

# Optimisation d'un réseau d'antennes planaires adaptatives par Réseaux de neurones

Mémoire rédigé et soutenu par  
BALOGOG MANDACK Georges Lemuel  
en vue de l'obtention du DIPET II

27 juin 2019

---

## DÉDICACE

*À ma famille*

*à cet ideal de paix, d'unité et d'amour sincère, que beaucoup peinent à percevoir  
mais aussi Guillaume un véritable partenaire et M. Roger un modèle*

---

# REMERCIEMENTS

Lors de l'élaboration de ce mémoire, de nombreuses personnes ont contribuées de près ou de loin, sur les plans financiers, matériels mais aussi psychologique, éducatif et professionnel dès ses préludes jusqu'à sa finalité. pour cela, nous leur adressons nos sincères remerciements, mais tout d'abord au Créateur, le Tout-Puissant sans qui rien ne serait possible.

Je voudrais remercier tout d'abord **Pr. Nmeme Nmeme Léandre** pour avoir assuré notre encadrement au sein de cette prestigieuse école.

Je remercie particulièrement **Pr. ESSIBEN D. Jean François** pour avoir accepter de diriger ces travaux, mais aussi ses conseils et son enrichissement.

Je tiens à remercier **M. Kuaté Alain** pour sa patience, son support, son enthousiasme, son encadrement, ses valeurs et son professionnalisme.

Merci à **Lois Beatitude Mandack** qui à donné d'elle même pour parcourir ce document avec rigueur et apporter des remarques.

Je ne saurais oublier toutes ma famille pour leur soutien particulier et inconditionnel, tous les enseignants du Département Génie Électrique pour leur formation et leurs conseils, nos amis et proches pour leurs soutiens et leurs contributions.

Finalement une pensée chaleureuse à l'endroit de cette magnifique famille qu'est la 40<sup>e</sup> promotion GEL.

*Apres avoir été au bout de ce mémoire, j'aurais envie d'écrire à mon tour, que l'homme déraisonnable qui s'obstine dans une perpétuelle insatisfaction ne saurait faire valoir le progrès qu'il ait pu faire s'il n'est aidé de personnes plus raisonnables.*

---

# AVANT-PROPOS

L’Ecole Normale Supérieure d’Enseignement Technique (ENSET) créée par arrêté présidentiel N° 71/260 /CAB/PR du 10 Août 1971, est institution de l’université de Douala ayant pour mission de former et de mettre à la disposition de l’état les enseignants de l’enseignement technique commerciale et industrielle. Elle comprend deux cycles de formations :

- Le cycle de Professeurs d’Enseignement Technique de premier grade (DIPET1) d’une durée de trois ans ;
- Le cycle de Professeurs d’Enseignement Technique de deuxième grade (DIPET2) d’une durée de cinq ans, trois ans ou deux selon la nature de diplôme à l’entrée (BAC, BTS, Licence, diplôme d’ingénieur, DIPET1).

Au terme de chaque cycle tout étudiant est tenu de présenter un travail écrit qui est le fruit d’une année de recherche et dont le terme s’inscrit dans le cadre d’un problème pédagogique actuelle soit dans le contexte spécifique des disciplines de sa spécialité ou son option.

Ceci a pour but essentielle de cultiver chez le future enseignant un effort de recherche soutenu et possède à cet effet ce rôle :

- D’inciter et de donner à l’étudiant le goût de la recherche ;
- D’éveiller son sens de créativité ;

Le thème du présent mémoire est « Optimisation d’un réseau d’antennes planaires adaptatives par Réseaux de neurones ». Ce travail s’inscrit dans une démarche plus vaste, visant à optimiser la directivité des faisceaux pour des antennes intelligentes.

---

## RÉSUMÉ

Il est question pour nous d'augmenter les performances d'un réseau d'antennes planaire notamment la directivité. Un system planaire intelligent revêt une véritable importance pour les télécommunications afin de réduire les nuisances mais aussi augmenter les débits de transmission. La formalisation de la loi d'alimentation est optimisée par le processus d'apprentissage du réseau de neurones, ce qui permet d'obtenir pour une direction donnée un gain d'environ 12,81dB avec des durées d'environ 1,27 secondes.

---

## ABSTRACT

---

# TABLE DES MATIÈRES

<b>Dédicace</b>	i
<b>Remerciements</b>	i
<b>Résumé</b>	iii
<b>Abstract</b>	iv
<b>Tables des matières</b>	v
<b>Liste des Figures</b>	viii
<b>Liste des Tables</b>	x
<b>Acronymes</b>	x
<b>Introduction Générale</b>	1
<b>1 Etat de l'art sur l'optimisation des réseaux d'antennes</b>	3
1.1 Aperçu sur les antennes . . . . .	3
1.2 Aperçu sur les réseaux d'antennes . . . . .	10
1.3 Concept d'optimisation . . . . .	12
1.4 Travaux de recherches dans le domaine . . . . .	14
1.5 Environnement de travail . . . . .	16
<b>2 Synthèse des réseaux d'antennes</b>	19
2.1 Les réseaux d'antennes . . . . .	19

2.2	La synthèse des réseaux . . . . .	22
<b>3</b>	<b>Synthèse par réseau de neurones</b>	<b>27</b>
3.1	Les neurones biologiques et les neurones artificiels . . . . .	28
3.1.1	Neurone artificiel élémentaire . . . . .	29
3.1.2	Présentation des réseaux de neurones . . . . .	30
3.1.3	L'apprentissage des réseaux de neurones . . . . .	34
3.1.4	Le perceptron multicouche . . . . .	36
3.2	Application de réseau de neurones à la synthèse des réseaux d'antennes . . . .	40
3.2.1	Procédure de développement d'un réseau de neurones . . . . .	40
3.3	Implémentation Physique . . . . .	43
<b>4</b>	<b>Résultats et perspectives</b>	<b>46</b>
4.1	Antenne élémentaire . . . . .	46
4.2	Antenne réseau et méthode analytique . . . . .	49
4.3	Réseau de neurones . . . . .	52
4.4	Antenne réseau et RNA . . . . .	58
4.5	Analyse et perspectives . . . . .	61
<b>A</b>	<b>Programme Matlab DolphTest.m</b>	<b>65</b>
<b>B</b>	<b>Programme Matlab RNATest.m</b>	<b>67</b>
<b>C</b>	<b>Extrait Fiche technique ROUTEUR ISR Cisco 1941W</b>	<b>68</b>
<b>D</b>	<b>Extrait sur les Normes 802.11.x</b>	<b>69</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>71</b>

---

# TABLE DES FIGURES

1.1	Représentation d'une onde électromagnétique se propageant dans l'espace . . . . .	4
1.2	Exemple illustratif du diagramme de rayonnement d'une antenne . . . . .	6
1.3	Régions de rayonnement . . . . .	7
1.4	Types de polarisation . . . . .	8
1.5	Impact d'un réseau sur le diagramme de rayonnement . . . . .	11
1.6	Le diagramme de rayonnement d'un réseau de N antennes identiques correspond au produit du diagramme de rayonnement d'un élément pris individuellement par le facteur de réseau . . . . .	12
1.7	Interface du logiciel Matlab . . . . .	17
1.8	Bôîte à outil pour les réseaux de neurones appliqués aux problèmes de régression	17
1.9	Interface du logiciel CST Microwave Studio . . . . .	18
2.1	Configuration d'un réseau uniforme de N sources . . . . .	20
2.2	Réseau plan $N \times M$ . . . . .	21
2.3	Réseau circulaire de $N=12$ éléments . . . . .	22
2.4	Gabarit de synthèse d'un diagramme de rayonnement . . . . .	24
3.1	Réseau de neurones biologique . . . . .	28
3.2	Structure de base d'un neurone artificiel . . . . .	30
3.3	Schéma d'un réseau de neurones non-bouclés (statique) . . . . .	32
3.4	Schéma d'un réseau de neurone bouclé (dynamique) . . . . .	32
3.5	Exemple illustratif d'interconnexions d'un réseau dynamique . . . . .	33
3.6	Exemple illustratif d'un réseau statique . . . . .	34
3.7	Exemple illustratif d'un réseau multicouche de type PMC . . . . .	34

