perspectives et capacités biomédicales. Ces capteurs nous a permis d'opérer à une échelle proche d'une cellule en contrôlant et en traitant les ondes avec précision à l'échelle nanométrique, facilitant ainsi la compréhension de nombreux phénomènes biologiques. L'une des principales préoccupations de ces capteurs est la possibilité de développer des méthodes de détection directe ne nécessitant pas l'utilisation de marques spécifiques. En raison de leur petite taille, de leur facilité d'utilisation, de leur grande sensibilité et de la possibilité de les utiliser sur site, ils constituent des éléments d'analyse particulièrement utiles et intéressants.

Le principe de découverte biologique de ces capteurs repose sur l'utilisation de dispositifs à plan résonant, intrinsèquement sensibles aux petites variations de paramètres. Ainsi, l'introduction d'espèces à tester sur ces résonances implique un décalage de la fréquence de résonance. Certaines études de premier plan sur les capteurs SRR basés sur différents configuration sont été développées et peuvent représenter un sujet état de l'art pour notre travail. Leetal ont proposé biocapteurs à base de SRR pour la détection de la biotine-streptavidine , ADN , marqueur du cancer de la prostate, prostate l'antigène spécifique (PSA) et l'hormone de stress du cortisol. [38-40]

Tous ces biocapteurs sont basés sur un double anneau fendu résonateur (DSRR). Les basses fréquences de fonctionnement peuvent être réalisées par l'utilisation de ce type de résonateur méta-matériau, en raison de leur taille électrique relativement petite. Withayachumnankul et al ont mis en œuvre le résonateur à anneau fendu boucle (SRR-boucle) comme capteur multicanaux à couches minces et capteur micro fluide. À la fréquence de résonance, la boucle SRR localise un champ électrique intense principalement dans la petite région de gap. Le résonateur à anneau divisé complémentaire (CSRR) est également impliqué dans le travail de Ebrahimi et al [41], qui fondamentalement proposé un capteur micro-fluide pour l'identification précise des échantillons liquides chimiques et biologiques. Haute sensibilité était montrée en raison du fort confinement du champ électrique dans le bord inférieur du CSRR à la fréquence de résonance [42]

Chapitre II : Réseaux de neurones

II.1. Introduction.

En premier lieu, nous commençons dans ce chapitre par l'historique des réseaux de neurones, nous présenterons ensuite les définitions essentielles, nous expliquons ce qu'est un neurone formel, ce qu'est un réseau de neurones, ce qu'est l'apprentissage des réseaux de neurones.

Nous terminerons par les modèles essentiels et les domaines d'application des réseaux de neurone.

II.2. Historique des réseaux de neurones.

En 1943, les neurologues Warren McCulloch et Walter Pitts [43] menèrent les premiers travaux sur les réseaux de neurones. Ils constituèrent un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé «neurone formel».

Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

La fonction des réseaux de neurones formels, à l'instar du modèle vivant, est de résoudre des problèmes vrais et complexes.

En 1949, le physiologiste canadien Donald Hebb [44] a proposé une règle simple «règle de Hebb» sur l'apprentissage. Cette règle permet de modifier la valeur des coefficients synaptiques en fonction de l'activité des unités qu'ils relient. De nombreux modèles de réseaux aujourd'hui utilisent encore la règle de Hebb.

En 1958, F. Rosenblatt [45] développe le modèle du perceptron qui possède deux couches distinctes: une couche de perception et une couche liée à la prise de décision. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience.

Durant la même période, le modèle de L'Adaline (Adaptive linéairement) a été présenté par B. Widrow et Hoff. Ce modèle sera par la suite le modèle de base des réseaux multicouches.

En 1969, Marvin Lee Minsky et Seymour Papert donnent quelques limitations théoriques de réseaux de neurones artificiels tels que le perceptron; notamment l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires. Cette critique va fortement diminuer les recherches jusqu'en 1972, où T. Kohonen présente ses travaux sur les mémoires associatives et propose des applications à la reconnaissance de formes.

En 1982, le physicien John Joseph Hopfield [46], a introduit un nouveau modèle de réseau de neurones complètement récurrent appelé «modèle de Hopfield».

À la même date, l'industrie reprit quelque intérêt au modèle neuronal (en particulier pour des applications comme le guidage de missiles de croisière).

En 1984, c'est le système de «rétro propagation» du gradient de l'erreur qui est le sujet le plus débattu dans le domaine. Et vint lancer la recherche dans le domaine.

En 1986, une nouvelle génération de réseaux de neurones apparaît, capable de traiter avec succès des phénomènes non-linéaires: «le Perceptron MultiCouches: PMC». Le perceptron multicouche a été introduit par Rumelhart et Yann Le Cun [47]. Ces systèmes PMC reposent sur la rétropropagation du gradient de l'erreur.

Les réseaux de neurones ont par la suite connu un essor considérable, et ont fait partie des premiers systèmes à bénéficier de l'éclairage de la théorie de la régularisation statistique introduite par Vladimir Vapnik. Cette théorie, l'une des plus importantes du domaine des statistiques, permet d'anticiper, d'étudier et de réguler les phénomènes liés au sur-apprentissage [15].

II.3. Réseaux de neurones

L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de W.M. Culloch et W.Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurone interconnecté Figure (II.1).

Les réseaux de neurones artificiels ou réseaux connexionnistes ont fondés sur des modèles qui tentent de mimer les cellules du cerveau humain et leurs interconnexions. Le but, d'un point de vue global, est d'exécuter des calculs complexes et de trouver, par apprentissage, une relation non linéaire entre des données numériques et des paramètres [44].



Figure (II.1) : Le réseau de neurone biologique.

II.3.1. Les réseaux de neurones biologiques.

Le cerveau humain contient environ 100milliards de neurones. Ces neurones vous permettent, entre autre, de lire ce texte tout en maintenant une respiration régulière permettant d'oxygéner votre sang, en actionnant votre cœur qui assure une circulation efficace de ce sang pour nourrir vos cellules, etc...

Chacun de ces neurones est par ailleurs fort complexe. Essentiellement, il s'agit de tissu vivant et de chimie. Les spécialistes des neurones biologiques (neurophysiologistes) commencent à peine à comprendre quelques-uns de leurs mécanismes internes.

On croit, en général que leurs différentes fonctions neuronales, y compris celle de la mémoire, sont stockées au niveau des connexions (synapses) entre les neurones. L'apprentissage consiste alors soit à établir de nouvelles connexions, soit à en modifier des existantes.

Un neurone est une cellule particulière comme la montre dans la Figure (II.2) Elle possède des extensions par lesquelles elle peut distribuer des signaux (axones) ou en recevoir (dendrites) [48].

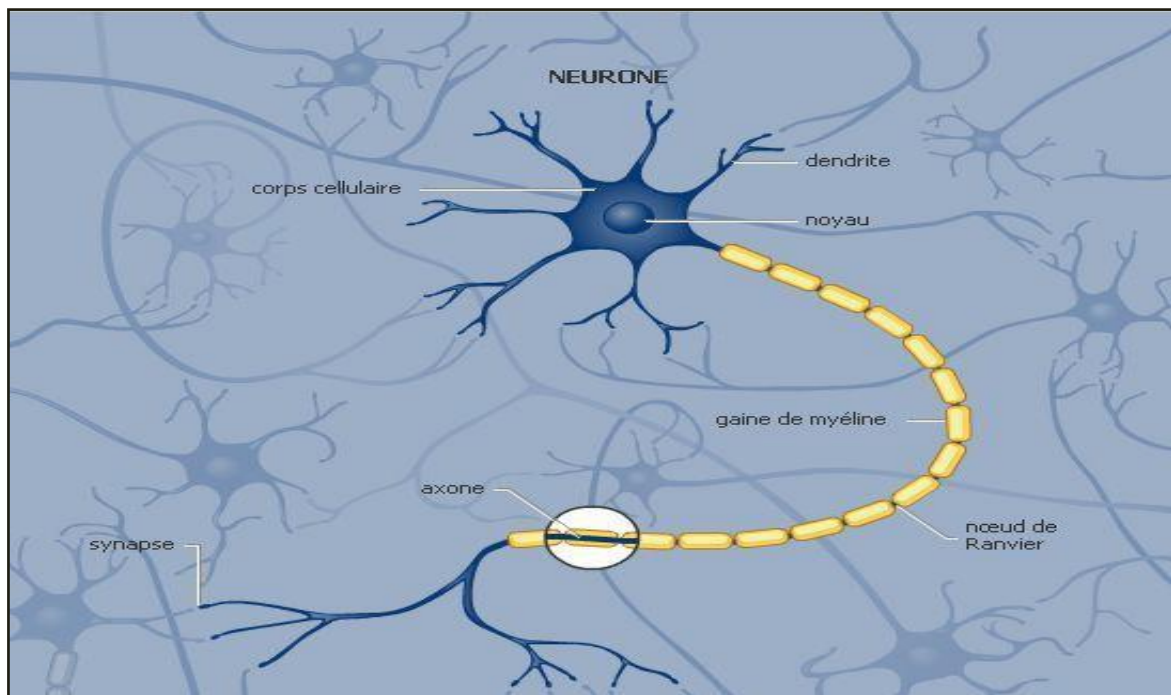


Figure (II.2) : Exemple d'un neurone biologique.

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

Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe en fait au niveau d'un neurone, une intégration des signaux reçus au cours du temps, c'est à dire une sorte de sommations des signaux. En général, quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique.

La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite. Au niveau de la jonction (la synapse), il existe un espace vide à travers lequel le signal électrique ne peut passer propager.

La transmission se fait alors par l'intermédiaire de substances chimiques, les neuromédiateurs. Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuro médiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter-synaptique Figure (II.3).

Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone

peut renforcer ou diminuer l'activité de ces voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice.

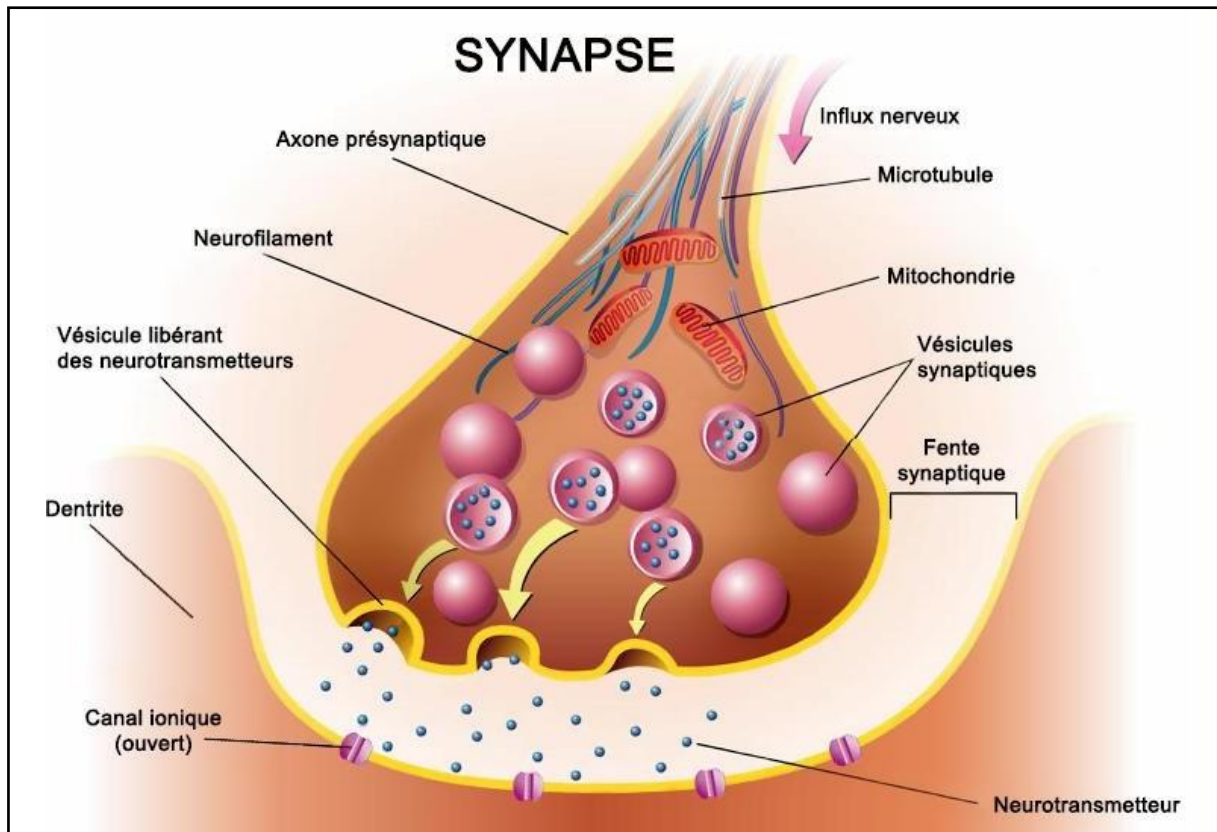


Figure (II. 3) : Transmission de l'information entre les neurones (SYNAPSE)

II.3.2 Réseaux de neurone formel.

Les réseaux de neurones artificiels regroupent en réseaux un certain nombre de neurones formels connectés entre eux de diverses manières. Un réseau est défini par sa topologie, qui représente le type de connexion existant entre les divers neurones du réseau, par la fonction d'activation qui le caractérise et par les méthodes d'apprentissage utilisées pour trouver une relation non linéaire optimale par approximation entre les variables d'entrées et de sorties. [45]

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la Figure (II.4).

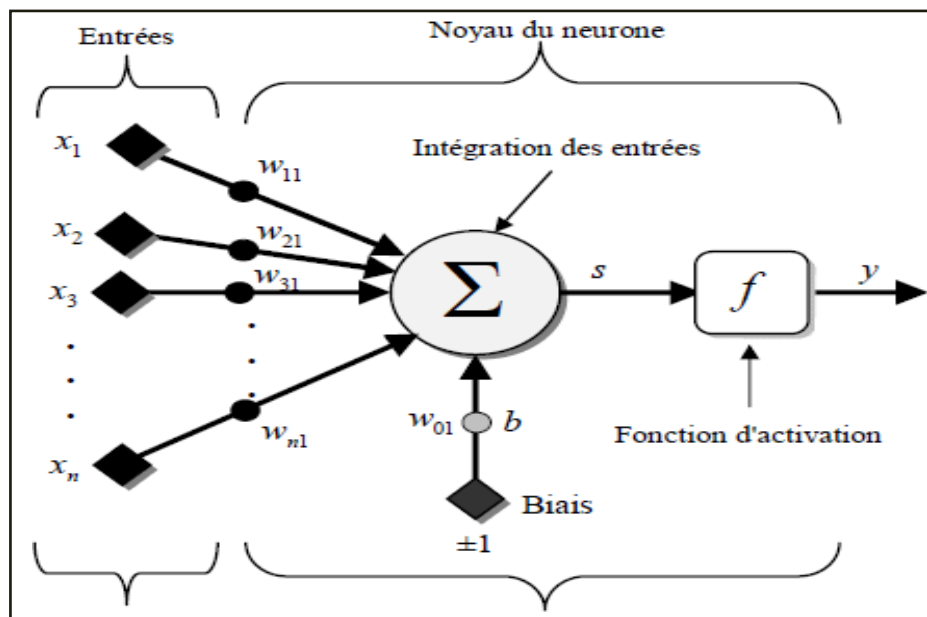


Figure (II.4) : Exemple d'un neurone formel

Des observations de neurone biologique, découle le modèle du neurone formel proposé par W.M.Culloch et W.Pittsen 1943 :

Les x_i représentent les vecteurs d'entrées, elles proviennent soit des sorties d'autres neurones, soit de stimuli sensoriels (capteur visuel, sonore...).

Les w_{ij} sont les poids synaptiques du neurone j . Ils correspondent à l'efficacité synaptique dans les neurones biologiques ($w_{ij} > 0$: synapse excitatrice; $w_{ij} < 0$: synapse inhibitrice). Ces poids pondèrent les entrées et peuvent être modifiés par apprentissage.

Biais : entrée prend souvent les valeurs -1 ou +1 qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement des poids et du biais lors de l'apprentissage.

Noyau : intègre toutes les entrées et le biais et calcul la sortie du neurone selon une fonction d'activation qui est souvent non linéaire pour donner une plus grande flexibilité d'apprentissage [43].

II.3.2.1. Modélisation d'un neurone formel.

La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseau de neurones sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique.

On pourra résumer cette modélisation par le Tableau .2.1, qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

Tableau (II.1) : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Neurone biologique	Neurone formel
Synapses	Poids des connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrites	Signal d'entrée
Noyau ou Somma	Fonction d'activation

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré à la Figure (II.4). Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat s de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie y du neurone.

En suivant les notations présentées à la section précédente, les n entrées du neurone correspondent au vecteur $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T$, alors que $w = [w_{11}, w_{21}, w_{31}, \dots, w_{n1}]^T$ représente le vecteur des poids du neurone.

La sortie de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante

$$s = \sum w_{11}x_1 + w_{21}x_2 + w_{31}x_3 + \dots + w_{n1}x_n \pm b \quad (\text{II.1})$$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle:

$$s = w^T x \pm b \quad (\text{II.2})$$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées plus ce qu'on appelle le biais b du neurone. Le résultat de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif

II.3.2.2. Fonctions d'activations.

La fonction d'activation (ou fonction de seuillage, ou encore fonction de transfert) sert à introduire une non linéarité dans le fonctionnement du neurone. Les fonctions de seuillage présentent généralement trois intervalles:

En dessous du seuil, le neurone est non actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 0 ou -1).
entours du seuil, une phase de transition.

Au-dessus du seuil, le neurone est actif (souvent dans ce cas, sa sortie vaut 1).

Dans sa première version, le neurone formel était implémenté avec une fonction à seuil, mais de nombreuses versions existent. Ainsi, le neurone de Mc. Culloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations, comme les fonctions montrées dans la Figure (II.5) [44].

Les fonctions d'activations les plus utilisées sont les fonctions «seuil» (en anglais «hardlimit»), «linéaire» et «sigmoïde». Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée.

Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant faux), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne à 1 (vrai). Utilisée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la Figure (II.5.a). Le biais b dans l'expression de $y = \text{hard lim}(w^T x - b)$ (équation 2.4) détermine l'emplacement du seuil sur l'axe $w^T x$, où la fonction passe de 0 à 1. Nous verrons plus loin que cette fonction permet de prendre des décisions binaires [47].

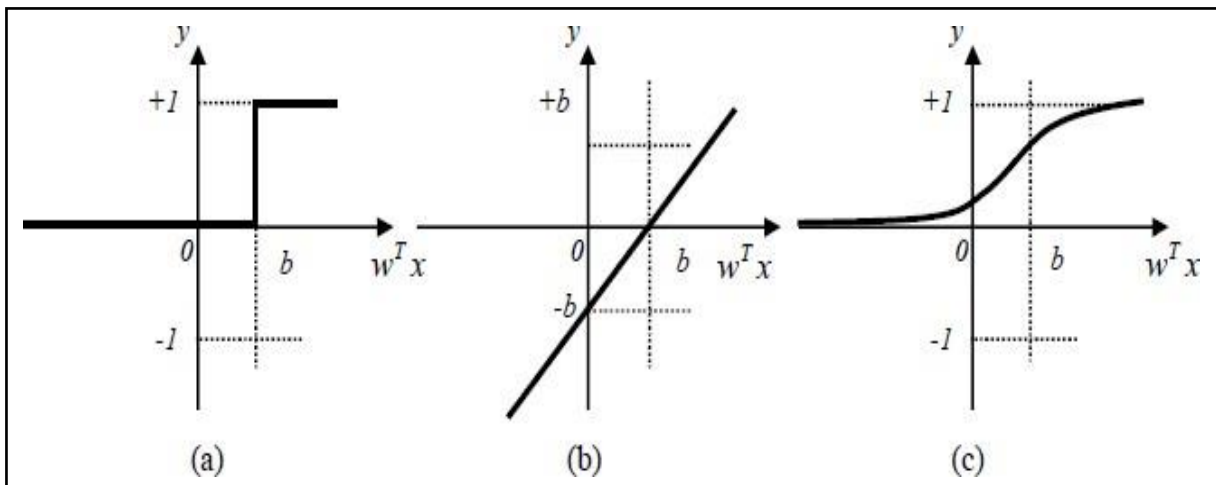


Figure (II.5) : Fonctions d'activations:(a) du neurone «seuil» (b) du neurone «linéaire», et (c) du neurone «sigmoïde».

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie:

$$y = s \quad (\text{II.6})$$

Appliquée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la Figure (II.5.b). Dans ce cas, la sortie du neurone correspond à son niveau d'activation dont le passage à zéro se produit lorsque $wTx=b$.

La fonction de transfert sigmoïde est quant à elle illustrée à la Figure (II.5.c). Son équation est donnée par:

$$y = \frac{1}{1+e^{-s}} \quad (\text{II.7})$$

Elle ressemble soit à la fonction seuil, soit à la fonction linéaire, selon que l'on est loin ou près de b , respectivement. La fonction seuil est très non linéaire car il y a une discontinuité lorsque $wTx=b$.

La fonction linéaire est tout à fait linéaire. Elle ne comporte aucun changement de pente. La sigmoïde est un compromis intéressant entre les deux précédentes.

Notons finalement, que la fonction «tangente hyperbolique (tanh)» est une version symétrique de la sigmoïde Tableau (II.2).

II.4. Architecture des réseaux de neurones.

L'architecture d'un réseau de neurones est l'organisation des neurones entre eux au sein d'un même réseau. Autrement dit, il s'agit de la façon dont ils sont ordonnés et connectés. La majorité des réseaux de neurones utilise le même type de neurones.

Quelques architectures plus rares se basent sur des neurones dédiés. L'architecture d'un réseau de neurones dépend de la tâche à apprendre.

Selon la topologie de connexion des neurones, on peut les classer en deux grandes catégories: réseaux non bouclés (statique ou feed forward) et réseaux bouclés (dynamique, feedback ou récurrent) [47].

Tableau (II.2) : Différentes fonctions d'activations utilisées.

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Icône	Nom MATAB
Seuil	$y=0$ si $s < 0$ $y=1$ si $s \geq 0$		Hardlim
Seuil symétrique	$y=-1$ si $s < 0$ $y=1$ si $s \geq 0$		hardlims
Linéaire	$y = s$		Purelin
Linéaire saturée	$y=0$ si $s \leq 0$ $y= s$ si $0 \leq s \leq 1$ $y=1$ si $s \geq 1$		Satlin
Linéaire saturée symétrique	$y=-1$ si $s < -1$ $y= s$ si $-1 \leq s \leq 1$ $y=1$ si $s > 1$		Satlins
Linéaire positive	$y=0$ si $s \leq 0$ $y= s$ si $s \geq 0$		Poslin
Sigmoïde	$y=1/(1+\exp(-s))$		Logsig
Tangente hyperbolique	$y=(e^s - e^{-s}) / (e^s + e^{-s})$		Tansig
Compétitive	$y=1$ si s maximum $y=0$ autrement		compet

II.4.1. Réseaux de neurones non bouclés.

Un réseau est non bouclé (statique), si son graphe ne possède pas de cycle. Il réalise donc, de manière générale, une relation algébrique non linéaire entre ses entrées et ses sorties. Il est obligatoire de représenter un réseau graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux et que l'information circule des entrées vers les sorties sans retour (un Seul sens), c'est-à-dire que la sortie courante n'a aucune influence sur les entrées futures [45].

II.4.2. Réseaux de neurones monocouches.

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids Figure (II.6).

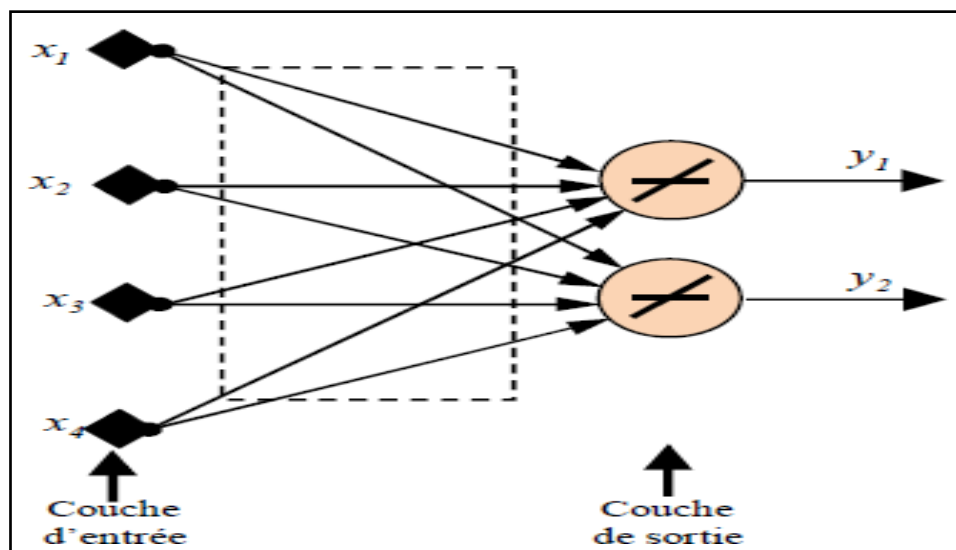


Figure (II.6) : Réseau de neurones monocouche [45].

II.4.3. Réseaux de neurones multicouches.

Le réseau MLP (Multi Layer Perceptron) ou le perceptron multicouche est un réseau orienté de neurones artificiels organisé (comme son nom l'indique) en couche ; une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires appelées couches cachées. La Figure (II.7) donne l'exemple d'un réseau contenant n entrées, deux couches cachées et une couche de sortie [44].

Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

La Figure (II.7) représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des entrées, deux couches de neurones cachés et des neurones de sortie. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre eux. Cette structure est appelée Perceptron multicouches.

On note que Les réseaux multicouches sont beaucoup plus puissants que les réseaux simples à une seule couche. En utilisant deux couches (une couche cachée et une couche de sortie), à condition d'employer une fonction d'activation sigmoïde sur la couche cachée, on peut entraîner un réseau à produire une approximation de la plupart des fonctions, avec une précision arbitraire (cela peut cependant requérir un grand nombre de neurones sur la couche cachée). Dans des cas, les réseaux de neurones artificiels exploitent deux ou trois couches [44].

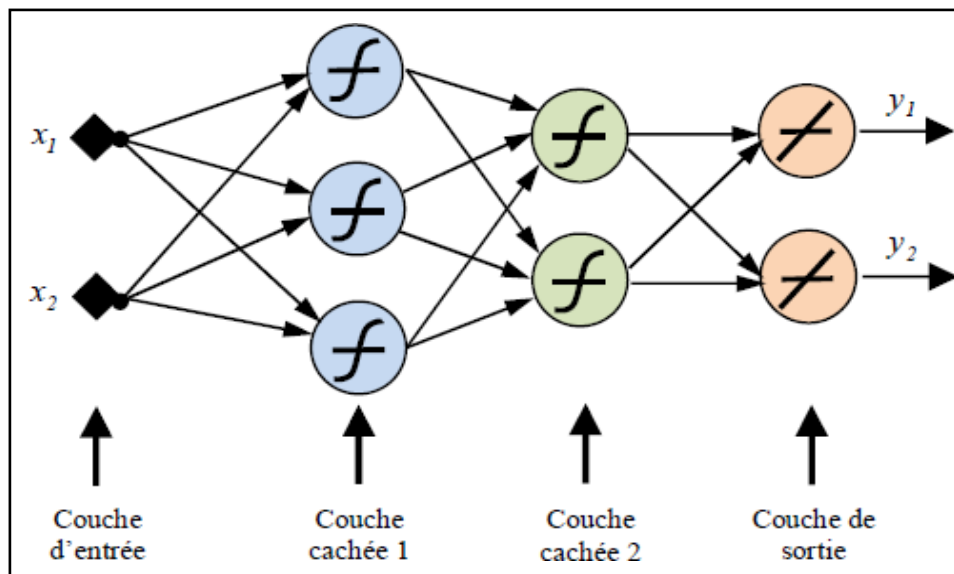


Figure (II.7) : Réseau de neurones non bouclé (Perceptron multicouches).

II.4.4. Réseaux de neurones à connexions locales.

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique Figure (II.8).

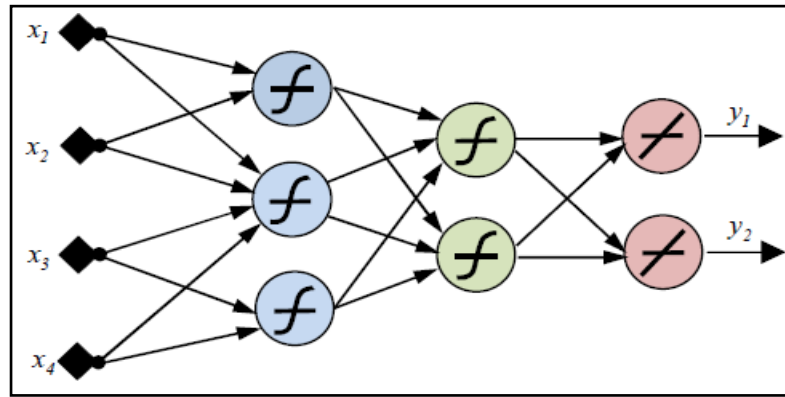


Figure (II.8) : Un réseau de neurones à connexions locales.

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques : si les entrées sont indépendantes du temps, les sorties le sont également. Ils sont utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaire [43].

II.4.5. Réseaux de neurones bouclés.

L'architecture la plus générale, est celle des « réseaux bouclés », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsque l'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle ».

La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même; ceci n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération [4].

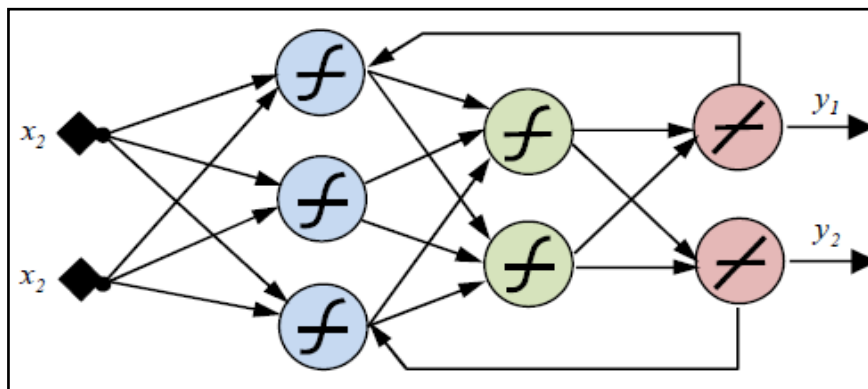


Figure (II.9) : Un réseau de neurones bouclé.

Un réseau de neurones bouclé à temps discret est régi par une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions.

II.5. Modèles des réseaux de neurones.

II.5.1. Modèle de Hopfield.

Le modèle de Hopfield fut présenté en 1982 [45]. Ce modèle très simple est basé sur le principe des mémoires associatives. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle ce type de réseau est dit associatif (par analogie avec le pointeur qui permet de récupérer le contenu d'une case mémoire).

Le modèle de Hopfield utilise l'architecture des réseaux entièrement connectés et récurrents (dont les connexions sont non orientées et où chaque neurone n'agit pas sur lui-même). Les sorties sont en fonction des entrées et du dernier état pris par le réseau.

II.5.2. Modèle de Kohonen.

Ce modèle a été présenté par T. Kohonen [46], en se basant sur des constatations biologiques. Il a pour objectif de présenter des données complexes et appartenant généralement à un espace discret de grandes dimensions dont la topologie est limitée à une ou deux dimensions.

Les cartes de Kohonen sont réalisées à partir d'un réseau à deux couches, une en entrée et une en sortie. Notons que les neurones de la couche d'entrée sont entièrement connectés à la couche de sortie Figure (II.10).

Les neurones de la couche de sortie sont placés dans un espace d'une ou de deux dimensions en général, chaque neurone possède donc des voisins dans cet espace. Et qu'en fin, chaque neurone de la couche de sortie possède des connexions latérales récurrentes dans sa couche (le neurone inhibe, les neurones éloignés et laisse agir les neurones voisins).

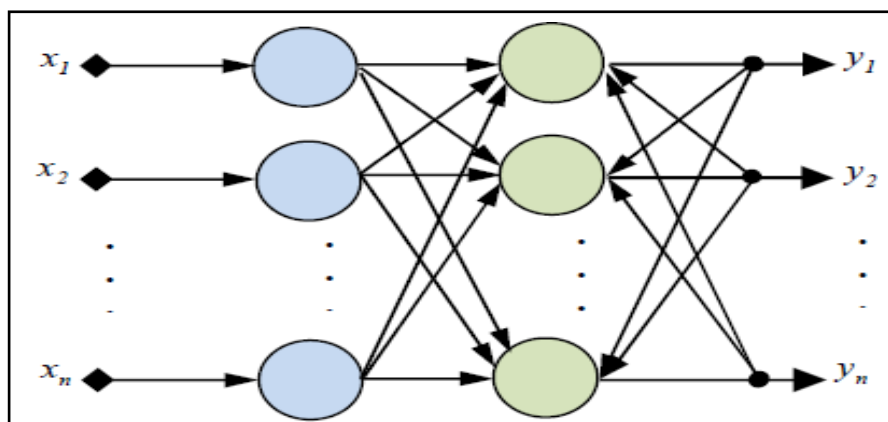


Figure (II.10) : Le modèle de Kohonen.

II.5.3. Modèle de Perceptron.

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue F. Rosenblat [47] à la fin des années 50. Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en générale.

Le réseau dans ce modèle est formé de trois couches : Une couche d'entrée, fournissant des données à une couche intermédiaire, chargée des calculs, cela en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules aux quelles elle est connectée, et elle répond généralement suivant une loi définie avec un seuil, elle-même connectée à la couche de sortie (couche de décision), représentant les exemples à mémoriser.

Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent Figure (II.7).

II.5.4. Modèle ADALINE.

L'ADALINE de Widrow et Hoff [48] est un réseau à trois couches : une d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Ce modèle est similaire au modèle de perceptron, seule la fonction de transfert change, mais reste toujours linéaire. Les modèles des neurones utilisés dans le perceptron et l'ADALINE sont des modèles linéaires. Séparation linéaire : on dit que deux classes A et B, sont linéairement séparables si on arrive à les séparer par une droite coupant le plan en deux Figure (II.11). Le problème est résolu avec les réseaux multicouches, car il peut résoudre toute sorte de problèmes qu'ils soient linéairement séparables ou non.

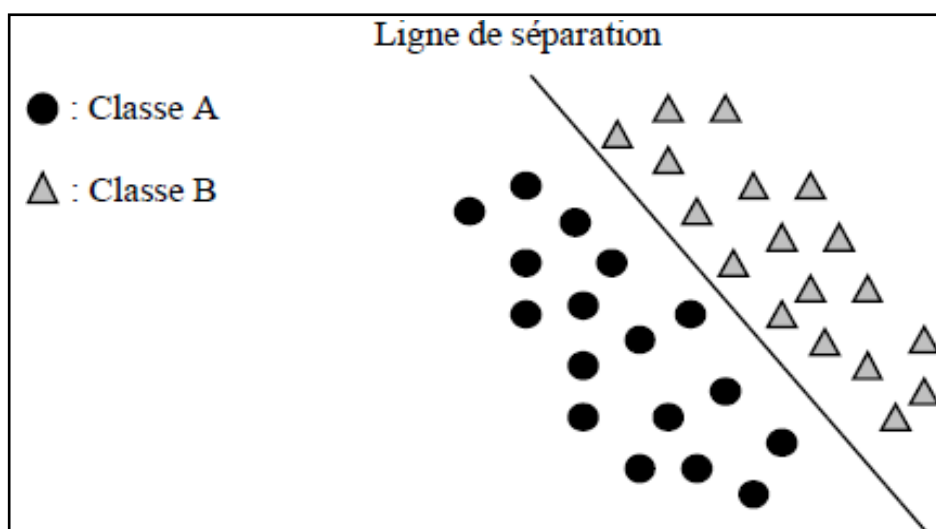


Figure (II.11) : La séparation linéaire entre la classe A et B.

II.6. Domaines d'application des réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones constituent des alternatives fiables pour la résolution de certains problèmes complexes [48]. Ils sont réellement utilisés, par exemple dans différentes applications telles que:

- **La classification:** classification d'espèces animales.
- **Reconnaissance de motif:** reconnaissance des visages humains ou des objets; reconnaissance optique de caractères notamment pour vérifier le montant des chèques par les banques).
- **Approximation** d'une fonction inconnue.
- **Modélisation accélérée** d'une fonction connue mais très complexe à calculer avec exactitude.
- **Aérospatial:** pilotage automatique et simulation de vol. Les réseaux de neurones peuvent intervenir au niveau du pilotage pour déterminer les actions souhaitables en fonction des consignes de cap et de vitesse.
- **Automobile:** système de guidage automatique,...etc.
- **Défense:** guidage de missile, suivi de cible, reconnaissance du visage, radar, sonar, traitement du signal, compression de données, suppression du bruit...etc.
- **Electronique:** prédiction de la séquence d'un code, vision machine, synthétiseur vocal, modèle non linéaire,...etc.
- **Secteur médical:** Analyse EEC (Electro-encéphalographie) et ECG (Electrocardiographie).
- **Télécommunications:** Compression de données...etc.
- **Bio-ingénierie:** prédiction des propriétés chimiques de molécules.
- **Climatologie:** l'étude de la variabilité du système climatique terrestre et ses impacts.

II.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé l'un des puissants outils de l'intelligence artificielle, à savoir les réseaux de neurones, les définitions essentielles, modélisation et architecture.

Plusieurs types ont été présentés ; les réseaux de neurones bouclés et les réseaux de neurones non bouclés. Ainsi, on a cité quelques domaines d'application des réseaux de neurones.