3.8	Processus d'apprentissage supervisé . . . . .	36
3.9	Organigramme de l'algorithme de rétropropagation de l'erreur . . . . .	39
3.10	Modèle neuronal complet . . . . .	43
3.11	Carte SPARTAN-6 intégrant un FPGA Artix du fabricant Xilinx . . . . .	44
3.12	Fil de cuivre de diamètre 0.691mm . . . . .	44
3.13	Connecteur de type SMA . . . . .	45
3.14	Fine couche de cuivre sur verre époxy . . . . .	45
4.1	Vue 3D du monopôle élémentaire . . . . .	47
4.2	Dimensions du filament vertical . . . . .	47
4.3	Dimensions du plan de masse . . . . .	48
4.4	Diagramme de rayonnement 3D du monopole élémentaire . . . . .	48
4.5	Diagramme de rayonnement 3D vue Polaire du monopole élémentaire . . . . .	49
4.6	Fréquence de résonnance grâce au tracé du paramètre S11 . . . . .	49
4.7	Diagramme de rayonnement 2D obtenue par la méthode Dolph Tchebychev .	51
4.8	Niveaux de puissance des lobes du faisceau en dB pour un plan de coupe $\varphi = 90^0$ pour les direction d'arrivées $\theta=330^0$ et $\varphi=30^0$ . . . . .	51
4.9	Vue 3D du diagramme de rayonnement de l'antenne planaire 4*5 monopôles .	52
4.10	Vue sur interface Matlab du réseau de neurone obtenu . . . . .	52
4.11	Interface d'apprentissage du reseau de neurones . . . . .	54
4.12	Courbe des performances du processus d'apprentissage (Convergence tout le long des 1000 iterations) . . . . .	55
4.13	Graphe des etats de l'apprentissage . . . . .	55
4.14	Histogramme des erreurs . . . . .	56
4.15	Courbes de regression des valeurs predites et des valeurs de sorties souhaitées .	57
4.16	Prediction de la loi d'alimentation pour l'angle Theta = $330^0$ et Phi= $15^0$ . . . . .	58
4.17	Durée de 1.273532 secondes de temps de calcul pour la prediction de l'angle d'arrive theta= $330^0$ et phi= $15^0$ . . . . .	58
4.18	Diagramme de rayonnement 2D obtenue par le réseau de neurones . . . . .	60
4.19	Niveaux de puissance des lobes du faisceau en dB pour un plan de coupe $\varphi = 90^0$ pour les direction d'arrivées $\theta = 330^0$ et $\varphi = 30^0$ par le réseau de neurones .	60
4.20	Vue 3D du diagramme de rayonnement de l'antenne planaire 4*5 créé par le réseau de neurones . . . . .	61

---

## LISTE DES TABLEAUX

3.1	Les Fonctions de transfert usuelles . . . . .	31
4.1	Récapitulatif des dimensions de l'antenne monopole élémentaire . . . . .	49
4.2	Loi d'alimentation pour le réseau planaire $4 \times 5$ pour la direction $\theta = 330^0$ et $\varphi = 30^0$ dans le plan $\varphi = 90^0$ . . . . .	50
4.3	Amplitude et phase obtenus par la méthode des réseaux de neurones . . . . .	59
4.4	Tableau comparatif des résultats obtenus par la méthode de Dolph T. et la méthode des réseaux de neurones . . . . .	62

---

## ACRONYMES

P.I.R.E : Puissance isotrope rayonnée effective

DOA : Direction of arrival

DSP : Digital Signal Processor

RNA : Réseau de neurone artificiel

SOC : System on chip

SIP : System in package

ASIC : Application specific integration circuit

SMA : SubMiniature version A

PMC : Perceptron multicouche

MLP : MultiLayer Perceptron

RBFNN : Radial Basis Function Neural Network

FPGA : Field Programmable gate array

BTS : Base transceiver station

MLM : Méthodes de maximum de Vraisemblance (Maximum Likelihood Methods)

RSIB : Rapport Signal à Interférence plus Bruit

MVDR : Minimum Variance Distortionless Response

---

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans toutes les régions du globe, les télécommunications sont d'une priorité majeure pour le développement d'une nation. Les rapides développements de la recherche et de l'industrialisation ont permis à un large public d'accéder aux moyens modernes de communication. Les communications sans fil voient une évolution rapide avec une vitesse exponentielle ; mais, le revers de la médaille est une pollution électromagnétique croissante. La transmission fiable des données revêt alors un enjeu plus que majeur ; ceci impose une maîtrise des techniques de plus en plus poussées au risque de saturation d'ici quelques années du spectre radio.

Jusqu'à présent, les techniques employées pour accroître la capacité du système étaient entre autre l'accès multiple et le découpage cellulaire. Pour répondre à l'explosion des applications multimédia, la prochaine génération des réseaux de communication sans fil devra être en mesure de transmettre des signaux très haut débit, avec différentes qualités de services, tout en permettant un déploiement rapide et une forte pénétration du marché. D'où la nécessité d'améliorer les performances des systèmes et d'augmenter leurs capacités spectrales. Par ailleurs, pour faire face à l'augmentation imprévisible du nombre d'utilisateurs d'une part et à l'augmentation des débits de transmission d'autre part, les futurs réseaux de communications devront mettre en œuvre des techniques de plus en plus évoluées. Plusieurs approches sont possibles et l'une d'entre elles consiste à combiner les signaux reçus par les éléments d'une antenne réseau : ce sont les antennes intelligentes. Un des principaux avantages de ces systèmes réside leur capacité à réagir automatiquement à un environnement complexe dont l'interférence est connue ou détectée. Ils permettent de réduire les niveaux des lobes secondaires existants dans la direction de l'interférence, tout en maintenant le lobe principal dans la direction utile. Ces systèmes reposent sur des antennes réseau. Des dispositifs pour calculer les angles d'arrivées et des outils numériques de synthèse permettent d'attribuer des

poids (ou niveau d'importance) aux éléments de l'antenne réseau afin d'optimiser le signal de sortie selon des techniques de contrôle prédéfinies pour la formation des voies et l'annulation d'interférents. Une antenne réseau adaptative peut donc être définie comme un réseau capable de modifier son diagramme de rayonnement grâce à un logiciel de synthèse apte à répondre aux spécifications désirées. L'objectif de notre étude sera d'élaborer une technique numérique de synthèse pour la formation de faisceaux qui répondent aux spécifications imposées par le système adaptatif. Une contrainte de temps de calcul nous est imposée ce qui nous a conduit à développer un outil numérique basé sur les réseaux de neurones afin d'augmenter la vitesse de convergence. Ce mémoire sera composé de quatre chapitres décrivant les étapes et les points clés de la synthèse et l'optimisation de la directivité des diagrammes de rayonnement des antennes intelligentes à partir de réseaux de neurones.

Le premier chapitre contient un état de l'art sur les antennes, notamment les différents fondements des télécommunications, les caractéristiques de bases d'une antenne ; nous présenterons sommairement les concepts liés aux réseaux d'antennes, et pour comprendre la problématique d'optimisation, nous présentons dans ce chapitre les méthodes et principes d'optimisation et enfin nous ferons un état de l'art sur les travaux effectués jusqu'ici. Le deuxième chapitre abordera plus en détail les différents types de réseaux d'antennes, ainsi que la méthode de synthèse de Dolph Tchebychev. Par la suite nous bâtirons notre propre modèle à partir de cet algorithme dont le principal avantage un même niveau de puissance pour les lobes secondaires selon des contraintes préalablement définies. Le troisième chapitre présente une étude théorique des réseaux de neurones utilisés dans notre travail et aborde des notions fondamentales relatives au perceptron multicouche MLP avec son algorithme d'apprentissage, la rétro-propagation des erreurs, ainsi que leur propriétés mathématiques et sa mise en œuvre. Nous adoptons alors une nouvelle méthode de synthèse basée sur un modèle neuronal présenté dans la deuxième partie de ce chapitre avec pour principal avantage sa performance au niveau de sa rapidité de convergence. Finalement, le dernier chapitre de ce mémoire est consacré à la validation expérimentale du concept. La simulation des différents modèles sont effectués sur le logiciel CST Microwave Studio pour un réseau planaire de vingt monopôles et une étude comparative est faite entre les différentes méthodes : Dolph Tchebychev et RNA. Et enfin nous présentons les perspectives d'amélioration des performances des réseaux d'antennes.

---

---

# CHAPITRE 1

---

## ETAT DE L'ART SUR L'OPTIMISATION DES RÉSEAUX D'ANTENNES

La recherche dans les domaines des antennes réseaux nécessite préalablement de présenter les concepts de base qui s'y rapportent. C'est ce que permettra ce chapitre ; dans un premier temps il abordera le principe de base des éléments rayonnants (antennes), ensuite les concepts liés aux réseaux d'antennes seront brièvement présentés ; la section trois quant à elle portera sur les méthodes d'optimisation pour le traitement d'antenne. Ensuite, à la section quatre, il sera question des progrès effectués jusqu'ici dans le domaine et l'environnement dans lequel le présent travail a été effectué.

### 1.1 Aperçu sur les antennes

Le rôle d'une antenne est de *convertir* l'énergie électrique d'un signal en énergie électromagnétique transportée par une onde électromagnétique (ou inversement) assurant ainsi la liaison entre un émetteur et un récepteur par le biais du canal radio.

Comme tous les canaux de communication, le canal radio est soumis aux problèmes posés par le bruit et les perturbations, qui vont limiter les performances du système de transmission. Ces performances dépendent aussi des propriétés de l'antenne qui va donner naissance à l'onde électromagnétique, et à l'environnement autour de l'antenne qui va influer sur la propagation des ondes électromagnétiques.