Chapitre III :

Résultats et discussions

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous parlons de la méthode de préparation des données avec lesquelles nous travaillons et de l'utilisation des réseaux de neurones pour présenter les résultats et les discussions obtenus lors de l'entrée des données « entrée /sortie » qui sont en relation avec les valeurs de l'induction, de capacité et de fréquence.

III.2. Problématique

Dans RNA1 ,Il s'agit de déterminer les fréquences (f_0) avec les paramètres S ,ce problème est très compliquée et jusqu'à présent n'a pas été défini exactement,

RNA2 il s'agit de déterminer les paramètres S avec les valeurs (inductance, capacité)

RNA 3 il s'agit de déterminer les dimensions avec les paramètres S

Le recours aux réseaux de neurones s'avère parfaitement adapté à la résolution de ce problème les réseaux de neurones à couches (PMC) constituent de véritables approximateurs non linéaires des fonctions. Pour cette raison, nous utilisons les PMC pour rechercher ou approcher notre fonction liant les entrées $E(S_{11}, S_{21})$ avec les sorties définies récemment.

Le PMC réalise une fonction paramétrée par les poids qui exprime la fonction recherchée.

La figure (III.1) illustre le rôle du réseau de neurones "PMC" qui permet de trouver la relation entre les paramètres S et f_0 (fréquence de résonance).

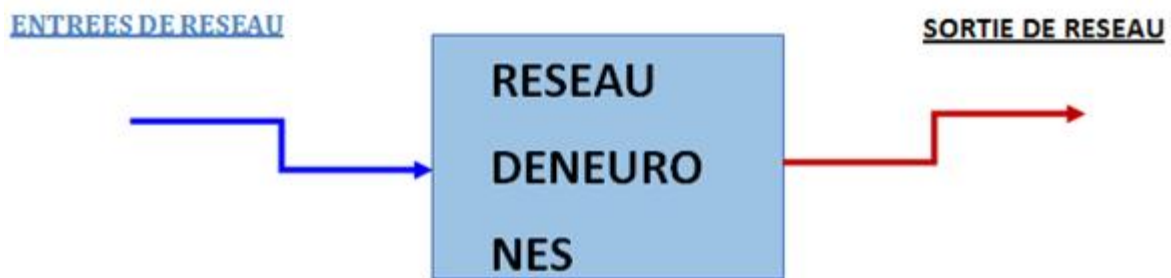
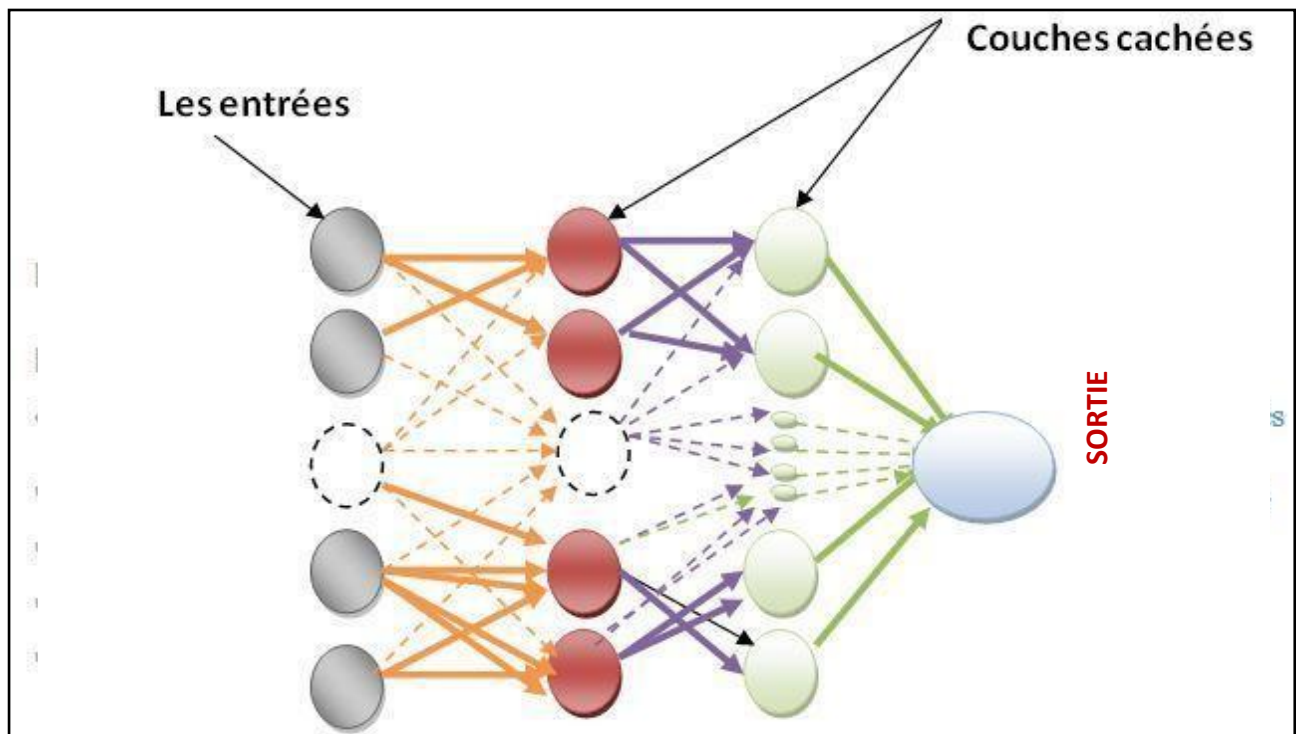


Figure (III.1) : Schéma synoptique des réseaux de neurones utilisés.

III.3. Structure et caractéristiques des réseaux utilisés

La figure ci-dessous présente la structure adoptée pour nos réseaux de neurones.



La figure (III.2) : présente la structure adoptée pour nos réseaux de neurones.

Les neurones sont arrangés par couches. Il n'y a pas de connexion entre les neurones de la même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales. Par extension, la couche d'entrée est l'ensemble des entrées, la couche de sortie est l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

A partir d'un certain nombre d'exemples constitués, des entrées (paramètres de dispersions «S» des différents matériaux) et des sorties (f_0) des paires entrées / sorties ont été générées.

La génération de ces paires d'exemples (entrées/sorties) permet aux réseaux de neurones d'apprendre la relation complexe liant les entrées (les paramètres S) aux sorties (f_0).

Après l'entraînement de nos réseaux avec un nombre suffisant de ces exemples, nous pouvons vérifier leurs performances par des validations et des tests.

III.4. Apprentissage des réseaux de neurones.

L'apprentissage des réseaux de neurones est effectué de sorte que pour une entrée particulière (paramètres S) présentée au réseau, corresponde une cible (tenseur de perméabilité) spécifique. L'ajustement des poids se fait par comparaison entre la réponse du réseau (sortie) et la cible, jusqu'à ce que la sortie corresponde au mieux à la cible. On utilise pour ce type d'apprentissage dit superviser (**Paramètre S / f_0**).

Nous allons suivre les étapes suivantes:

- 1) La fixation du nombre de couches cachées : par exemple, nous avons commencé par une couche ensuite deux couches jusqu'à quatre couches afin d'obtenir de Performances plus élevées.

La détermination du nombre de neurones par couches cachées.

- 2) Les entrées sont de types complexes.
- 3) Les fonctions d'activations dans les couches cachées sont de type sigmoïde.
- 4) Le choix de fonction de sortie est de type linéaire.

III.5. Préparation de base de données.

La base de données d'entrainement utilisée est composée de trois ensembles:

- Un ensemble de données pour l'apprentissage (70%),
- Un autre pour la validation (15%)
- Et l'autre pour le test (15%). Ce dernier ensemble (tests) est utilisé pour estimer les performances du réseau et n'intervient pas dans le processus d'apprentissage.

Les performances du réseau au cours de l'entrainement peuvent être représentées par l'évolution des différentes erreurs quadratiques moyennes calculées sur les trois ensembles.

III.5.1 Biocapteur RAF utilisé :

La figure (III.3) présente le meta matériel utilisé pour la caractérisation diélectrique:

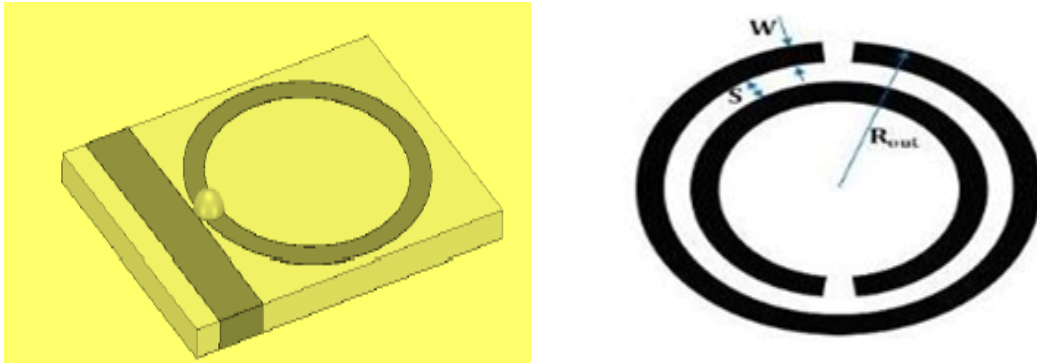


Figure (III.3) : biocapteur utilisé.

III.6. Caractéristiques de « SRR »

Les caractéristiques du metamateriau sont : La largeur (**w**). La hauteur de substrat (**h**). La constante de permittivité relative de matériau (ϵ_r). Le rayon (**R**). L'écart (**S**), la figure (III.1) suivant indique les intervalles des valeurs utilisées.

III.7. Conception des réseaux pour la prédiction fréquentielle.

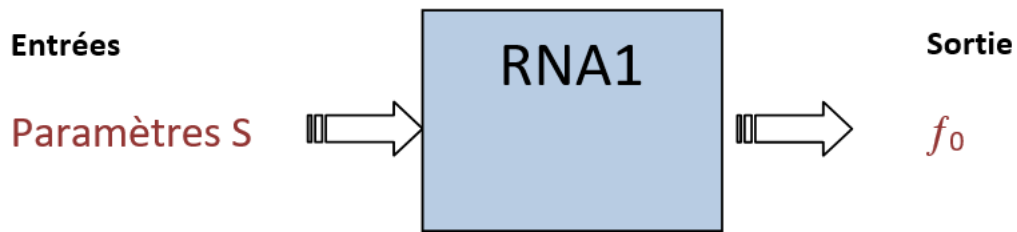
Dans RNA 1 on construit des réseaux dont les entrées sont les paramètres S de 20 cas, puis on comparera les résultats de la sortie de ce réseau avec les résultats obtenu à partir de matériaux, on continue d'augmenter : les cas, le nombre des couches, le nombre des cas jusqu'à ce qu'on aura les meilleurs résultats.

On prend les mêmes étapes pour faire d'autres réseaux de neurones dont :

RNA 2 : - L'entrée E (paramètres S)/ Sortie S (capacité C, inductance L)

RNA3 : - L'entrée E (Dimension du Meta matériau) / Sortie S (Paramètres S)

III.7.1 Conception de RNA1 pour prédiction :



Figure(III.4): Entrées et sorties de réseau de neurones N°1.

Tableau (III.1) : Les caractéristiques de meta-matériau SRR prises dans la première partie du travail

la hauteur	$1.2 < H < 1.7$
Permittivité relative de substrat	$2 \leq \epsilon_r \leq 5$
Le rayon	$2 < r < 5$
Gamme des fréquences	$0.5 \text{GHz} < f < 10 \text{GHz}$ Pas 0.5GHz
La largeur	$0.3 < W < 0.6$
L'ecart (S)	$0.2 < S < 0.7$

Tableau (III.2) : introduction des paramètres de SRR dans SSR calculator(20 cas)

Cas	Permettivité du substrat	Dimension (mm)				Modéleelectrique			cas		h	w	s	R	L(nH)	C(fF)	f ₀ (Ghz)
		h	W	s	R	L(nH)	C(fF)	f(Ghz)									
1	2.1	1.21	0.31	0.22	2.2	7.44	65.66	7.19	11	3.9	1.40	0.44	0.35	5.3	23.22	261.76	2.04
2	2.3	1.22	0.32	0.23	2.5	8.94	80.72	5.92	12	4	1.45	0.45	0.36	5.9	26.75	300.00	1.77
3	2.6	1.23	0.34	0.24	2.8	10.32	100.13	4.95	13	4.1	1.50	0.46	0.40	6.3	28.95	319.49	1.65
4	2.8	1.24	0.35	0.25	3	11.28	113.55	4.44	14	4.2	4.54	0.47	0.45	6.9	32.43	348.12	1.49
5	3.1	1.25	0.36	0.26	3.5	14.00	145.39	3.52	15	4.3	1.58	0.48	0.50	7	32.69	349.33	1.48
6	3.2	1.30	0.37	0.27	3.8	15.59	162.55	3.16	16	4.4	1.6	0.49	0.55	7.5	35.54	373.55	1.38
7	3.3	1.31	0.39	0.30	4	16.36	171.86	3.00	17	4.5	1.65	0.50	0.60	8	38.41	398.50	1.28
8	3.6	1.34	0.40	0.31	4.3	17.96	198.39	2.66	18	4.6	1.67	0.53	0.63	8.5	40.87	431.64	1.19
9	3.7	1.36	0.42	0.32	4.5	18.78	212.99	2.51	19	4.7	1.68	0.56	0.67	9	43.29	462.95	1.12
10	3.8	1.37	0.43	0.33	5	21.62	243.74	2.19	20	4.8	1.69	0.59	0.69	9.5	45.78	499.98	1.05

III.7.1.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones

La figure III.5 suivante présente l'architecture de réseau utilisé, Où nous mettons une seule couche cachée (hidden layer), 20 neurones

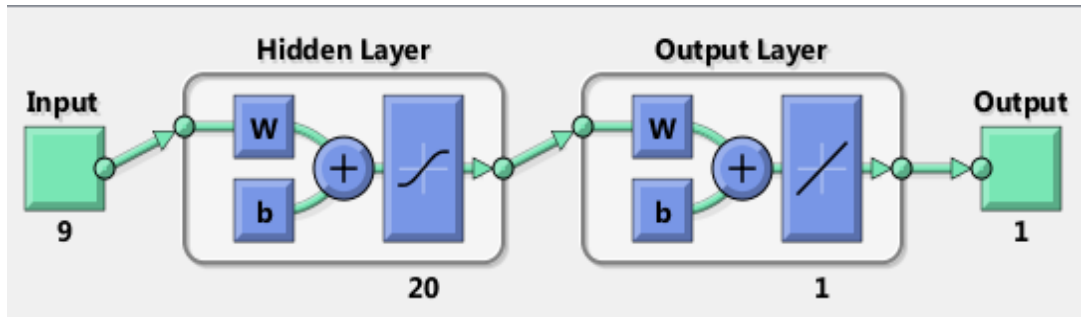


Figure (III.5) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure1).

La figure III.6 suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau1 structure1, nous remarquons que la performance est très haut ,Ce qui fait que le réseau ne s'entraîne pas assez

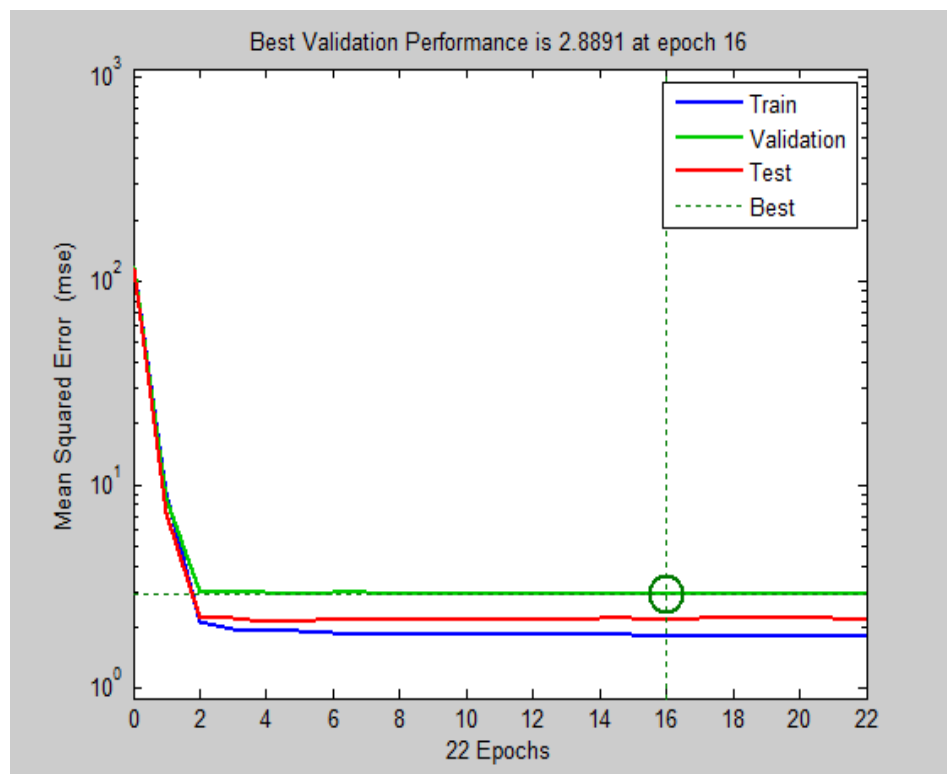
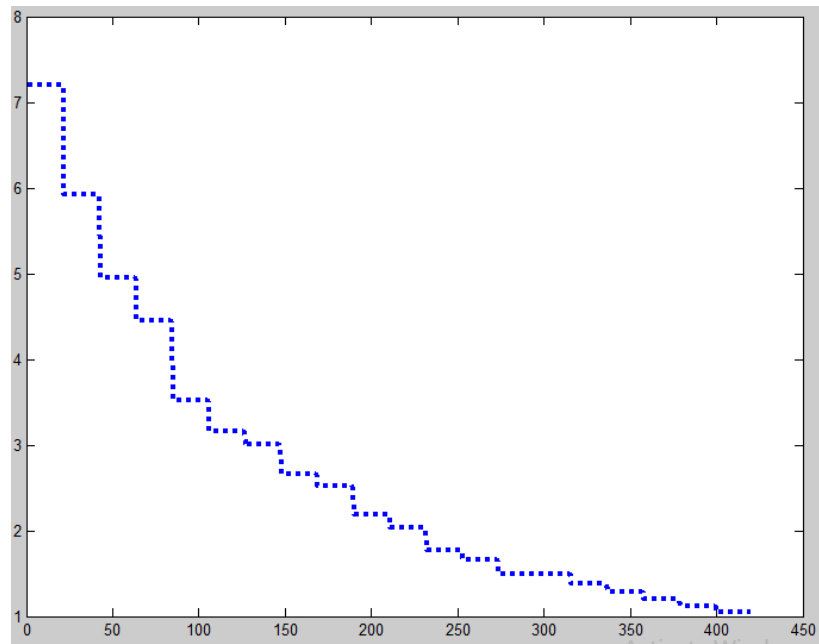


Figure (III.6) : Performances de réseau1_Structure1



Figure(III.7) : Sortie f_0 de réseau1_20cas

III.7.1.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones:

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons une couche cachée (hidden layer), 40 neurones, On a augmenté le nombre des neurones dans ces couches pour l'obtention d'une performance optimisée.

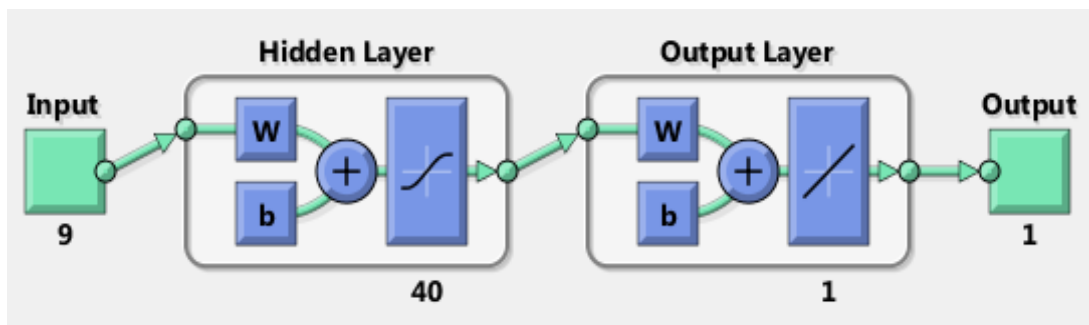


Figure (III.8) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_Structure2).

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau1 structure2, nous remarquons que la valeur performance est encore très grande, Ce qui fait qu'on a encore besoin d'améliorer notre performance

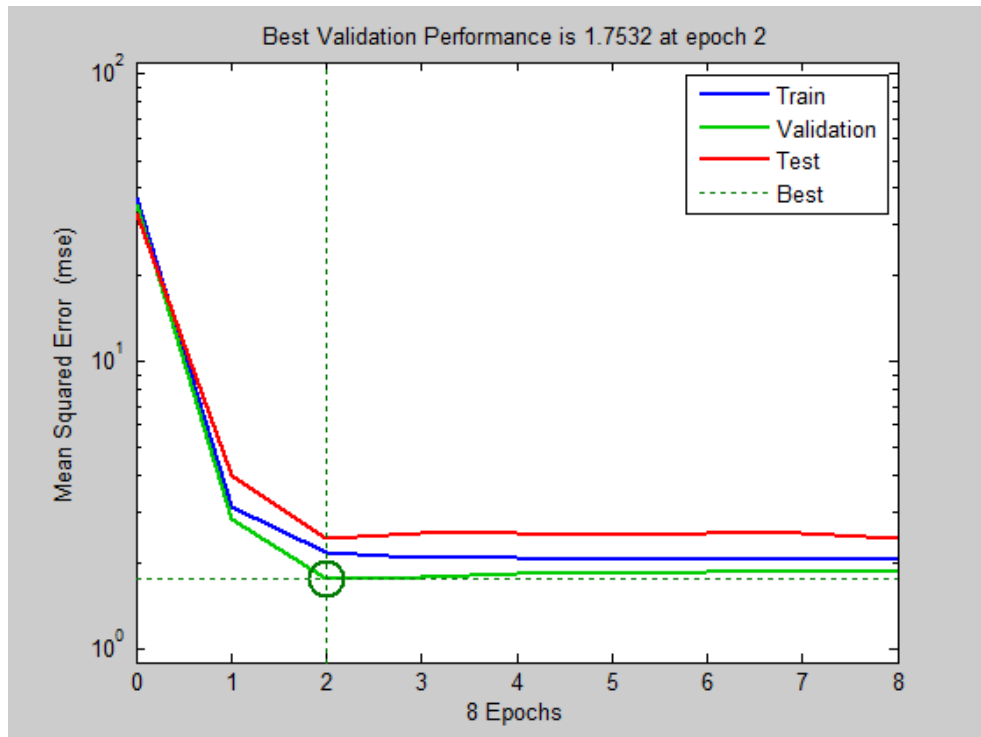


Figure (III.9) : Performance de réseau1_Structure2.

III.7.1.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones:

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons deux couches cachées (hidden layer), avec 30 neurones dans chaque couche caché

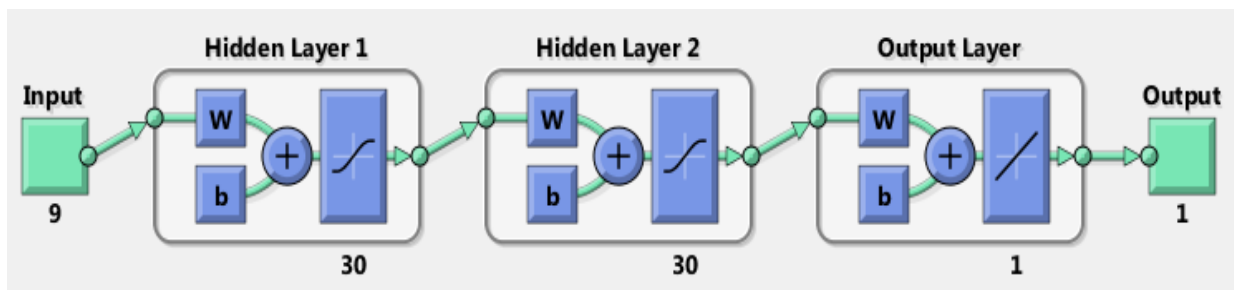


Figure (III.10) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure3)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau1 structure 3, on voit que malgré l'augmentation du nombre des

couchés cachée et le nombre des neurones .nous remarquons que la performance est encore très haut ,

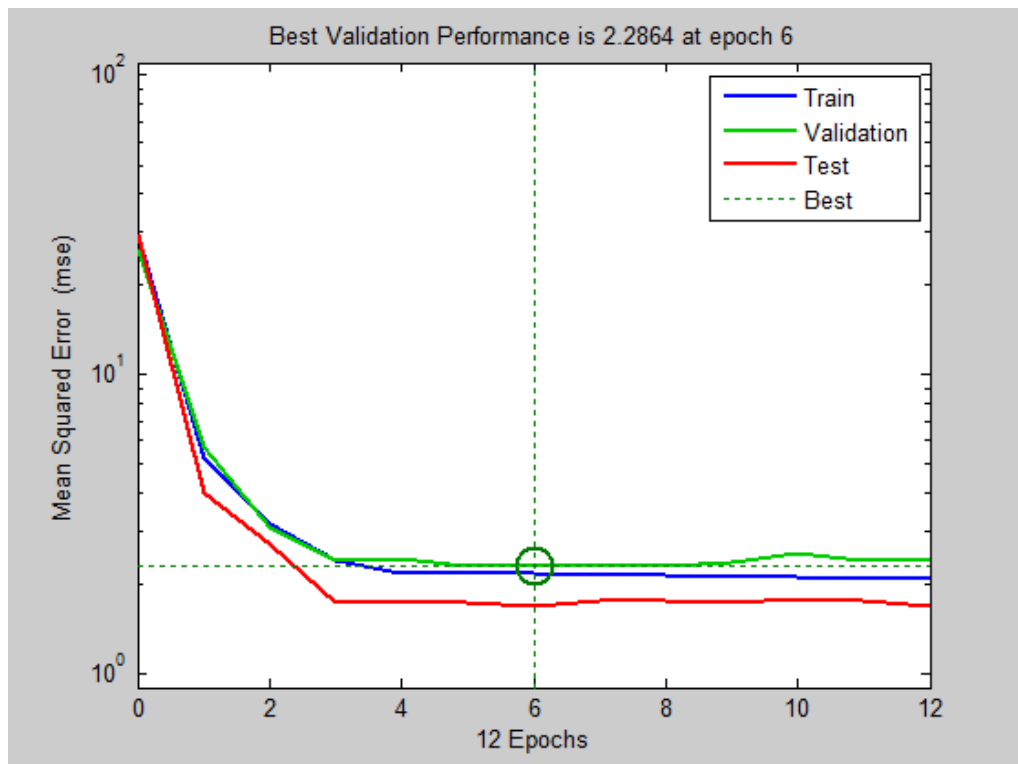


Figure (III.11) : Performance de réseau1_Structure3.

III.7.1.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons 3 couche cachée (hidden layer), Avec 25 neurones dans la première couche cachée .et 30 neurones dans la deuxième et troisième couche cachée

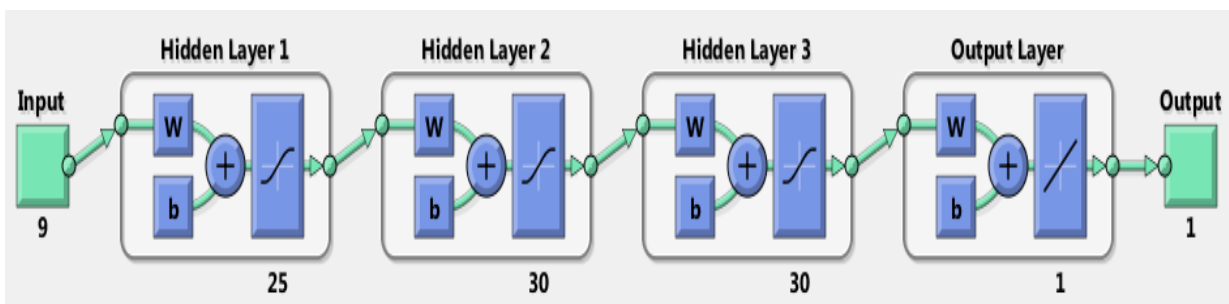


Figure (III.12) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure4)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau1 structure4, et malgré l'augmentation du nombre des couches cachées et le nombre de neurones .et toujours pas les résultats souhaité

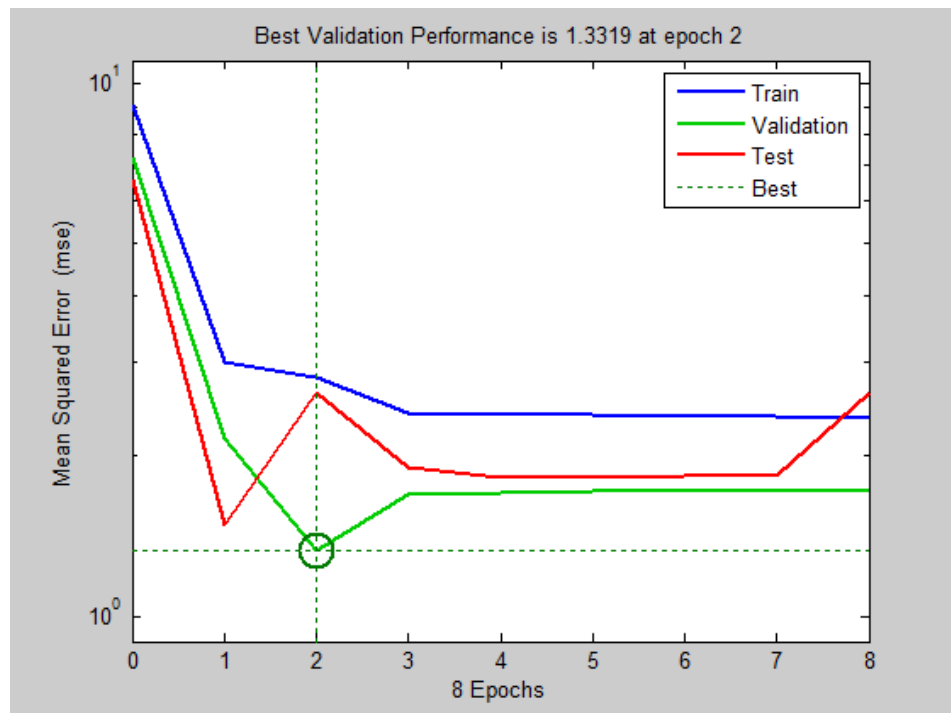


Figure (III.13) : Performance de réseau1_Structure4.

-Pour améliorer les performance et d'après les graphes précédents, on a vu que ces 20 cas n'étaient pas assez suffisants, ce qui veut dire que le réseau de neurones n'a pas bien entraîné, même si nous avons changé le nombre de couches cachées et le nombre de Neurones. Alors maintenant on va essayer d'augmenter le nombre des cas à 100 pour augmenter la taille des données pour mieux entraîner le réseau de neurones

Tableau (III.3) : introduction des paramètres de SRR dans SSR calculatoire (100 cas)

Cas	Permittivité du substrat	Dimension (mm)				Modèle-electrique		
		H	W	S	R	L(nH)	C(fF)	f(Ghz)
1	2,31	1,35	0,35	0,58	5,23	23,92	140,41	2,74
2	4,88	1,66	0,41	0,41	5,58	25,29	313,93	1,78
3	2,01	1,41	0,54	0,245	4,92	19,39	172,85	2,74
4	4,32	1,29	0,54	0,33	8,10	39,01	478,81	1,16
5	4,45	1,65	0,31	0,27	7,02	38,00	401,58	1,28
6	4,60	1,68	0,41	0,34	8,17	42,63	484,62	1,10
7	2,25	1,41	0,45	0,42	9,46	50,0	314,49	1,26
8	3,19	1,25	0,42	0,46	9,78	53,25	397,05	1,09
9	2,77	1,32	0,49	0,42	3,53	11,78	118,62	4,25
10	4,40	1,40	0,48	0,63	3,11	9,072	121,09	4,80
11	3,29	1,49	0,38	0,45	7,57	39,01	304,34	1,46
12	4,73	1,33	0,42	0,67	2,75	7,767	104,89	5,57
13	2,54	1,50	0,30	0,51	6,20	31,86	184,15	2,07
14	2,79	1,55	0,59	0,67	6,24	25,13	205,07	2,21
15	2,43	1,31	0,35	0,32	8,8	50,03	317,69	1,26
16	2,40	1,25	0,33	0,53	5,87	28,82	167,22	2,29
17	4,60	1,34	0,41	0,34	5,14	22,85	287,30	1,96
18	3,73	1,35	0,35	0,53	7,37	38,22	303,02	1,47
19	3,64	1,41	0,44	0,54	7,93	39,49	335,38	1,38
20	2,43	1,45	0,40	0,23	6,16	29,92	243,47	1,86
21	4,55	1,24	0,58	0,32	4,78	17,78	278,38	2,26
22	3,86	1,33	0,57	0,31	3,19	9,42	151,51	4,21

23	3,05	1,60	0,31	0,53	6,68	34,83	228,19	1,78
24	3,53	1,21	0,52	0,62	4,09	14,01	147,09	3,50
25	3,20	1,66	0,38	0,37	2,355	7,03	81,44	6,64
26	2,22	1,56	0,42	0,59	8,03	40,64	230,49	1,64
27	2,71	1,44	0,46	0,53	3,94	14,17	121,98	3,82
28	2,36	1,48	0,58	0,20	5,53	22,53	235,36	2,183
29	2,55	1,31	0,42	0,50	7,50	37,35	246,68	1,65
30	2,71	1,42	0,59	0,39	4,87	17,98	181,95	2,78
31	3,25	1,68	0,39	0,65	7,89	40,45	280,08	1,49
32	2,14	1,47	0,51	0,20	5,15	21,52	200,12	2,42
33	4,70	1,46	0,49	0,43	7,46	35,48	426,75	1,29
34	4,83	1,31	0,46	0,41	7,63	37,56	444,64	1,23
35	3,47	1,44	0,50	0,43	5,53	23,14	240,44	2,13
36	3,46	1,51	0,49	0,57	2,156	4,44	61,77	9,60
37	3,01	1,53	0,35	0,36	4,64	20,84	176,42	2,62
38	4,70	1,39	0,33	0,52	5,39	25,25	245	2,023
39	3,10	1,38	0,59	0,43	4,1621	13,8714	159,45	3,38
40	2,33	1,69	0,35	0,21	3,57	14,73	128,65	3,65
41	4,34	1,21	0,30	0,87	8,57	23,92	140,41	2,74
42	3,16	1,64	0,46	0,58	5,43	22,89	198,17	2,36
43	2,72	1,65	0,56	0,43	9,10	44,63	356,81	1,26
44	3,21	1,59	0,50	0,27	5,12	21,29	240,23	2,22
45	2,28	1,24	0,35	0,37	8,15	44,34	265,90	1,46
46	2,39	1,33	0,41	0,50	5,17	22,54	154,36	2,69
47	4,82	1,36	0,43	0,29	8,46	44,25	548,30	1,02
48	4,86	1,53	0,59	0,56	8,04	36,611	447,72	1,24

49	3,72	1,26	0,34	0,32	5,01	23,49	233,34	2,14
50	2,17	1,56	0,55	0,65	3,72	11,47	91,77	4,90
51	2,704	1,25	0,49	0,33	8,32	41,61	338,30	1,34
52	3,05	1,52	0,41	0,58	9,59	51,91	348,56	1,18
53	4,46	1,44	0,35	0,29	4,62	20,81	255,18	2,18
54	2,04	1,58	0,428	0,34	7,37	36,91	236,78	1,70
55	2,12	1,55	0,44	0,24	5,50	24,76	197,31	2,27
56	2,50	1,65	0,336	0,48	8,66	48,35	274,04	1,38
57	3,94	1,64	0,476	0,54	8,15	40,20	376,05	1,29
58	4,19	1,36	0,367	0,47	3,33	10,84	144,7	4,01
59	3,94	1,54	0,41	0,41	8,89	47,51	438,38	1,10
60	3,35	1,29	0,47	0,52	9,91	52,39	411,39	1,08
61	3,64	1,21	0,37	0,52	6,11	29,31	244,57	1,87
62	2,88	1,57	0,38	0,53	9,07	49,25	318,47	1,27
63	4,23	1,45	0,48	0,51	6,70	30,61	324,29	1,59
64	2,56	1,43	0,37	0,67	3,23	11,01	81,30	5,31
65	4,06	1,65	0,54	0,30	3,59	11,83	185,34	3,39
66	2,55	1,50	0,59	0,55	5,25	19,70	168,79	2,75
67	3,10	1,50	0,51	0,31	7,98	38,81	369,28	1,32
68	3,87	1,62	0,40	0,25	8,60	46,40	480,09	1,06
69	4,34	1,6	0,47	0,50	8,31	41,50	424,50	1,19
70	2,24	1,48	0,33	0,421	4,548	20,46	130,21	3,08
71	4,78	1,29	0,57	0,423	6,27	26,47	361,85	1,62
72	4,32	1,31	0,56	0,53	2,71	6,63	107,35	5,96
73	3,46	1,64	0,54	0,58	2,89	7,52	95,456	5,93
74	3,30	1,21	0,37	0,37	3,09	11,03	116,29	4,44