Les principes à l'origine de l'électromagnétisme sont "*Les équations de MAXWELL*" d'où

l'importance de les mentionner ici en guise de rappel :

$$\text{Equation de Maxwell-Gauss}$$

$$\operatorname{div} \vec{E} = \frac{\rho}{\epsilon}$$

$$\text{Equation de Maxwell-Thompson}$$

$$\operatorname{div} \vec{B} = 0$$

$$\text{Equation de Maxwell-Faraday}$$

$$\overrightarrow{\operatorname{rot}} \vec{E} = -\mu \frac{d \vec{H}}{dt}$$

$$\text{Equation de Maxwell-Ampère}$$

$$\overrightarrow{\operatorname{rot}} \vec{H} = \sigma \vec{E} + \epsilon \frac{d \vec{E}}{dt}$$

Avec :

- $\rho$  densité volumique de charge
- $\epsilon$  permittivité électrique (F/m).  $\epsilon_0$  : permittivité diélectrique dans le vide ( $8.85e- 12$ ) et  $\epsilon_r$  : permittivité électrique relative telle que  $\epsilon = \epsilon_0 \times \epsilon_r$
- $\mu$  permittivité magnétique (H/m).  $\mu_0$  : permittivité diélectrique dans le vide ( $4\pi \cdot 10^{-7}$ ) et  $\mu_r$  : permittivité magnétique relative telle que  $\mu = \mu_0 \times \mu_r$
- $\sigma$  : conductivité électrique du milieu (S/m)

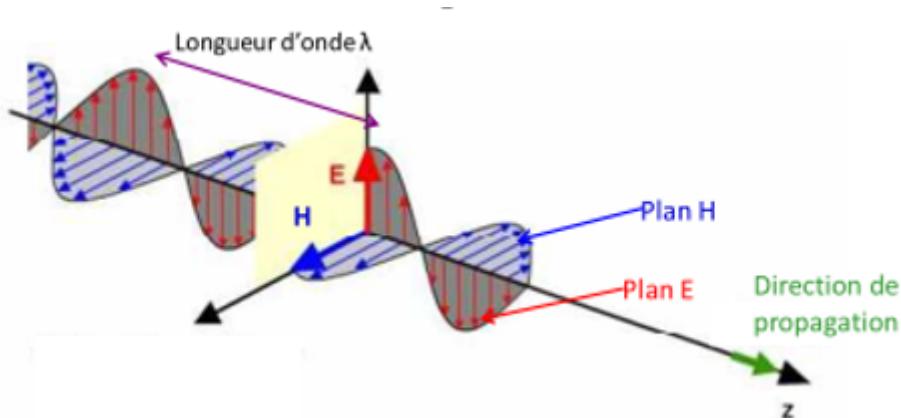


FIGURE 1.1 – Représentation d'une onde électromagnétique se propageant dans l'espace

La résolution des équations de Maxwell conduit au modèle mathématique de propagation des champs électriques E et H (Figure 1.1) :

$$\Delta \vec{E} - \epsilon \mu \frac{d^2 \vec{E}}{dt^2} = \vec{0}$$

$$\Delta \vec{H} - \epsilon \mu \frac{d^2 \vec{H}}{dt^2} = \vec{0}$$

D'après l'équation de Maxwell-Ampère, lorsqu'un courant de conduction variable traverse un fil, un champ magnétique variable est produit au voisinage de ce fil. Localement autour de ce point, il y a une variation du flux du champ magnétique qui, d'après l'équation de Maxwell-Faraday, va donner naissance à un champ électrique variable. Localement, cette variation de champ électrique donne naissance à un champ magnétique et ce processus continue de proche en proche. Les champs électriques et magnétiques se propagent conjointement à l'image d'une vague (*Figure1*). La résolution des équations de Maxwell montre que la vitesse de déplacement des champs est une constante C ( $3.10^8 m/s$ ) égale à la vitesse de la lumière.

On définit dès lors plusieurs paramètres caractérisant une antenne [1] [2] :

### 1. Diagramme de rayonnement

Fonction mathématique ou représentation graphique des propriétés de rayonnement de l'antenne en fonction des coordonnées dans l'espace. Très souvent déterminé dans la région de Fraunhofer (longue distance), il caractérise la densité de puissance, l'intensité de rayonnement, l'amplitude du champ, la directivité, la phase ou polarisation (Cf. Norme IEEE Std 145-1983). Elle dépend des coordonnées sphériques ( $\theta$  et  $\Phi$ ) et se trace sous deux formes :

**Diagramme de champ** : un graphe du champ (soit  $|E|$  ou  $|H|$ ) sur une échelle linéaire

**Diagramme de puissance** : graphe de la puissance (proportionnel à  $|E|^2$  ou  $|H|^2$ ) sur une échelle linéaire ou logarithmique (dB)

Dans un plan donné, le diagramme de rayonnement d'une antenne directive comprend un lobe principal et des lobes secondaires qui sont indésirables (Figure 1.2). La plus grande partie de la puissance rayonnée est contenue dans un cône d'ouverture HPBW (Half Power Beam Wide) défini à mi-puissance, ce qui correspond à une chute de 3 dB par rapport à la puissance maximale ou à un champ max divisé par  $\sqrt{2}$ .

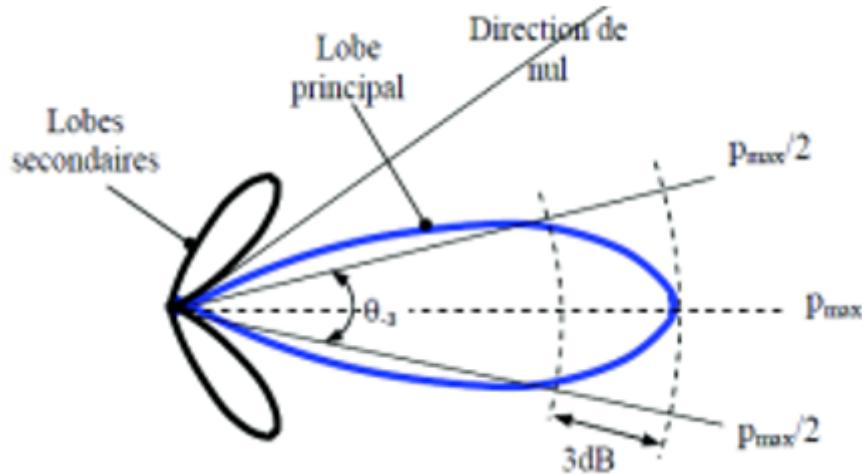


FIGURE 1.2 – Exemple illustratif du diagramme de rayonnement d'une antenne

En ingénierie il est souvent préférable de minimiser le lobe secondaire de telle sorte que le rapport d'amplitude du lobe principal par l'amplitude du lobe secondaire est supérieur à - 20 dB.

## 2. Zone de rayonnement d'une antenne

Soient  $D$  le diamètre de la surface équivalente de l'antenne,  $R$  la distance entre l'antenne et le point d'observation,  $\lambda$  la longueur d'onde, on distinguera pour chaque antenne trois régions de rayonnement tel que représenté à la 1.3 :

- Région proche réactive (Rayleigh) :  $R < \frac{D^2}{2\lambda}$  Dans cette zone de champ proche, il y'a échange d'énergie réactive entre l'antenne et le milieu extérieur, la densité de puissance est quasi constante
- Région proche de rayonnement (Fresnel)  $\frac{D^2}{2\lambda} < R < \frac{2D^2}{\lambda}$  Ici, la densité de puissance fluctue selon  $R$
- Région lointaine (Fraunhofer) :  $R > \frac{2D^2}{\lambda}$  La zone de champ lointain, constitue même l'aire de jeu des télécoms ; ici, les champs rayonnés sont plans et la densité de puissance décroît en  $1/R^2$ .