75	3,34	1,44	0,47	0,53	7,42	35,42	299,11	1,54
76	2,91	1,28	0,30	0,40	5,96	30,51	210,90	1,98
77	3,52	1,68	0,42	0,62	3,51	12,06	120,49	4,17
78	3,53	1,55	0,39	0,616	5,96	27,55	223,08	2,02
79	4,45	1,45	0,34	0,328	3,18	12,12	158,79	3,62
80	4,38	1,43	0,35	0,50	2,43	7,43	94,80	5,99
81	3,93	1,22	0,42	0,49	8,80	46,25	407,16	1,15
82	3,13	1,54	0,32	0,47	6,48	33,26	236,89	1,79
83	4,43	1,22	0,47	0,63	9,43	48,52	451,25	1,07
84	3,59	1,23	0,44	0,33	7,57	37,97	369,92	1,34
85	3,05	1,46	0,50	0,35	6,66	30,34	285,79	1,70
86	4,81	1,24	0,50	0,25	8,52	42,76	589,03	1,00
87	4,62	1,60	0,49	0,66	9,03	45,30	446,29	1,11
88	3,65	1,60	0,31	0,52	9,91	58,46	400,51	1,04
89	3,86	1,56	0,32	0,43	2,00	5,704	69,786	7,97
90	3,76	1,27	0,39	0,51	8,92	47,96	385,66	1,17
91	2,62	1,52	0,45	0,47	6,90	32,61	238,74	1,80
92	2,90	1,45	0,49	0,52	9,91	51,73	374,84	1,14
93	3,41	1,68	0,42	0,47	6,22	29,06	254,78	1,84
94	2,69	1,52	0,54	0,56	5,83	23,90	195,32	2,32
95	4,53	1,60	0,51	0,46	8,41	41,20	465,74	1,14
96	2,58	1,42	0,59	0,69	3,82	11,48	104,00	4,60
97	2,67	1,41	0,45	0,30	5,98	27,25	237,18	1,97
98	2,51	1,61	0,39	0,25	9,20	50,86	374,16	1,15
99	2,68	1,24	0,33	0,25	6,59	34,68	262,28	1,66
100	3,30	1,26	0,48	0,23	8,76	45,18	462,16	1,10

On continuera avec les mêmes étapes qu'on a suivies dans les 20 cas puis regrouper les matrices d'entrée dans une seule matrice E totale « 2x2000 » et pour la sortie S totale « 1x2000 »,

III.7.2.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones:

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé , Où nous mettons une couche cachée (hidden layer), avec 20 neurones

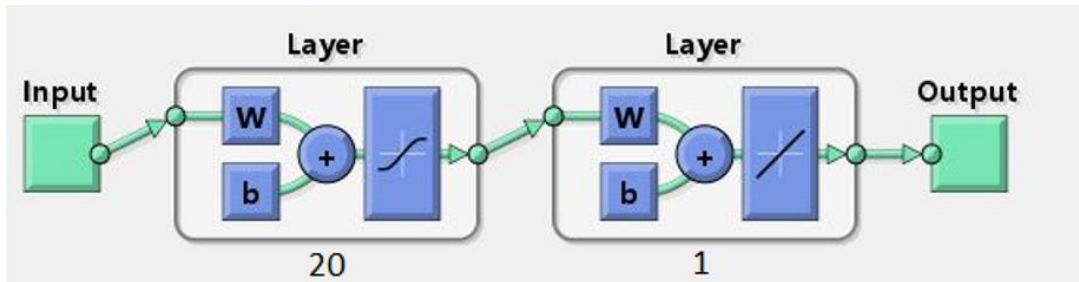


Figure (III.14) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_ Structure1)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau2 structure1, nous remarquons que la performance à eu une amélioration bien évidente, mais on peut peu en avoir une bonne amélioration

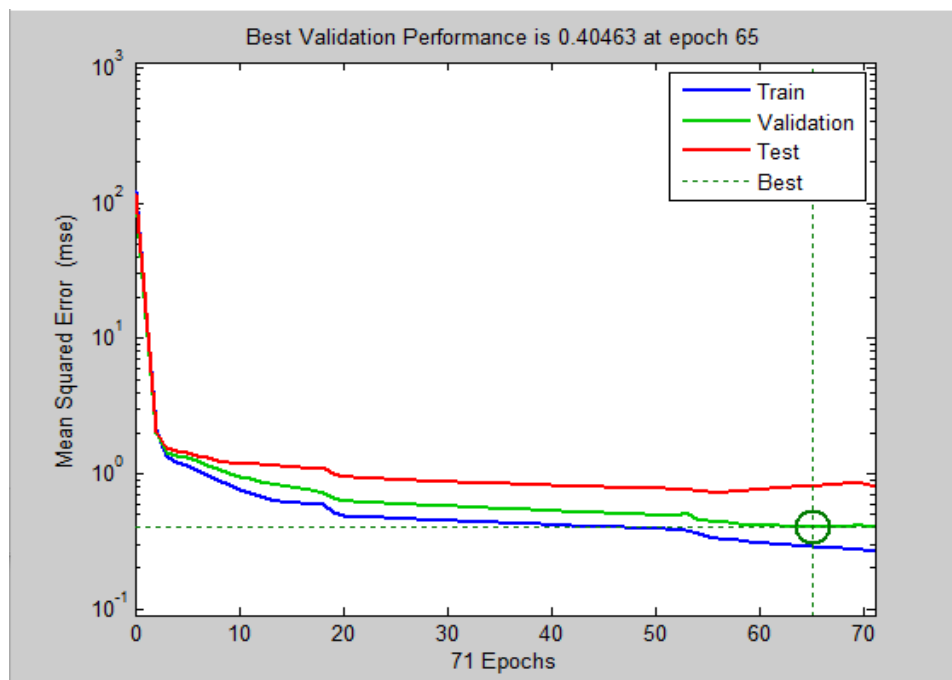


Figure (III.15): Performances de réseau1_ Structure1

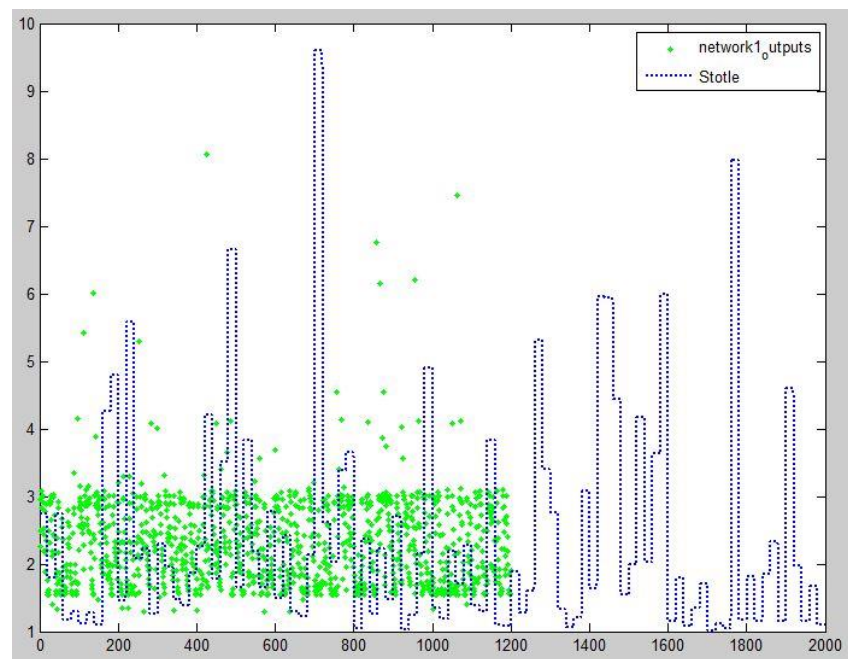


Figure (III.16) : sortie f_0 et network1 outputs de réseau 1_100cas

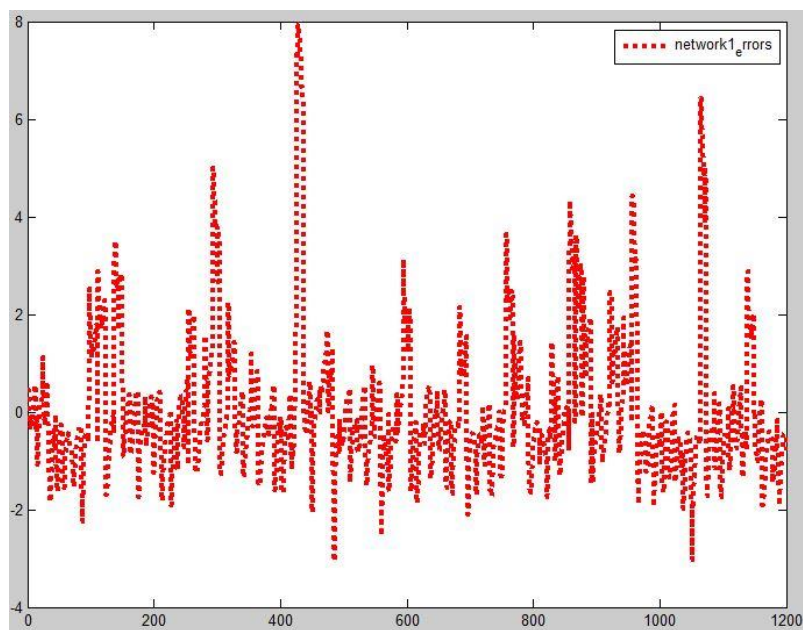


Figure (III.17) : erreur network1 de réseau 1_100cas

III.7.2.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons une couche cachée (hidden layer), avec 40 neurones

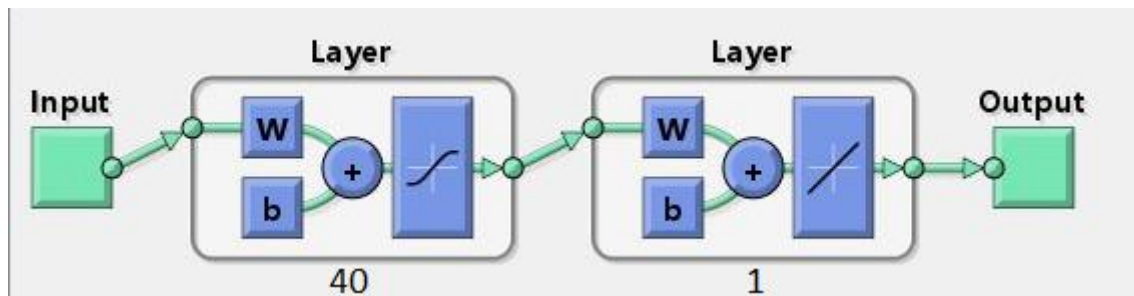


Figure (III.18) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_Structure2).

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau2 structure2, nous remarquons que la performance est presque la même que la précédente,

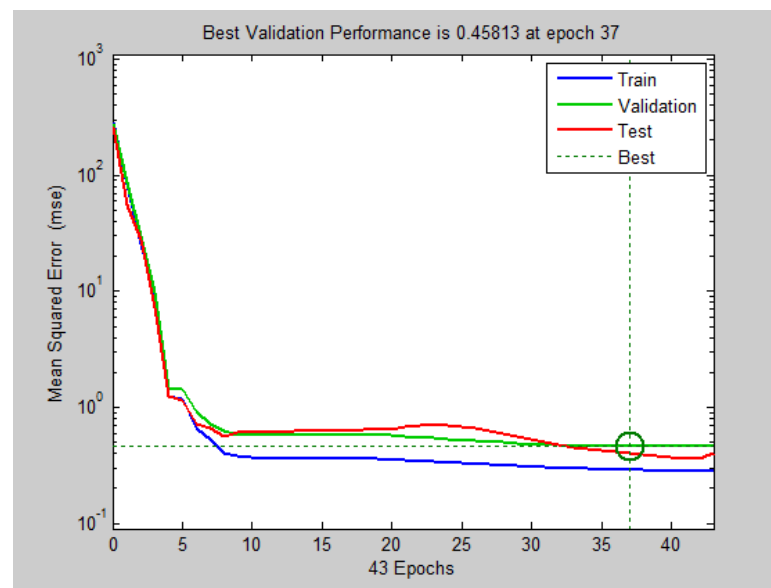


Figure (III.19) : Performance de réseau1_Structure2.

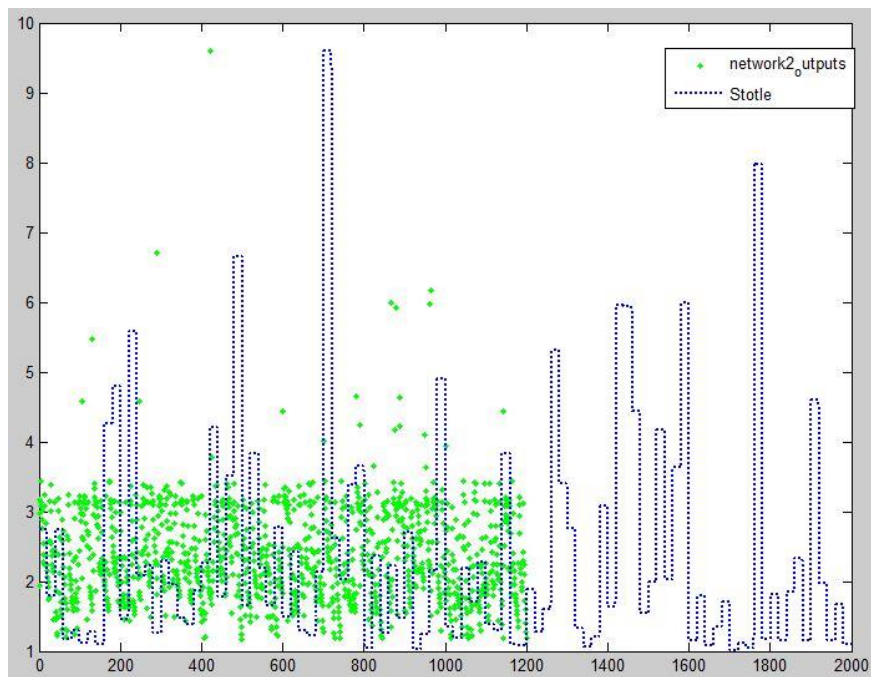


Figure (III.20) : sortie f_0 et network2 outputs de réseau 1_100cas

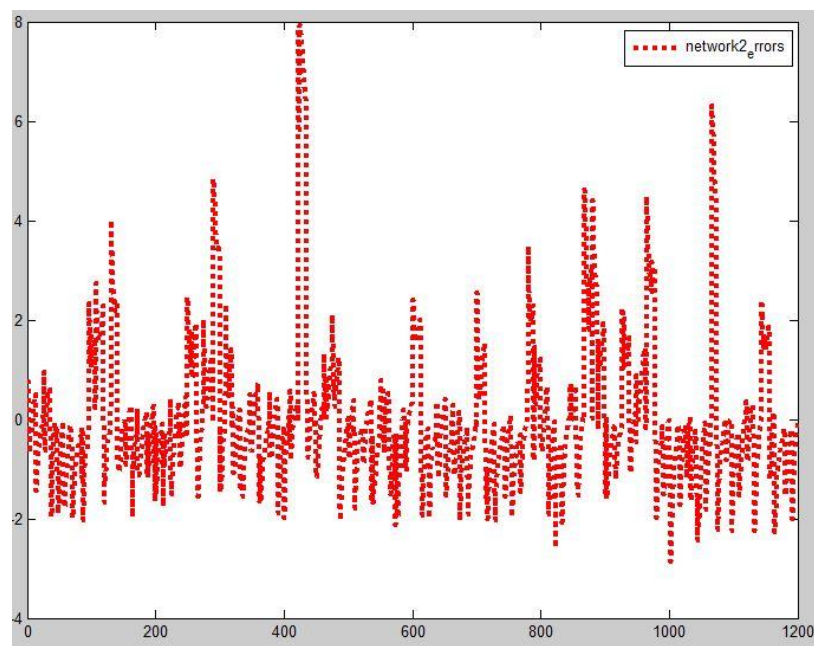


Figure (III.21) : erreur network2 de réseau 1_100cas

III.7.2.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones:

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons deux couches cachées (hidden layer), avec 30 neurones dans chaque couche,

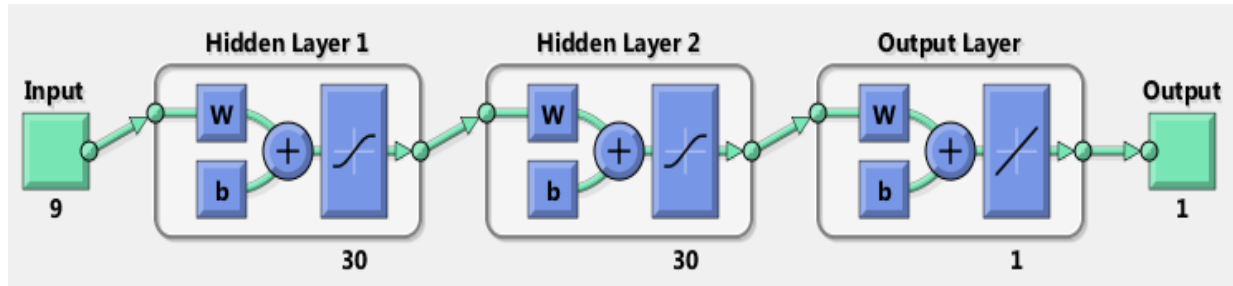


Figure (III.22) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure3)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau2 structure 3, on remarque bonne amélioration mais on a fait un autre essaie pour voir si on peut l'améliorer davantage

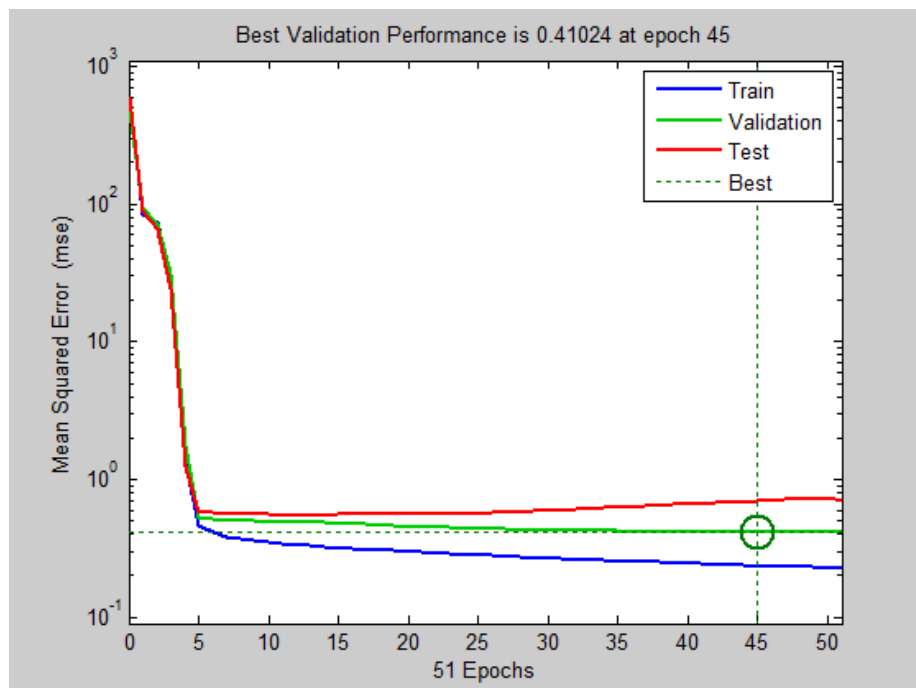


Figure (III.23) : Performance de réseau1_Structure3.

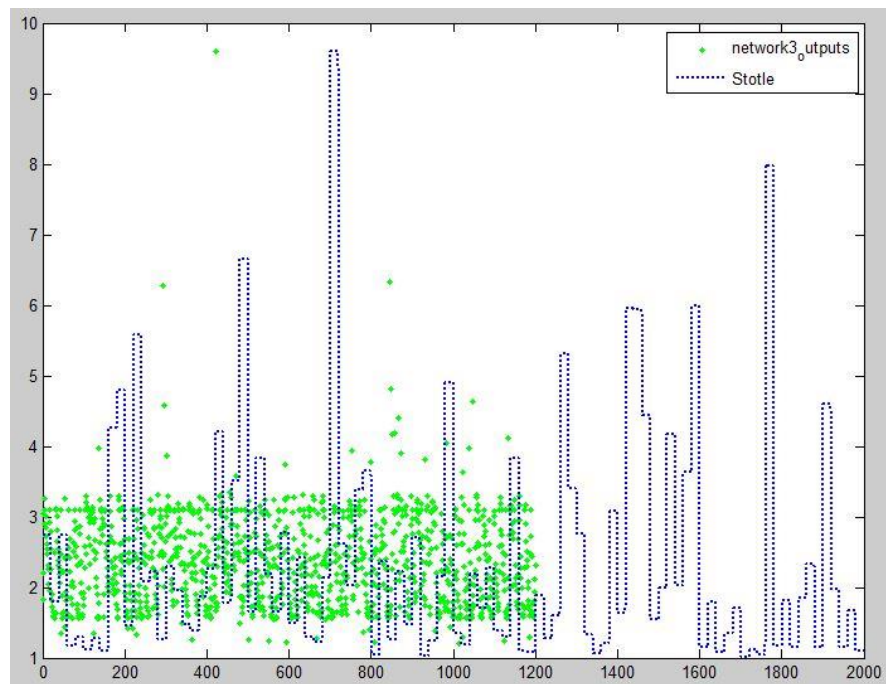


Figure (III.24) : sortie f_0 et network3 outputs de réseau 1_100cas

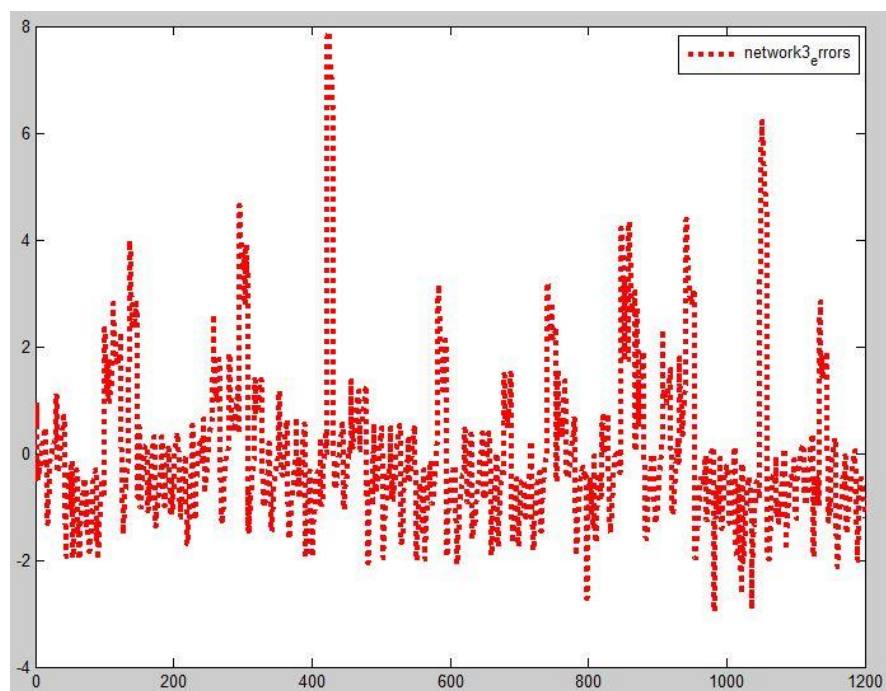


Figure (III.25) : erreur network3 de réseau 1_100cas

III.7.2.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons 3 couches cachées (hidden layer), 25 neurones dans la première couche cachée .et 30 dans deuxième et troisième couche cachée

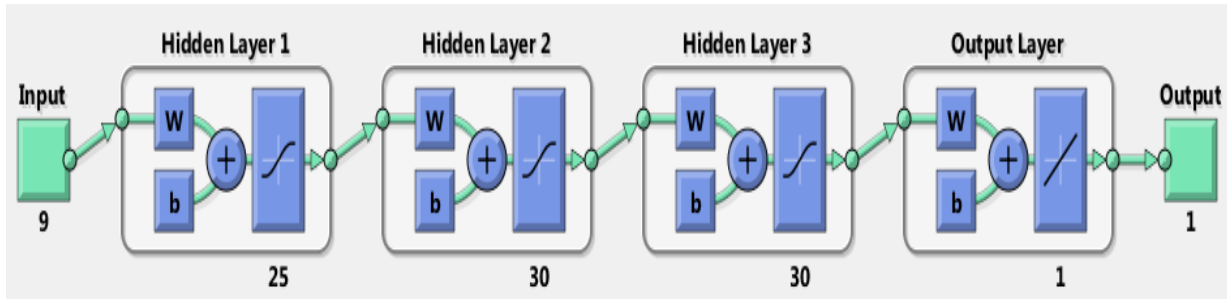


Figure (III.26) : Architecture de réseau utilisé (réseau1_structure4)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau1 structure4, .nous remarquons que le réseaux à eu une bonne entrainement ainsi qu' il a pris une bonne époque "plus l'époque est grande plus le réseaux s'entraine suffisamment"

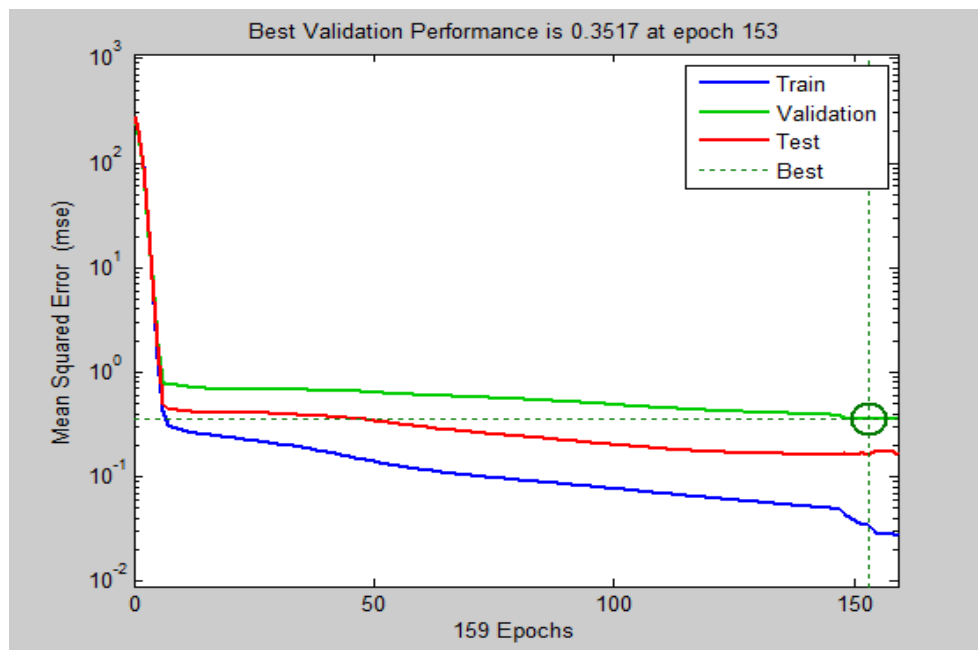


Figure (III.27) : Performance de réseau1_Structure4.

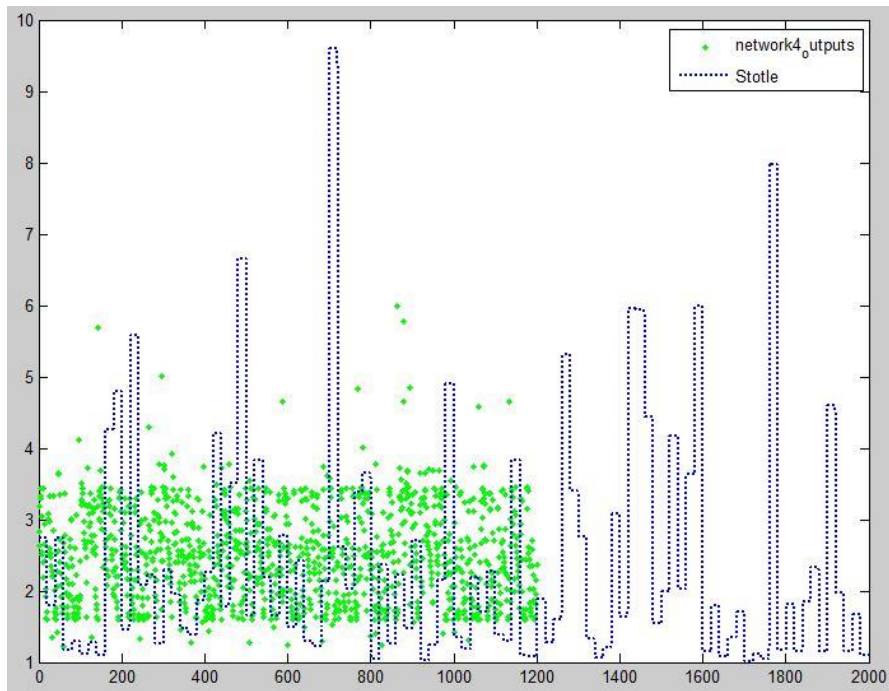


Figure (III.28) : sortie f_0 et network4 outputs de réseau 1_100cas

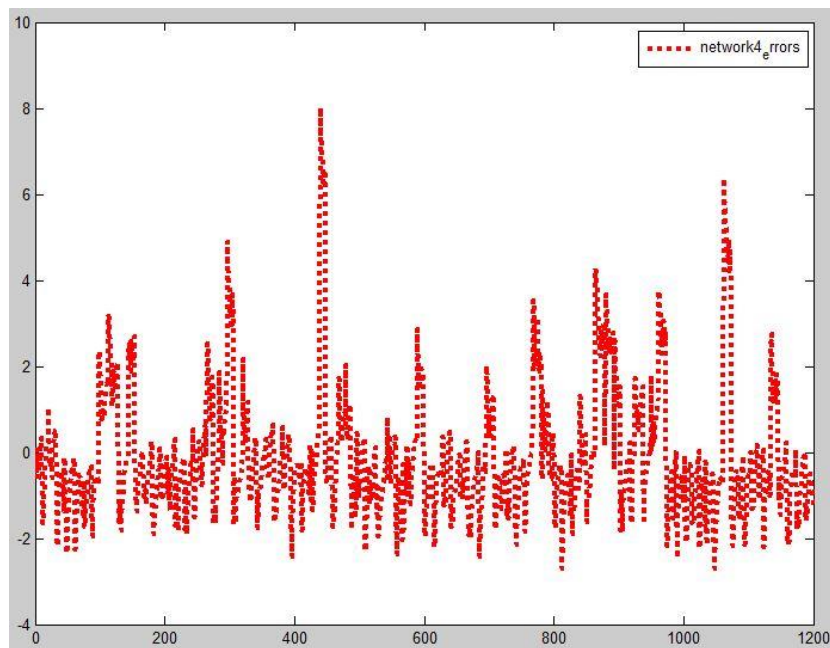


Figure (III.29) : erreur network4 de réseau 1_100cas

D'après ces résultats on remarque que la meilleure structure est celle qui donne une bonne performance (minimum d'erreur avec la sortie désirée).

Le tableau (III.4) résume les performances obtenues par les quatre structures de réseau N°1

RESEAU N°1	
STRUCTURES	PERFORMANCES (MSE)
1	0.404
2	0.458
3	0.410
4	0.351

La meilleure structure pour le réseau 1 est la structure 4 qui donne une erreur de 0.351

III.7.3. Conception de RNA2 pour prédiction :

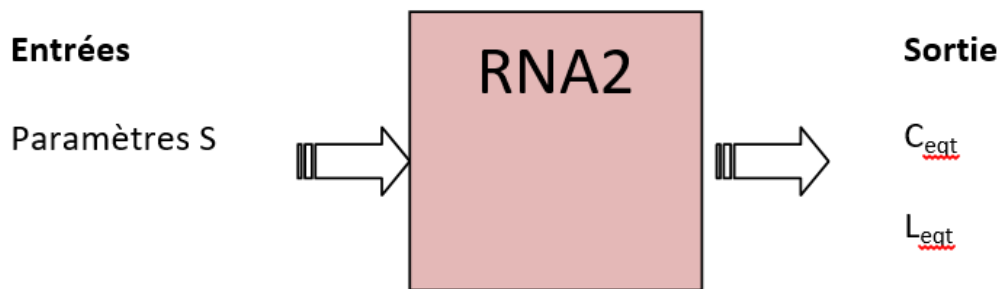


Figure (III.30) : Entrées et sorties de réseau de neurones N°2

vu que les meilleurs résultats dans le réseau précédent sont ceux qu'on a utiliser 100 cas, donc on va prendre 100 cas avec reseaux 2 et 3 dès le début

III.7.3.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé , Où nous mettons une couche cachée (hidden layer), avec 20 neurones

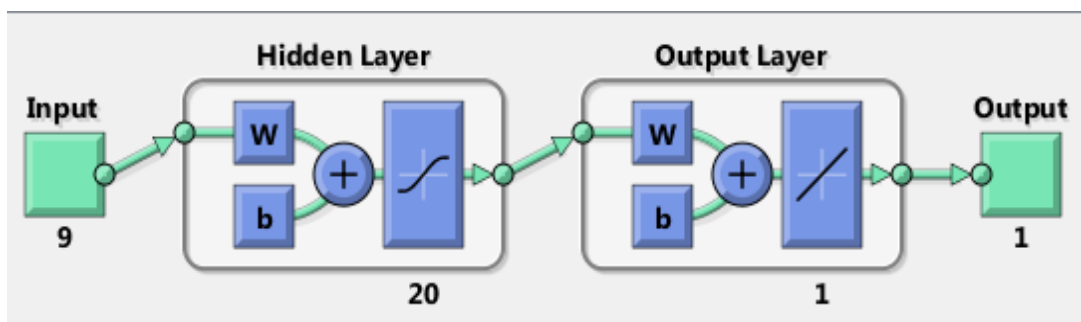


Figure (III.31) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_structure1).

figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau2 structure1, nous remarquons que la performance est discutable dès le début et de même avec l'époque, on verra si on peut l'améliorer de plus

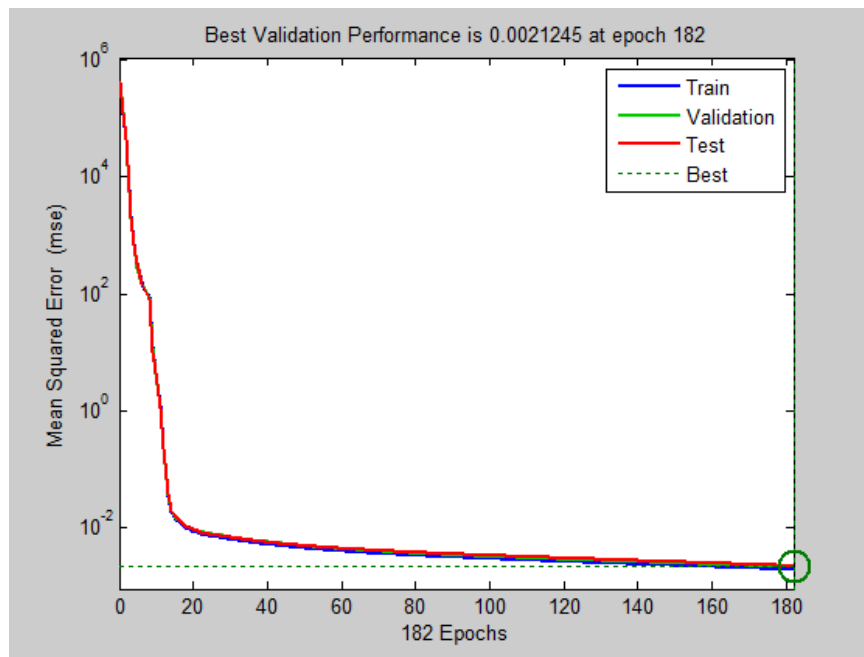


Figure (III.32) : Performances de réseau2_Structure1

III.7.3.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones:

la figure suivante présente architecture de réseau utilisé , Où nous mettons une seule couche cachée (hidden layer), avec 40 neurones

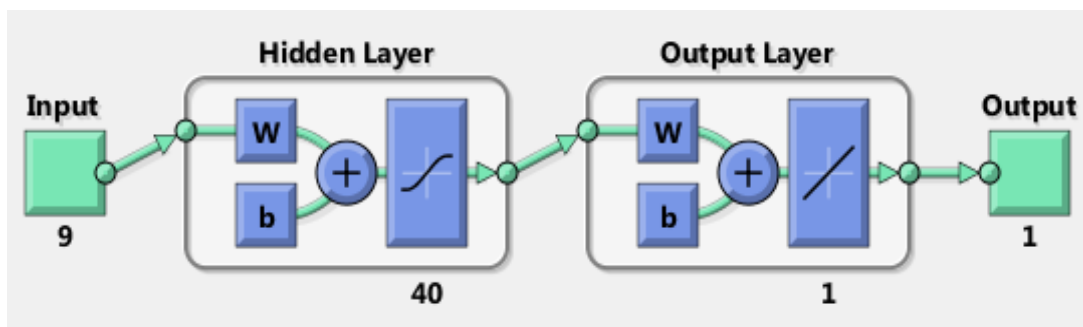


Figure (III.33) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_Structure2).