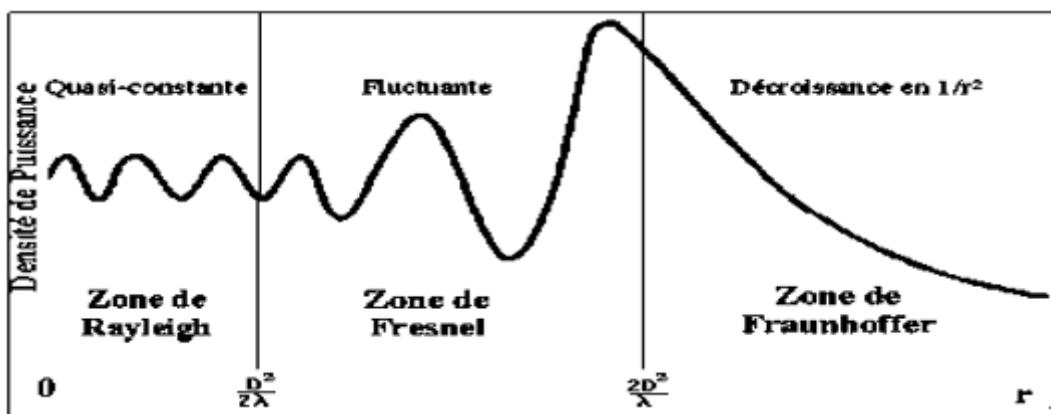


FIGURE 1.3 – Régions de rayonnement

### 3. Densité de puissance

L'onde électromagnétique rayonnée à distance suffisante de l'antenne se comportant comme une onde plane, on applique donc les concepts liés aux ondes planes :

$$\langle P \rangle = R_e \left\{ \frac{1}{2} \vec{E} * \vec{H}^* \right\}$$

Avec :

- $\vec{P} = \left\{ \frac{1}{2} \vec{E} * \vec{H}^* \right\}$  le vecteur de Poynting
- $\langle P \rangle$  la densité moyenne de puissance

### 4. Intensité de rayonnement

Puissance rayonnée d'une antenne par unité d'angle solide; il s'agit d'un paramètre appliqué généralement aux champs lointains.

$$K(\theta, \Phi) = \langle P(r, \theta, \Phi) \rangle \cdot r^2$$

### 5. Directivité

La directivité (parfois appelée gain directionnel) d'une antenne est définie comme le rapport de la densité de puissance surfacique  $P(r, \theta, \phi)$  rayonnée par l'antenne et la densité de puissance surfacique  $P_{iso}$  rayonnée par l'antenne isotrope. Elle indique aussi dans quelle direction la densité de puissance est meilleure ou moins bonne que celle de l'antenne isotrope :

$$D(\theta, \phi) = \frac{4\pi}{\Omega_a} K_n(\theta, \phi) = \frac{P(r, \theta, \phi)}{P_{iso}} = \frac{4\pi r^2 P(r, \theta, \phi)}{P_r}$$

Avec :

- $\Omega_a$  angle solide
- $K_n(\theta, \Phi) = \frac{K(\theta, \Phi)}{K_{max}}$  Intensité de rayonnement

## 6. Rendement d'antenne

Elle permet d'apprécier l'effet des pertes sur la puissance en entrée, et vaut :

$$\epsilon_r = \frac{\langle P_t \rangle}{\langle P_{in} \rangle}$$

Avec :

- $\langle P_t \rangle$  Puissance rayonnée
- $\langle P_{in} \rangle$  Puissance fournie à l'entrée de l'antenne

## 7. Gain

Il renseigne sur l'augmentation de la puissance émise ou reçue dans le lobe principal du fait que l'énergie est concentrée dans une direction. C'est le rapport d'intensité, dans une direction donnée, à l'intensité de rayonnement qui serait obtenue si l'antenne rayonne de façon égale. Le gain se définit de la même manière que la directivité mais en tenant compte des pertes, c'est-à-dire en remplaçant la puissance rayonnée par la puissance fournie PF à l'antenne :

$$G(\theta, \phi) = \epsilon_r D(\theta, \phi) = \frac{4\pi r^2 P(r, \theta, \phi)}{P_F}$$

## 8. Polarisation

La polarisation définit l'orientation du champ électrique (Figure 1.4). Lorsque la configuration de l'antenne place le champ électrique verticalement, on dit que la polarisation est verticale. À l'inverse, lorsque la configuration de l'antenne place le champ électrique horizontalement, on dit que la polarisation est horizontale. Dans certaines conditions, la polarisation peut être aussi circulaire et même elliptique.

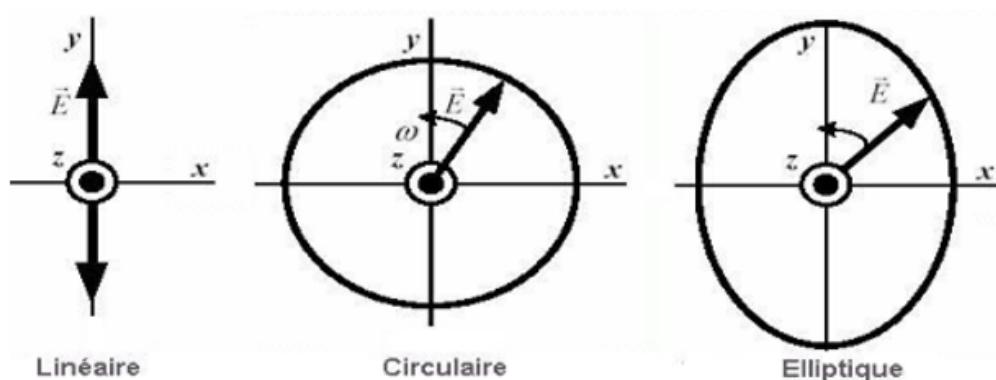


FIGURE 1.4 – Types de polarisation

## 9. Impédance d'entrée

On modélise une antenne en la considérant comme une charge alimentée par une source (courant-tension). Le rapport courant/tension fournit l'impédance :

$$\underline{Z} = R_a + jX_a \left\{ \begin{array}{l} R_a = R_{rayonnement} + R_{pertes} \\ X_a = X_{a(reactive)} \end{array} \right.$$

## 10. Surface équivalente

Permet de décrire la capacité d'une antenne à capter de la puissance.

$$A_e = \varepsilon_r A_{em}$$

$$A_{em} = \varepsilon_{ap} A_p$$

Avec

- $A_e$  Ouverture effective antenne
- $A_{em}$  Ouverture effective antenne
- $A_p$  Ouverture physique antenne
- $\varepsilon_r$  Efficacité de rayonnement
- $\varepsilon_{ap}$  Efficacité d'ouverture

## 11. Équation de transmission

La puissance reçue  $P_r$  par une antenne de gain  $G_r$  est donnée par la formule suivante appelée *Formule de Friis*.

$$P_r = P_{ray} \cdot S_{eff} = \frac{P_e G_e G_r}{(4\pi \frac{d}{\lambda})^2} = \frac{PIRE \cdot G_r}{(4\pi \frac{d}{\lambda})^2}$$

## 12. Bruit d'une antenne

Le rapport Signal sur Bruit est très utile pour le dimensionnement de système de transmission car il permet de garantir la qualité des services vu le nombre croissant de perturbations dans les zones à forte densité.

$$SNR = \frac{G_t G_r}{KTB} \left( \frac{\lambda}{4\pi R} \right)^2 P_t = (G_t P_t) \frac{G_r}{TB} \left( \frac{\lambda}{4\pi R} \right)^2 \frac{1}{K}$$

## 13. Fréquence d'utilisation

Une antenne s'utilise en général avec des signaux autour d'une fréquence donnée pour laquelle l'antenne possède des capacités optimales pour émettre ou recevoir l'énergie

électromagnétique correspondante dans l'espace environnant. La fréquence de résonance d'une antenne dépend d'abord de ses dimensions propres, mais aussi des éléments qui lui sont ajoutés. Par rapport à la fréquence de résonance centrale de l'antenne, un affaiblissement de 3dB détermine les fréquences minimum et maximum d'utilisation, la différence entre ces deux fréquences correspond à la bande passante.

Ces différents paramètres sont propres à chaque antenne, on retrouve aussi des paramètres tels que le TOS (Taux d'onde stationnaire), le coefficient de réfraction ; hors, pour des systèmes de plus en plus complexes, l'on disposera de systèmes à plusieurs antennes liées entre elles, notamment en télédétection, géolocalisation et dans les réseaux mobiles : ce sont les réseaux d'antennes.

## 1.2 Aperçu sur les réseaux d'antennes

Combiner le rayonnement de plusieurs antennes permet de modifier le diagramme de rayonnement selon le cahier des charges [3], à condition de bien le réaliser (bonne synthèse du diagramme de rayonnement). C'est ce principe qui est utilisé dans les réseaux d'antennes, ceux-ci connaissent un grand essor en télécommunications, car ils permettent de produire des diagrammes de rayonnement complexes et modifiables électriquement : on parle de ***beam-forming*** (formation de faisceaux) et d'***estimation des directions d'arrivée***. C'est donc un ensemble qui regroupe un dispositif à réseau d'éléments capables de rayonner, couplés à un processeur de traitement du signal qui embarque les algorithmes d'estimation des directions des signaux d'arrivée et de formation des faisceaux dans des directions privilégiées.

On parle d'antennes intelligentes (ou cognitives [4]), capables de modifier leurs caractéristiques pour optimiser les performances du système qui les emploie (Figure 1.5).