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau2 structure2, un très bon résultats obtenus ainsi qu'une bonne époque et on verra si on peut faire mieux

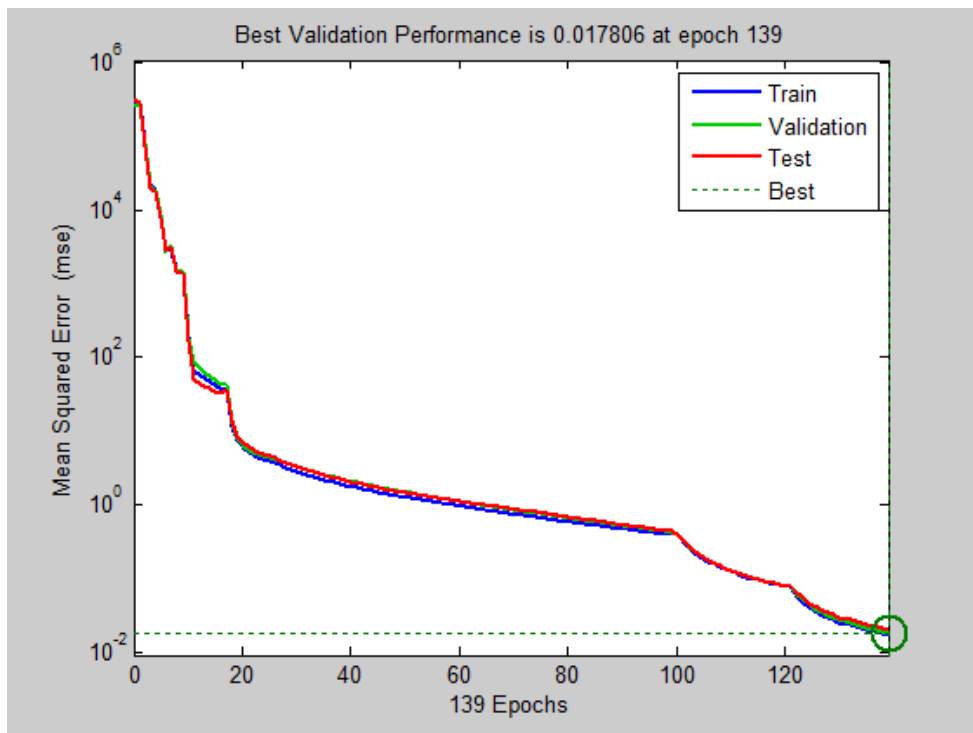


Figure (III.34) : Performance de réseau2_Structure2.

III.7.3.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones:

La figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons 2 couches cachées (hidden layer), avec 30 neurones dans chaque couche,

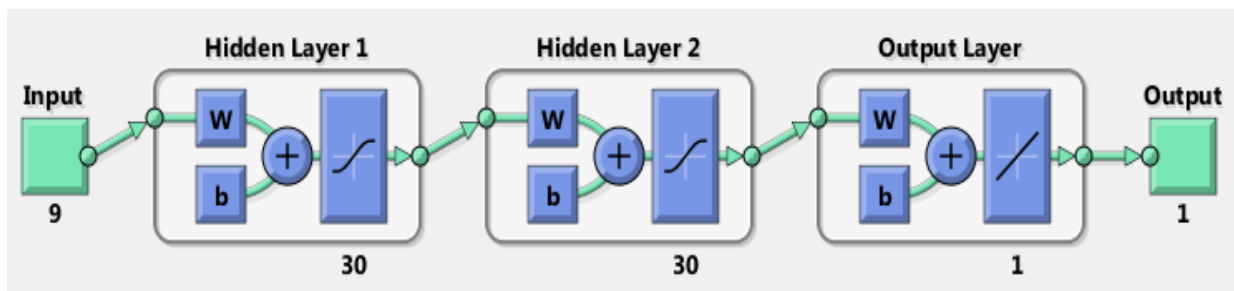


Figure (III.35) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_structure3)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau2 structure 3, on a eu presque les mêmes résultats que la structure précédente

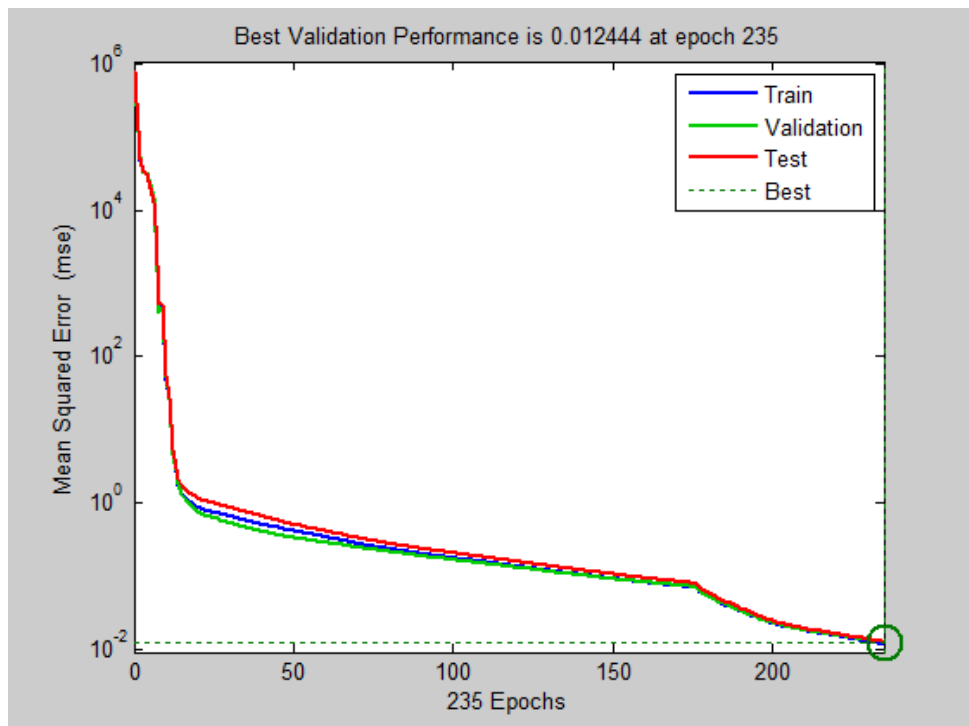


Figure (III.36) : Performance de réseau2_Structure3.

III.7.3.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones

Commenter : figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons 3 couches cachée (hidden layer), Avec 25 neurones dans la première couche cachée .et 30 dans la deuxième et la troisième couche cachée

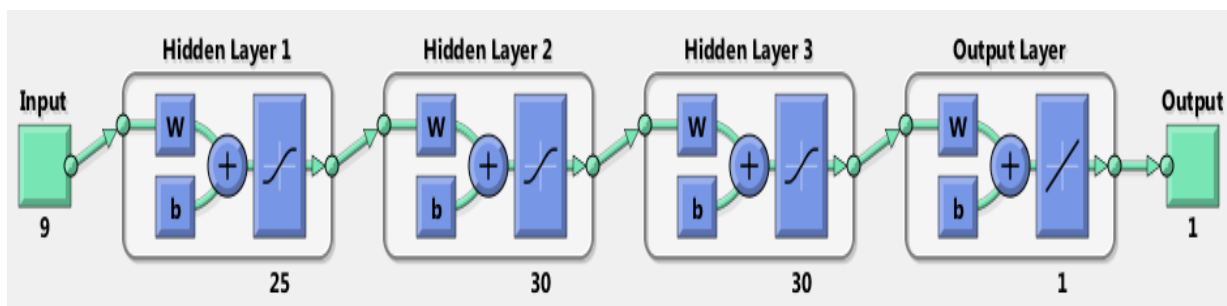


Figure (III.37) : Architecture de réseau utilisé (réseau2_structure4)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau2 structure4, on voit un très bon résultat ainsi qu'une très bonne époque

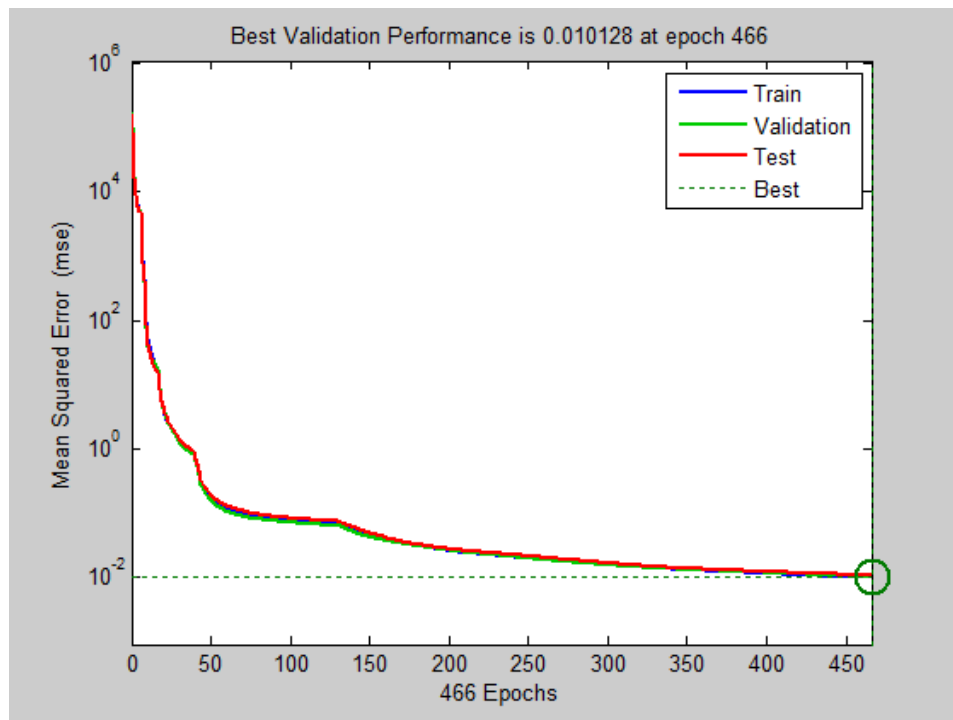


Figure (III.38) : Performance de réseau2_Structure4.

D’après ces résultats on remarque que la meilleure structure est celle qui donne une bonne performance (minimum d’erreur avec la sortie désirée).

Le tableau (III.5): résume les performances obtenues par les quatre structures de réseau N°2

RESEAU N°2	
STRUCTURES	PERFORMANCES (MSE)
1	0.002
2	0.178
3	0.124
4	0.010

La meilleure structure pour le réseau 2 est la structure 4 qui donne une erreur de **0.010**

III.7.4. Conception de RNA3 pour prédiction :

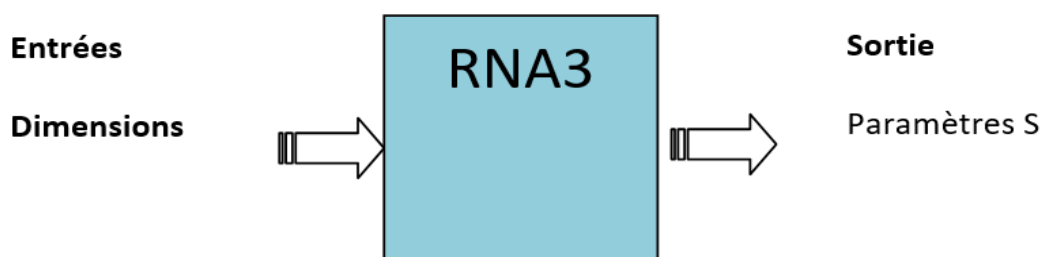


Figure (III.39): Entrées et sorties de réseau de neurones N°3

III.7.4.1. Structure N°1: une seule couche cachée contenant 20 neurones

la figure suivante présente architecture de réseau utilisé , Où nous mettons une couche cachée (hidden layer), avec 20 neurones

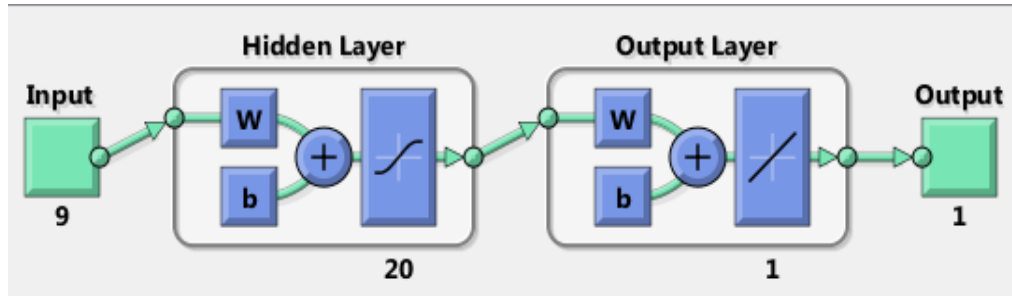


Figure (III.40) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_structure1).

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau3 structure1, une bonne performance obtenue ainsi que l'époque

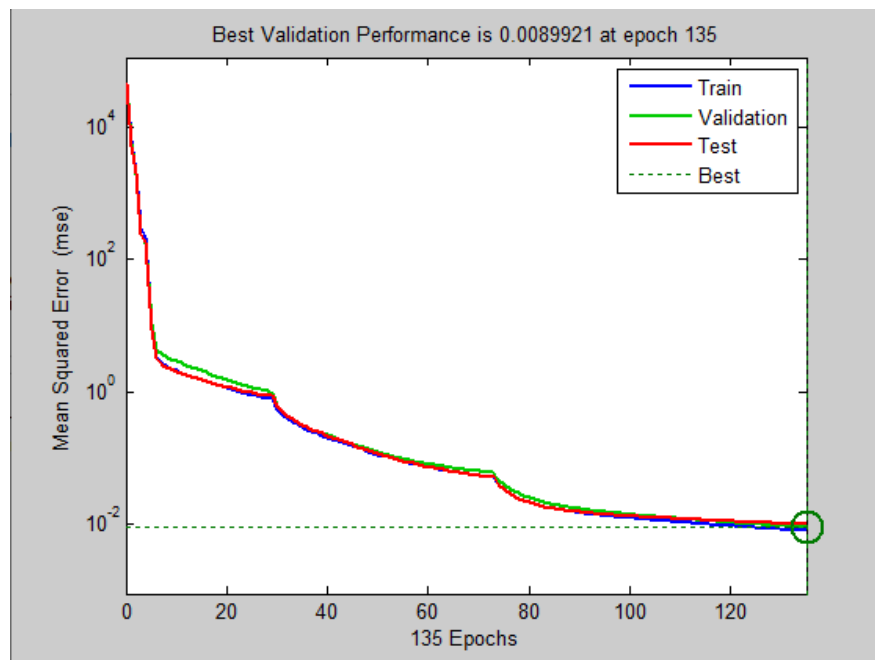


Figure (III.41) : Performances de réseau3_Structure1

III.7.4.2. Structure N°2: une seule couche cachée contenant 40 neurones:

Commenter : figure suivante présente architecture de réseau utilisé , Où nous mettons une seule couche cachée (hidden layer), avec 40 neurones

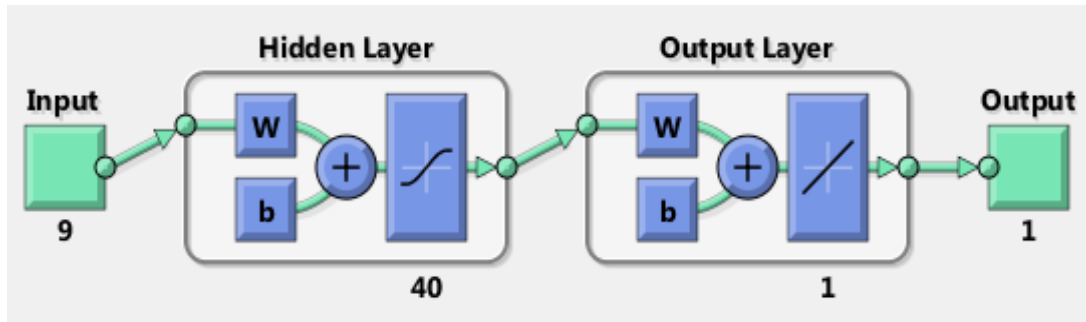


Figure (III.42) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_Structure2).

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau3 structure2, résultats très satisfaisants mais on terminera les étapes et on verra ce que ça va donner

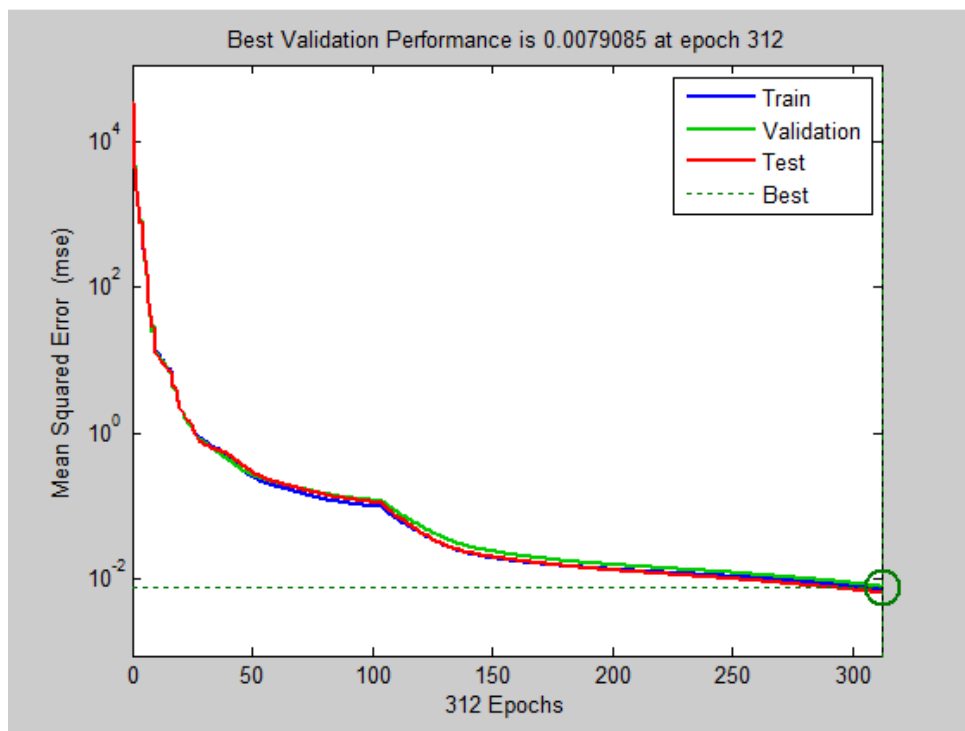


Figure (III.43) : Performance de réseau3_Structure2.

III.7.4.3. Structure N°3: deux couches cachées contenant 30 neurones:

Commenter : figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons 2 couches cachées (hidden layer), avec 30 neurones dans chaque couche,

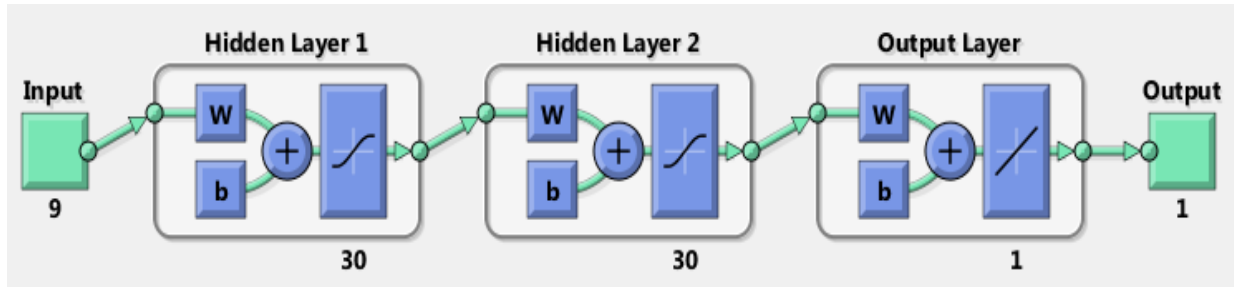


Figure (III.44) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_structure3)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau3 structure 3, les résultats s'améliorent de plus en plus

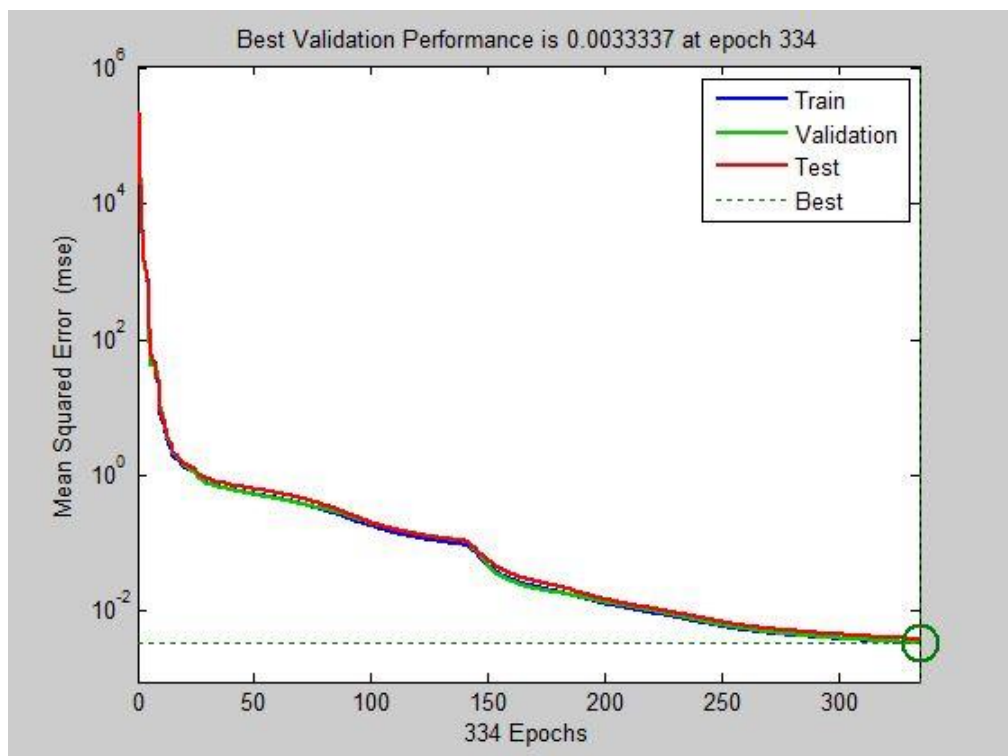


Figure (III.45) : Performance de réseau3_Structure3.

III.7.4.4. Structure N°4: trois couches cachées contenant 30 neurones

Commenter : figure suivante présente architecture de réseau utilisé, Où nous mettons trois couche cachée (hidden layer), Avec 25 neurones dans la première couche caché .et 30 dans la deuxième et la troisième couche cachée

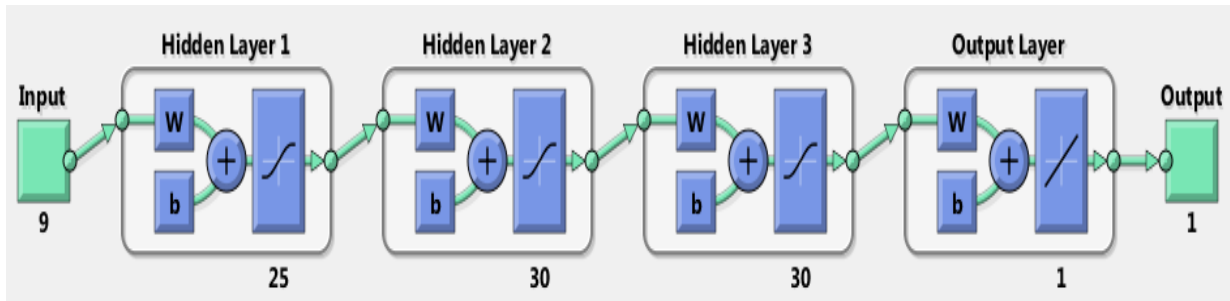


Figure (III.46) : Architecture de réseau utilisé (réseau3_structure4)

La figure suivante présente l'évolution de l'erreur quadratique durant la phase d'apprentissage de réseau1 structure4, et apparemment C'est le meilleur résultat que nous puissions obtenir

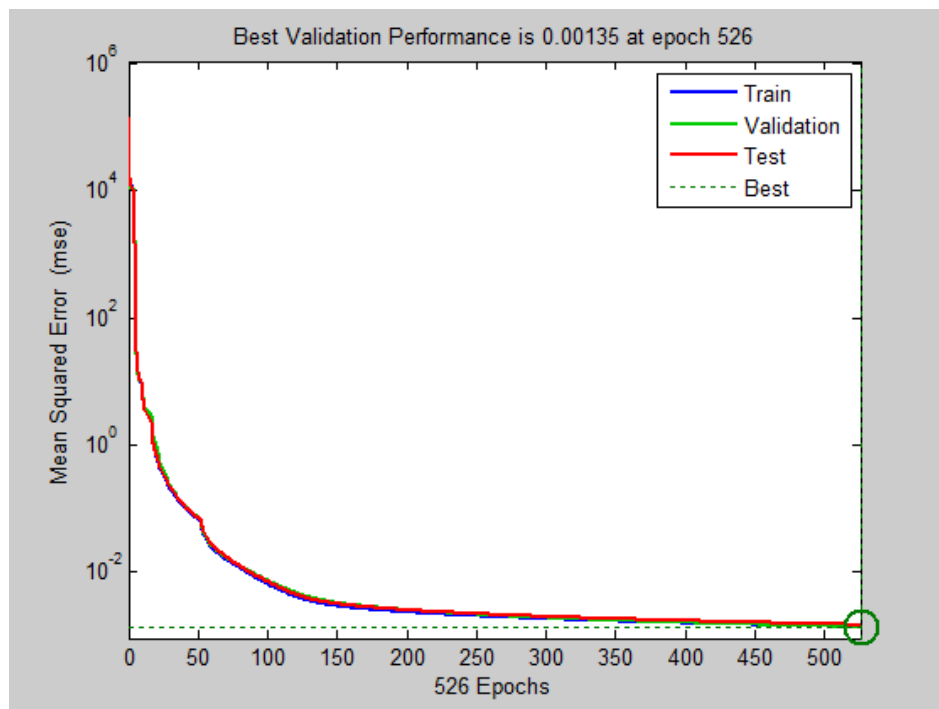


Figure (III.47) : Performance de réseau3_Structure4.

D'après ces résultats on remarque que la meilleure structure est celle qui donne une bonne performance (minimum d'erreur avec la sortie désirée).

Le tableau (III.6): résume les performances obtenues par les quatre structures de réseau N°2

RESEAU N°4	
STRUCTURES	PERFORMANCES (MSE)
1	0.008
2	0.007
3	0.003
4	0.001

La meilleure structure pour le réseau 3 est la structure 4 qui donne une erreur de 0.001

III.8. Conclusion

Les réseaux de neurones restent une source clé de nouvelles idées dans divers domaines, nous avons dédié ce chapitre à l'application des réseaux de neurones pour déterminer les meilleures performances et l'entraîner le maximum pour avoir finalement le meilleur résultat de prédiction, on constate que plus on augmente le nombre des données plus on aura un bon entraînement et donc un résultat de performance très satisfaisant

Conclusion Générale

CONCLUSION GENERALE

La détermination des propriétés des biocapteurs capables de détecter la nature de tissus humains a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche.

Dans notre travail, nous avons conçu des réseaux de neurones pour la détermination des propriétés de plusieurs biocapteurs RAF dans une large bande de fréquences.

De façon générale, la relation liant ses paramètres avec les paramètres S est très compliquée et jusqu'à présent n'a pas été défini exactement. Le recours aux réseaux de neurones s'avère parfaitement adapté à la résolution de ce problème les réseaux de neurones à couches constituent de véritables approximateurs non linéaires des fonctions.

Pour cette raison, nous utilisons les perceptrons multicouches pour approcher la fonction liant les entrées et les sorties. Ces réseaux de neurones sont utilisés pour résoudre le problème de caractérisation fréquentielles (recherche de la relation complexe qui lie les paramètres S avec les fréquences de résonances)

Nous avons également conçu plusieurs structures des réseaux de neurones afin d'améliorer les performances et obtenir une structure optimisée.

Les validations de notre méthode consistent à introduire les paramètres de dispersion comme des entrées aux réseaux de neurones conçus. Les sorties des réseaux sont les fréquences de résonances.

D'après les résultats obtenus, cette méthode s'avère efficace pour la détermination des propriétés diélectriques des matériaux en hyperfréquences.

En conséquence, nous pouvons déterminer les propriétés d'autres biocapteurs ayant des propriétés comprises dans des domaines de validité plus large .

Et nous espérons qu'à l'avenir, il y aura plus de cas afin que notre réseau neuronal dispose de plus de données pour s'adapter et prédise.

Références Bibliographiques

Références bibliographiques

Référence introduction général :

[1]. Clark, L.C., Lyon, C., Electrode system for continuous monitoring of cardi vascular surgery.
Ann. NY Acad. Sci. 102(1962) 29-45

Référence des chapitres :

[1] ClarkJr,L.C.Trans.Am.Soc.Arti. Intern.Organs1956,2,41-48.

[2] ClarkJr,L.C,Lyons.C.Ann. NyAcad.Sci.1962,102,29-45.

[3] ZEHANINedjla, Etude et développement de biocapteurs électrochimiques pour la détection de polluants dans un milieu aqueux,16/10/2015

[4].F.Boukchiche. Etude de structures coplanaires à métamatériaux et à couche magnétique. Autre. Université Jean Monnet - Saint-Etienne; Université Mentouri (Constantine, Algérie), 2010.

[5].D.L.Diedhiou. Etudedes dispositifs hyperfréquences accordables en technologie microfluidique,

[6].K.C. Gupta, R. Garg, I. Bahl et P. Bhartia “Micro-ruban lines and slotlines “, second edition 1996 ARTECH HOUSE..

[7].M.D.Pozar, " Microwave Engineering ", 1998 second edition, by John Wiley& Sons, Inc.

[8] R.E.Collin, " Foundations for microwave engineering ", second edition.

[9].H.Kandouci “Contribution à la conception d'un filtre passe bande à base des métamatériaux”Master en Télécommunications, Université Dr Tahar Moulay – SAIDA,2016.

[10].C.Mohamed el amine, "Modélisation et caractérisation de fonctions électroniques générées par des dispositifs à métamatériaux", mémoire magister, Université Abou Baker Belkaid Tlemcen, 2012.

[11]. Olivier Acher, “Copper vs. iron: Microwavemagnetism in the métamaterialage”, journal of Magnetism and MagneticMaterials, 2008.

[12].A.Zermane," Contribution à l'étude et la faisabilité de micro-résonateurs en structure planaire ", thèse de doctorat université Mentouri de Constantine et de l'université Jean Monnet de Saint-Etienne, 2011.

[13]. A.PRIOU, “Matériaux composites en électromagnétisme : Matériaux chargés, matériaux électroniques et métamatériaux”, Techniques de l'ingénieur, Tl.e 1165.

Références bibliographiques

- [14]. **J.B.Pendry, A. J. Hoden, W. J. Stewart and I. Youngs**, " Extremely low frequency plasmas in metallic meso structures", *Physical Review Letters*, Vol. 76, No. 25, pp. 4773-4776, 17 June 1996.
- [15]. **V. Veselago**, " The electrodynamics of substances with simultaneously negative values of μ and ϵ ", *Soviet Physics Uspekhi*, Vol. 92, no. 3, pp. 517-526, 1967.
- [16]. **J. B. Pendry, A. J. Holden, D. J. Robbins and W. J. Stewart**, " Magnetism from conductors and enhanced non linear phenomena", *IEEE Transactions on microwave theory and technique*, Vol. 47, No. 11, pp. 2075-2084, November 1999.
- [17]. **R. A. Shelby, D. R. Smith, S. Schultz**, " Experimental verification of a negative index of refraction", *Science Direct*, Vol. 292, pp. 77-79, 2001.
- [18]. **B.M.Ouagague**, " Etude Théorique et Expérimentale des Métamatériaux et des Techniques d'Agilité (MEMS, BST) pour la Conception des Circuits RF Miniatures et Reconfigurables ", Thèse en vue de l'obtenir du doctorat de l'université de Toulouse, 2014.
- [19]. **H.Lalj**, "Conception et caractérisation de filtres et systèmes antennaires reconfigurables chargés par des résonateurs Métamatériaux sub-longueurs d'onde," thèse sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne pour obtenir le titre de docteur de l'INSA de Rennes Spécialité Electronique et télécoms, 2014. S. A. Ramakrishna, " Physics of negative refractive index materials", *Rep. Prog. Phys.*68, pp. 449–521, 2005.
- [20]. **J.Garcia, J.Bonache, F.Falcone, J.D.Baena, F.Martin, I.Gil, T.Lopetegi, M.A.G.Laso, A.Marcotegui, R.Marqués and M.Sorolla**, Stepped impedance low-pass filters with spurious pass-band suppression, *Electronics Letters*, vol.40, pp, 881-883, 2004.
- [21]. **B.AMIN, B.DJABER**. Etude et développement de prototypes d'antennes souples à base de Métamatériaux 2007
- [22]. **C.P.Wen**, " Coplanar wave guide: a surface strip transmission line suitable for non reciprocal gyromagnetic device application ". *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.*17, pp 1087-1090, 1969.
- [23] **D'Souza, S.F.** *Biosens & Bioelectron* 2001, 16, 337-353.
- [24] **Thereunto D.R., Toth K., Durst R.A., Wilson G.S.**, *Biosens & Bioelectron*. 2001, 16, 121-127.

Références bibliographiques

- [25] **Simpson, M.L., Saylor, G.S.,** Applegate, B.M., Ripp, S., Nivens, G.E. (1998) Bioluminescent-bioreporter integrated circuits form and chromosome-determined D.E., Paulus, M.J., Jellison, novel whole-cell biosensors. *TIBTECH*, 16,332-33
- [26] **Collard, J.M., Corbisier, P., Diels, L., Dong, Q., Jeanthotr, C., Mergeay, M., Taghavi, S., van der Lelie, D., Wilmotte, A., Wuertz, S.** (1994) Plasmids for heavy metal resistance in *Alcaligenes eutrophius* CH34: mechanisms and applications. *FEMS Microbiol. Rev.* 14, 405-414
- [27] **Sethi, S.** (1994) Transducer aspects of biosensors. *Biosensors Bioelectronics* g.243-264.
- [28]. **D. Puig, D. Barceló,** *Anal. Chim. Acta* 311 (1995) 63
- [29]. **D. Puig, D. Barceló,** *J. Chromatogr. A* 778 (1997) 313.
- [30]. **O. Jáuregui, E. Moyano, M.T. Galceran, J. Chromatogr. A** 787 (1997)79.
- [31]. **Mengsu Yang, Hing Leung Chan, Wing Lam, W.F. Fong,** Cytotoxicity and DNA binding characteristics of dextran-conjugated doxorubicins. *Biochimica et Biophysica Acta* 1380(1998) 329-335
- [32]. **Scheper T., Bückmann A. F.,** A Fiber Optic Biosensor based on Fluorometric Detection using Confined Macromolecular Nicotinamide Adenine Dinucleotide Derivatives. *Biosens. Bioelectron.* 5 (1990) 125-135
- [33]. **Per-Olof Markgren, Maria T. Lindgren, Karl Gertow, Robert Karlsson, Markku Hämäläinen, and Danielson U. H.,** Determination of interaction kinetic constants for HIV-1 protease inhibitors using optical biosensor technology. *Analytical Biochemistry* 291 (2001) 207-218
- [34]. **Peter M. Schmidt, Christine Lehmann, Eckart Matthes, Bier Frank F.,** Detection of activity of telomerase in tumor cells using fiber optical biosensors. *Biosens. Bioelectron.* 17 (2002) 1081-1087
- [35]. **Bo Lin, Jean Qiu, John Gerstenmeier, Peter Li, Homer Pien, Jane Pepper, Brian Cunningham,** A label-free optical technique for detecting small molecule interactions. *Biosensors and Bioelectronics* 17 (2002) 827-834
- [37] **Guillaume Bailly,** «Développement de la transduction microonde appliquée à la détection d'ammoniac. Du nanomatériau au capteur large bande, compréhension des mécanismes et influence des traces d'eau»,07 décembre2017

Références bibliographiques

- [38] **D. R. Smith, W. J. Padilla, D. C. Vier, S. C. Nemat -Nasser, and S. Schultz**, “Composite medium with and permittivity”, *Phys.Rev.Lett.*,vol. 84,no.18,May2000,pp.4184-4187.
- [39] **R. A. Shelby, D. R. Smith et S. Schultz**, « Experimental verification of a negative index of refraction », *Science*,vol. 292,p. 77/79, 2001.
- [40] **D.R.Smith,W.J.Padilla,D.C.Vier,S.C.Nemat-Nasser,S.Schultz**. «CompositeMedium with simultaneously negative permability and permittivity.» *Phys. Rev. Lett* .84,2000: 4184-4187.
- [41] **E. Hanna**, “Synthèse et Réalisations avec des Zéros de Transmission de Filtres Planaires Miniaturisés à Topologies Fractales en Substrat Suspendu”, thèse à l’Université de Bordeaux1, Juillet 2006.
- [42] **J.B.PENDRY, A.J.HOLDEN, D.J ROBBINS, et W.J.STEWART**, “Magnetism from conductors and enhanced non-linear phenomena”. *IEEE Trans. Microwave Theory Tech.* 47,p.2075-2084(1999).
- [42].**R.Badaoual**, CH. Martin, S.Jacquet, " Les micro-ondes ", Vol. 1. Paris : MASSON 1992.
- [43].**P.F.Combes**," Micro-ondes ", tome1- Lignes, guides et cavités, Paris : Dunod, 1996.
- [43] **G. Cormier**, “Les lignes de transmission“, *Sys télécommunications*, Université de Moncton 2012.
- [44] **J. R. Fisk WLHR**,“Microstrip transmission line” , 2001.
- [45] **Y. Djeriri**,"Les Réseaux de Neurones Artificiels", University of Sidi-Bel-Abbes 2017.
- [46] **Z. Asradj**,"Identification des systèmes non linéaires par les réseaux de neurones", Magister en Automatique et Traitement du Signal, Université Abderahman Mira –BEJAIA 2011.
- [47] **M. Nouressadat**, "Etude des performances des réseaux de neurones dynamiques à représenter des systèmes réels : une approche dans l'espace d'état" MAGISTER en control,
- [48] **F. Medjili**,"Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et commande Prédictive non linéaire d'une station de production d'eau froide", Magister en Automatique, Université Badji Mokhtar, Annaba 2010.