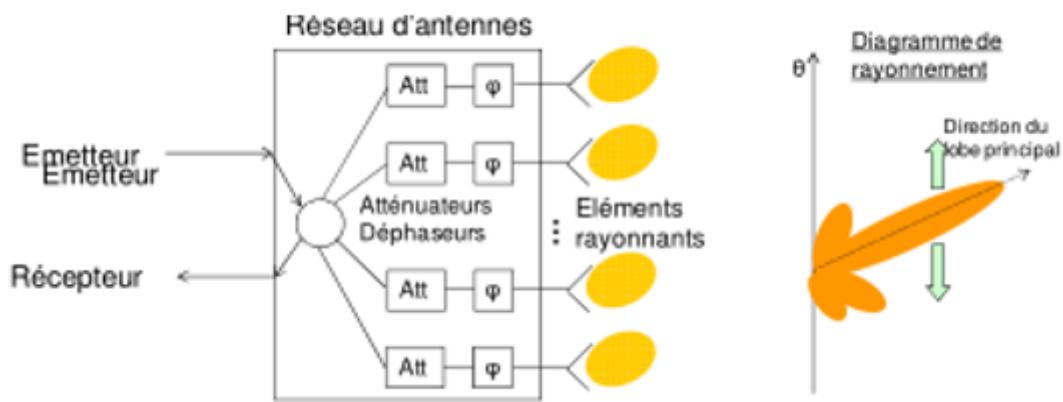


FIGURE 1.5 – Impact d'un réseau sur le diagramme de rayonnement

- $S_k$  : centre de la source
- $A_i \exp(i\Phi_k)$  : alimentation complexe de chaque source
- $|S_k M| = r_k \approx r$  : distance entre le centre d'une source et un point M très éloigné
- $d_k$  est la distance entre l'origine du repère et une source  $S_k$
- $\alpha_k$  est l'angle d'élévation, entre la surface et la direction  $S_k M$
- $f_k(\theta_k)$  : fonction caractéristique de rayonnement de chaque source. Pour simplifier, on suppose une symétrie de révolution autour de l'axe z (diagramme de rayonnement indépendant de  $\varphi$ )

$K$  étant un facteur constant, dépendant des éléments rayonnants employé. Le champ rayonné au point M par une antenne est donné par :

$$E_k(M) = K \cdot f_k(\theta_k) \frac{A_k}{r} \exp(-i\beta r) \exp i\psi_k$$

$\Psi_k$  correspond au déphasage entre les ondes issues de chaque antenne. Il dépend de la phase de chaque source et des distances entre les antennes. Le champ rayonné total au point M étant la somme des contributions de chaque source.

$$E_{total}(M) = \sum E_k(M) = \frac{K}{r} \cdot \underbrace{\exp(-i\beta r)}_{\text{Diagramme de rayonnement du réseau}} \cdot \sum A_k \cdot f_k(\theta_k) \cdot \exp i\psi_k$$

*Diagramme de rayonnement du réseau*

Dans l'expression précédente, il apparaît un terme de somme lié à l'excitation et au diagramme de rayonnement de chaque source. Ce terme correspond au diagramme de rayonnement  $F_N$  du réseau, puisqu'il est dépendant de la direction  $\theta_k$ . Dans le cas d'une surface

plane (antenne imprimé/antenne patch) (avec  $\theta = \theta_k \rightarrow f(\theta) = f(\theta_k)$ ) on a donc :

$$FN(\theta) = \sum_{k=1}^N A_k f(\theta) \exp(i\psi_k) \Rightarrow FN(\theta) = f(\theta) \underbrace{\sum_{k=1}^N A_k \exp(i\psi_k)}_{\text{Facteur de réseau}}$$

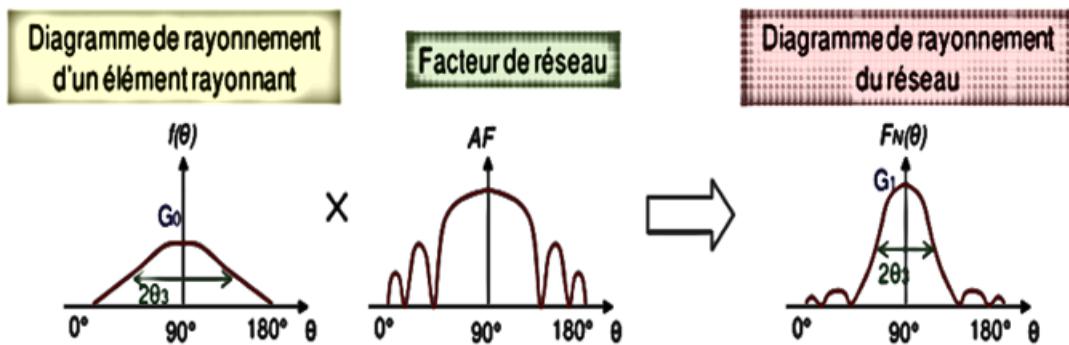


FIGURE 1.6 – Le diagramme de rayonnement d'un réseau de N antennes identiques correspond au produit du diagramme de rayonnement d'un élément pris individuellement par le facteur de réseau

Le diagramme de rayonnement  $F_N(\theta)$  du réseau peut être déterminé à partir du diagramme de rayonnement  $f(\theta)$  d'une antenne élémentaire du réseau et du facteur de réseau (Array Factor) noté AF(Figure 1.6). Le facteur de réseau traduit l'effet de la mise en réseau de plusieurs antennes sur le diagramme de rayonnement total, la directivité ou le gain. Il va conduire à accroître le gain et diminuer l'angle d'ouverture de l'antenne formée par le réseau. Le facteur d'antenne est lié à la position des antennes et à leur alimentation complexe (amplitude, phase). Ainsi, pour déterminer les propriétés du réseau, il suffit de connaître celles d'un élément rayonnant et de déterminer l'expression du facteur de réseau.

Il devient dès lors judicieux de déterminer le bon mix *amplitude – phase* afin de gérer efficacement le réseau d'antennes pour satisfaire aux besoins créés, et aux sollicitations de l'ingénierie.

### 1.3 Concept d'optimisation

Le problème d'adaptation, ou bien de réjection d'interférences, est basé sur le choix approprié des paramètres du réseau [5]. On peut choisir de diriger les zéros du diagramme de

rayonnement dans les directions interférentes tout en privilégiant la direction d'incidence de la source utile [6] [7]. La suppression d'interférences avec les pondérations complexes d'alimentation est la plus efficace parce qu'elle a de plus grands degrés de liberté pour l'espace de solution, contrairement aux méthodes de pondération en amplitude ou (exclusif) en phase uniquement [8] [9]. Cependant, elle est également la plus chère, vu le coût de déphasage et d'atténuateur variable pour chaque élément du réseau. Plusieurs approches de ce problème sont possibles et le choix de l'un ou de l'autre sera guidé par la connaissance que l'on peut avoir du signal émis et/ou des interférences. Tout d'abord, il convient d'analyser le problème et d'opérer un certain nombre de choix préalables :

- Variables du problème : quels sont les paramètres intéressants à faire varier ?
- Espace de recherche : dans quelle limite faire varier ces paramètres ?
- Fonctions objectives : quels sont les objectifs à atteindre ?
- Méthode d'optimisation : quelle méthode choisir ?

Une fois définie la fonction à optimiser, il s'agit de choisir une méthode adaptée au problème posé. Les méthodes d'optimisation peuvent être classées de différentes manières : nous les classerons en **méthodes analytiques**, **méthodes adaptatives** et les **méthodes heuristiques** [8] [10].

## 1. Les méthodes analytiques

Les approches analytiques qualifiées de constructives, englobent des méthodes d'estimation et d'optimisation sans contraintes reposant sur un formalisme déjà établi [2], et sont souvent employées en premier pour simuler sur ordinateur le modèle mathématique développé car elles garantissent une solution dont l'optimalité est assurée. On peut citer la méthode de Fourier, Zéro de Schelkunoff, ou celle de Dolph Tchebychev.

## 2. Les méthodes adaptatives

Pour les méthodes adaptatives [8], la recherche des extrêmes d'une fonction revient à résoudre un système de  $n$  équations à  $n$  inconnues, linéaires ou non. Il existe plusieurs méthodes adaptatives qui ont été développées pour la réjection d'interférences : la méthode des moindres carrés (LMS), la méthode des projections, la méthode d'optimisation du rapport signal sur bruit ainsi que d'autres méthodes qui nécessitent de définir les matrices de covariances. Ces méthodes adaptatives, de par leurs variétés, sont générales dans le sens où la géométrie du réseau d'antennes (le nombre d'éléments et le type de réseau : rectiligne ou plan), ainsi que le nombre d'interférences, leur direction et leur puissance sont quelconques.

### 3. Les méthodes heuristiques

Ces méthodes font appel à des tirages de nombres aléatoires. Elles permettent d'explorer l'espace de recherche plus efficacement que les méthodes dites adaptatives mais il y a la contrainte temps. Elles sont fondées sur l'heuristique ; l'heuristique est un ensemble de méthodes purement algorithmique qui permet d'obtenir des solutions de n'importe quel problème décisionnel rapidement. Elle correspond à une stratégie pour se déplacer intelligemment dans l'espace des solutions ; bien qu'elle converge plus vite, elle est sujette aux solutions optimales relatives encore appelé optimums locaux. Des heuristiques plus poussées ont été mises au point et ont donné naissance à une nouvelle famille à laquelle la présente étude va s'intéresser, les **métas heuristiques**. Il est possible d'y citer : Algorithme génétique, Recherche tabous, Essaims d'abeilles, Réseaux de neurones artificiels [11].

## 1.4 Travaux de recherches dans le domaine

Un état de l'art réalisé depuis 1920 à nos jours, permet de d'identifier quatre techniques pour atteindre des directivités importantes avec des antennes miniatures. Ces techniques sont identifiées par *les antennes associées à un plan réflecteur, les sources de Huygens, les antennes chargées et les réseaux d'antennes*.

On décèle très vite dans [6] le potentiel des réseaux d'antennes car ils permettent d'améliorer la directivité des antennes miniatures. La mise en réseau de plusieurs éléments rayonnants vient répondre aux limitations de rayonnement d'une antenne unique.

Ici, l'auteur étudie la directivité d'un réseau d'antenne miniature dont la structure est inspirée des méta-matériaux. L'élément rayonnant du réseau est une demi-boucles court-circuitée par un plan de masse et chargée capacitivement afin de réduire les dimensions de l'antenne. La demi-boucle est alimentée par couplage avec une ligne micro ruban située à l'arrière du circuit imprimé. L'antenne de dimensions 17mm x 17mm soit  $\lambda_0/19 \times \lambda_0/19$  à la fréquence de résonance de 919 MHz, présente une directivité de 2.12 dBi. Le rayon électrique de l'antenne ( $ka = 0.248 \lambda_0$ ) ne tient pas compte du plan de masse de dimensions 50mm x 50mm.

Plus tard, les travaux effectués en 2012, proposent d'optimiser la directivité d'un réseau d'antennes à éléments parasites chargés. L'exemple proposé met en place un réseau planaire constitué d'un dipôle alimenté et de 14 dipôles parasites chargés par les impédances réactives calculées de manière à augmenter la directivité de l'antenne.

Plusieurs chercheurs se sont investis dans les domaines des télécommunications et celui des antennes en particulier afin de satisfaire aux attentes de plus en plus croissantes du secteur, et aussi vu le vaste champ d'application qu'elle constitue (téléphonie, aéronautique, etc).

Les travaux de [12] présentent les résultats de simulation sous Matlab de diverses approches analytiques en vue de la modélisation des antennes planaires adaptatives. Ces dernières, qui se présentent sous forme de réseaux linéaires, carrés ou circulaires, sont souvent implémentées en deux étapes successives : la détermination des directions d'arrivées, suivie de la formation de faisceaux dans ces directions. Ces travaux ont permis de développer un outil de simulation de performances des antennes intelligentes par approches analytiques. Fort est donc de constater que les antennes intelligentes permettent une augmentation importante de qualité de service dans les réseaux radio mobiles. En fait, l'annulation de certaines directions permet d'éliminer des émissions parasites qui pourraient perturber les communications ou diminuer le débit de transmission. Ceci évite d'interagir avec d'autres systèmes ou d'endommager certains équipements. Toutefois, ces antennes présentent quelques inconvénients, tels leur structure lourde et le matériel utilisé. D'autre part, les temps de calcul des algorithmes de beamforming dépassent parfois 20 secondes, largement supérieurs à la limite admissible de 0,3 seconde. Il a donc fallu rechercher des techniques plus rapides de formation de lobes. Une attention particulière s'est alors portée sur les approches heuristiques dont font partie les algorithmes génétiques et les réseaux de neurones.

Les travaux [13] pourraient permettre d'implémenter des algorithmes efficents de pilotage et présenter les résultats d'optimisation des temps écoulés des algorithmes de beamforming, par synthèse au moyen de deux types de réseaux de neurones artificiels que sont le perceptron multicouche (MLP : MultiLayer Perceptron) et le réseau neuronal à fonction de base radiale (RBFNN : Radial Basis Function Neural Network) appliquée aux antennes patch et implanté sur FPGA. Les résultats montrent que les RNA offrent en phase de performance, des temps écoulés vingt à vingt-cinq fois meilleurs que les méthodes analytiques et tournent autour d'une seconde. D'autre part, le MLP donne d'assez bons résultats notamment en termes de capacité à apprendre n'importe quel type de réseaux (approximateur universel). L'objectif a donc été atteint avec pour inconvénient majeur : la phase d'apprentissage qui est relativement coûteuse en temps.

Ainsi les études menées sur les réseaux d'antennes ouvrent des perspectives intéressantes pour des problématiques d'antennes miniatures directives ou super directives. L'énergie couplée aux éléments en réseaux permet de superposer les propriétés de rayonnement des an-

tennes élémentaires afin d'augmenter la directivité. L'enjeu de ce mode de réalisation est d'optimiser conjointement la disposition des antennes montées en réseau ainsi que les critères d'adaptation d'impédance associés.

A la suite de cette analyse de l'état de l'art sur les antennes miniatures directives, la présente étude se focalisera sur l'étude des réseaux d'antennes planaires monopôles afin d'exploiter leur potentiel en termes de forte directivité et de capacité à la miniaturisation, couplée à leur forte disponibilité et, leur coût réduit. Par ailleurs, le travail se penchera sur la méthode de Dolph Tchebychev afin d'assurer un même niveau de puissance pour les niveaux de lobes secondaires lors de l'élaboration de la Base De Données .

## 1.5 Environnement de travail

Une des priorités de notre mémoire étant d'analyser les performances de réseaux d'antennes bénéficiant d'un encombrement minime et des meilleures caractéristiques d'un point de vue bande passante et adaptation, nous avons choisi deux outils de simulation ; le premier c'est l'outil **Matlab 2018** [14] (Figure 1.7) qui est un laboratoire mathématique pour faciliter le calcul et les traitements ; et le second est l'outil **CST Microwave Studio** de la suite CST Design STUDIO Suite 2018 [15] (Figure 1.9).

**Matlab :** Il constitue un véritable laboratoire mathématique intégrant dans un seul outil logiciel, un ensemble de toolbox (boîte à outils) permettant une intégration numérique simple et algorithmique des problèmes liés à l'ingénierie. D'interface conviviale, Matlab nous permettra entre autre l'implémentation d'algorithme de synthèse de diagrammes de rayonnements par la méthode de Dolph Tchebychev.

Le second aspect que nous permettra l'outil Matlab est l'implémentation de solution AI (Artificial intelligence) par sa boîte à outils NNSTART (Figure 1.8).

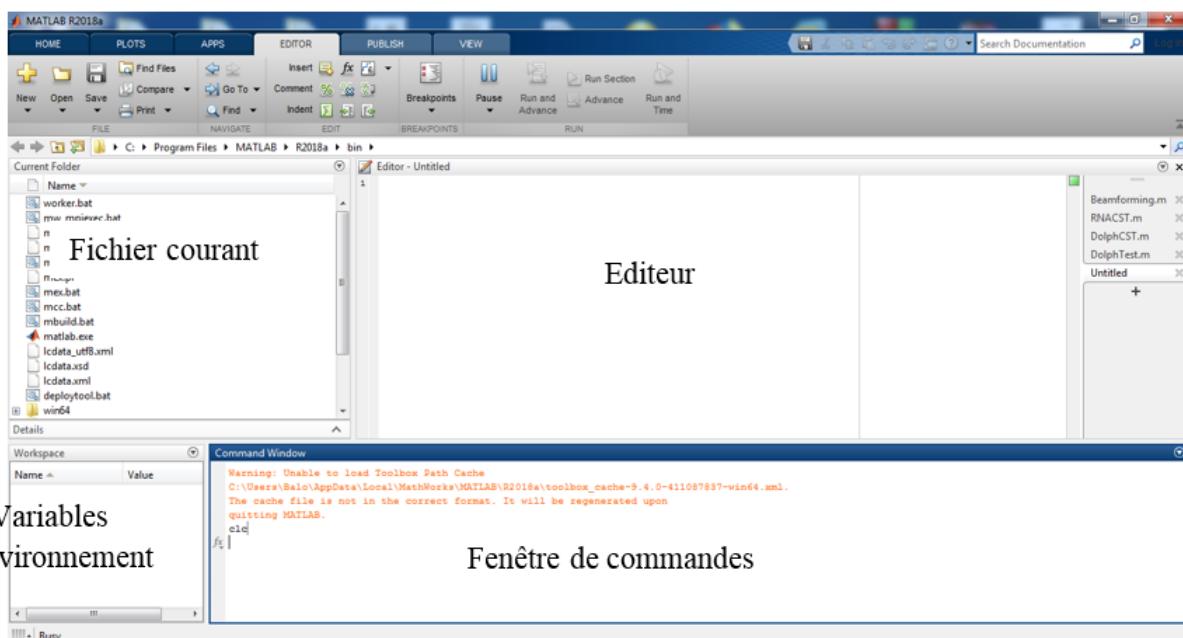


FIGURE 1.7 – Interface du logiciel Matlab

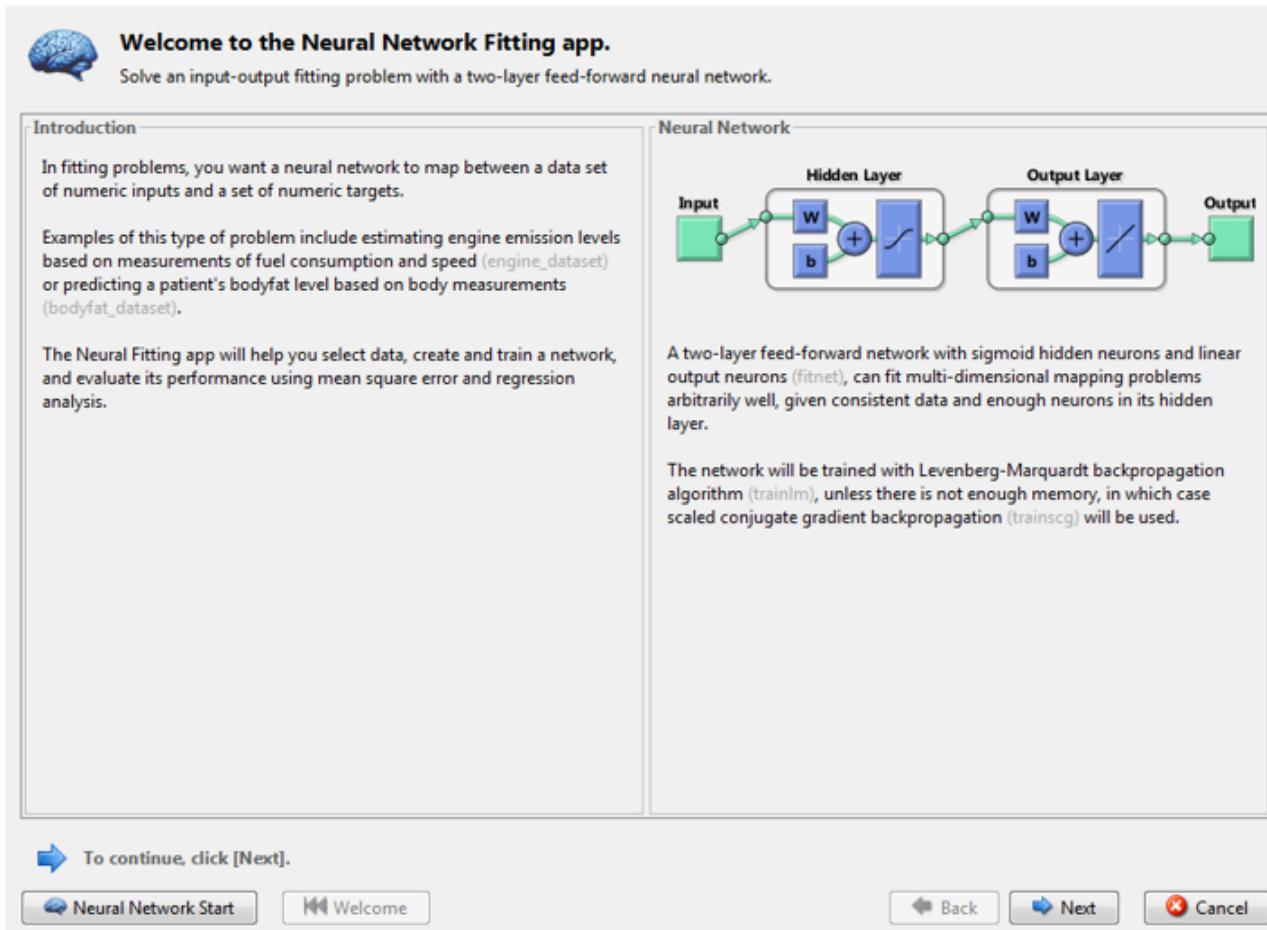


FIGURE 1.8 – Boîte à outil pour les réseaux de neurones appliqués aux problèmes de régression

**CST Microwave Studio :** Il s'agit d'un logiciel complet pour analyser et concevoir les systèmes électromagnétiques dans la gamme haute fréquence, qui simplifie l'insertion des structures en fournissant un modèle 3D pour modéliser chaque élément.

Après chaque modélisation, une procédure entière automatique de maillage est appliquée avant que la simulation ne soit lancée. CST MICROWAVE STUDIO fait partie de la suite CST Design Studio Suite 2018 et offre divers solveurs, pour différents domaines d'application : transient solver, frequency domain solver, integral equation solver, eigenmode solver.

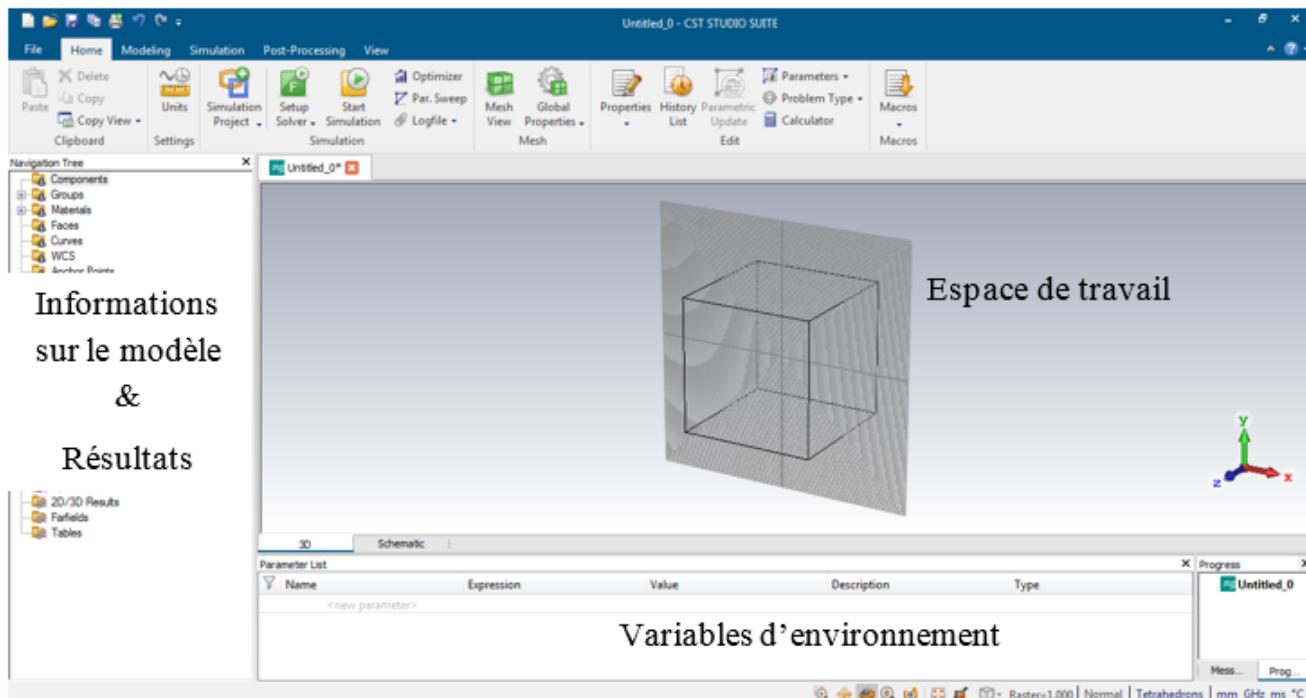


FIGURE 1.9 – Interface du logiciel CST Microwave Studio

Une fois les concepts de bases abordés, nous aborderons la synthèse des réseaux d'antennes après les avoirs présentés en défnissant les relatons mathématiques qui en découlent.

---

---

# CHAPITRE 2

---

## SYNTHÈSE DES RÉSEAUX D'ANTENNES

Partir d'un modèle de diagramme de rayonnement souhaité vers des systèmes mathématiques constitue le problème de synthèse. Il s'agira dans ce chapitre de faire une présentation sommaire des mécanismes qui entre en ligne de compte.

### 2.1 Les réseaux d'antennes

Des antennes peuvent être arrangées dans l'espace, selon différentes configurations géométriques, pour obtenir des diagrammes très directifs. Ces configurations d'antennes s'appellent des réseaux. Dans un réseau d'antennes, les champs des différents éléments s'ajoutent de manière constructive dans certaines directions et de manière destructive (annulation) dans d'autres. À des fins d'analyse, on supposera par la suite des réseaux constitués d'éléments identiques, bien qu'il soit possible de créer un réseau avec des éléments ayant des diagrammes différents [16].

L'avantage principal des réseaux d'antennes par rapport à une antenne simple est leurs capacités de balayage électronique, c'est-à-dire, que le lobe principal peut être orienté vers n'importe quelle direction en changeant la phase du courant d'excitation de chaque élément du réseau (antennes à réseaux déphasés). En outre, en agissant également sur les amplitudes des courants d'excitation, une grande variété de diagrammes de rayonnement et des caractéristiques de niveau des lobes secondaires peuvent être produites. Les antennes adaptatives (également appelées "antennes intelligentes" dans des applications de communication mobiles) passent encore à un stade supérieur par rapport aux réseaux déphasés en dirigeant

leur lobe principal (avec un gain accru) dans une direction désirée (par exemple, un utilisateur mobile dans un système de communication cellulaire) et annulant le faisceau dans les directions de l'interférence ou des brouilleurs [3].

Il y a cinq paramètres principaux qui affectent les performances globales d'un réseau d'antennes : la **géométrie du réseau** (par exemple, linéaire, circulaire, ou planaire des éléments rayonnants), les **distances de séparation entre les éléments** rayonnants adjacents, les **amplitudes des courants** d'excitation de chaque élément, la **phase de chaque élément** rayonnant, et le **diagramme de rayonnement de chaque élément** pris individuellement.

**Réseaux linéaires uniformes** On appelle un réseau linéaire un ensemble d'antennes placées suivant une ligne uniforme dont les éléments sont identiques et alimentée avec un courant de même amplitude avec un déphasage progressif [1]. Considérons donc un réseau de N éléments de sources isotropes représentés sur la Figure 2.1. La distance de séparation entre les éléments adjacents est  $d$ . Dans ce cas-ci le facteur de réseau peut être exprimé comme la somme des contributions de chaque élément :

$$F(\psi) = 1 + e^{j\psi} + e^{j2\psi} + \dots + e^{j(N-1)\psi}$$

Où  $\psi = kd \cos \theta + \phi$

Ceci peut être vue comme une série géométrique qui peut s'écrire de façon compacte par :

$$F = \frac{\sin(N \frac{\psi}{2})}{\sin(\frac{\psi}{2})}$$

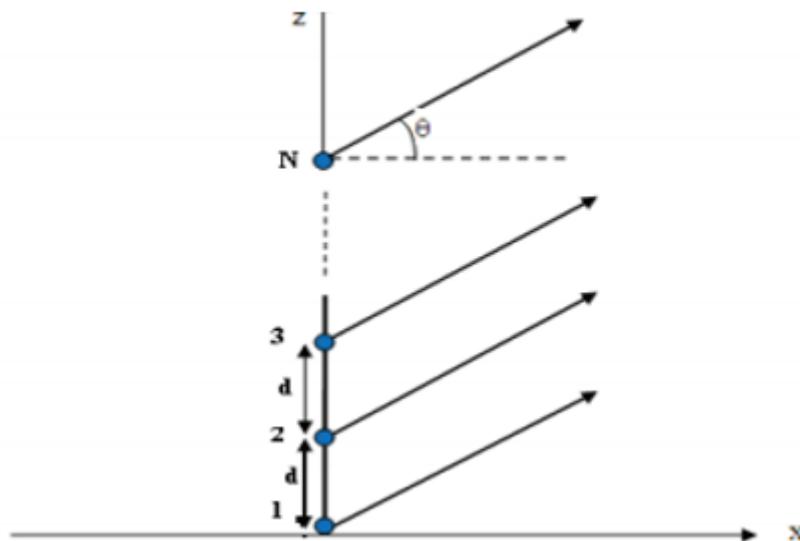


FIGURE 2.1 – Configuration d'un réseau uniforme de N sources

L'examen de cette équation montre que le maximum principal (lobe principal) se produit quand  $\psi = 0$ , c'est-à-dire,  $kd \cos \theta + \phi = 0$

$$\theta_{\max} = \text{Arccos}\left(-\frac{\lambda\psi}{2\pi d}\right)$$

Les nuls quant à eux se produisent quand  $\sin(N\psi/2) = 0$ , c'est-à-dire,  $N\psi/2 = \pm n\pi$  pour  $n = 1, 2, 3\dots$

On notera que l'augmentation de N augmente la directivité (l'ouverture du lobe principal) et le nombre de lobes secondaires, donc, le réseau d'antennes est plus directif s'il contient plus d'éléments, mais cela augmente en revanche le nombre de lobes secondaires, ce qui oblige à chercher un compromis ou à manipuler d'autres paramètres.

**Réseaux plans** A la différence des réseaux linéaires qui peuvent seulement balayer dans un plan ( $\theta$  ou  $\varphi$ ), les réseaux plans peuvent balayer dans les deux plans ( $\theta$  et  $\varphi$ ). Les réseaux plans offrent un gain plus élevé et des lobes secondaires plus bas aux dépend d'un nombre d'éléments plus grands. Les principes de conception des réseaux plans sont semblables à ceux présentés pour les réseaux linéaires. Puisque les éléments sont placés dans deux dimensions (Figure 2.2), le facteur de réseau d'un réseau plan peut être exprimé comme le produit des facteurs de réseau de deux réseaux linéaires : l'un situé le long de l'axe des abscisses et l'autre le long de l'axe des ordonnées [1] :

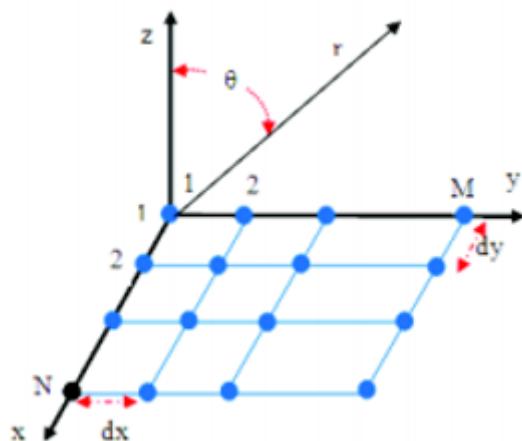


FIGURE 2.2 – Réseau plan  $N^*M$

Le facteur de directivité du réseau est donné par :

$$F = \left( \frac{\sin(N\frac{\psi_x}{2})}{\sin(\frac{\psi_x}{2})} \right) \cdot \left( \frac{\sin(N\frac{\psi_y}{2})}{\sin(\frac{\psi_y}{2})} \right)$$

Où

$$\psi_x = \frac{2\pi}{\lambda} d_x \cos \theta \cos \varphi + \phi_x \quad \psi_y = \frac{2\pi}{\lambda} d_y \cos \theta \cos \varphi + \phi_y$$

**Réseaux circulaires** Dans une configuration de réseau circulaire, les éléments sont placés sur un cercle, comme, représenté sur la Figure 2.3. Le facteur de réseau dans ce cas est donné par [1] :

$$F(\theta, \phi) = \sum_{n=1}^N I_n e^{jka(\sin \theta \cos(\varphi - \varphi_n) - \sin \theta_0 \cos(\varphi_0 - \varphi_n))}$$

Où :  $\theta_0$  et  $\varphi_0$  sont les angles du faisceau principal,  $a$  est le rayon du réseau circulaire et  $I_n$  les courants d'excitation des éléments. La Figure 2.3 représente un réseau circulaire de 12 éléments (un espacement d'environ  $\lambda/2$  est recommandé pour réduire les effets liés au couplage).

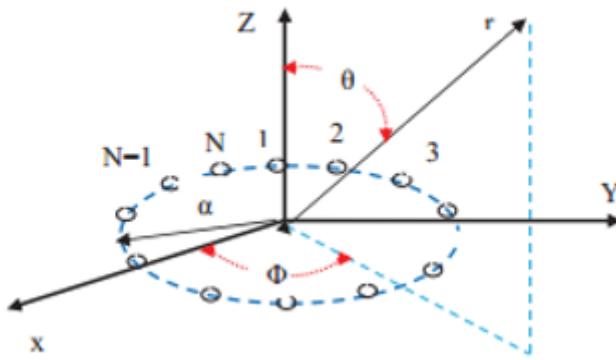


FIGURE 2.3 – Réseau circulaire de  $N=12$  éléments

## 2.2 La synthèse des réseaux

Il s'agit ici de décrire la notion de synthèse du diagramme de rayonnement des antennes ainsi que les méthodes utilisées dans la synthèse de ces derniers, passant par les méthodes classiques telles que la méthode de Fourier, de Taylor, de Tchebychev, la méthode binomiale.

### 1. Influence des paramètres dans la conception des réseaux d'antennes

**Effet de la distance inter-éléments «  $d$  »** En général, on ne doit pas avoir un dédoublement du lobe principal dans la zone balayée. Le nombre de lobes principaux dans l'espace réel dépend de la distance  $d$  entre les sources :

- (a) Si  $(d \leq \lambda/2)$ , il y a un seul lobe principal
- (b) Si  $(d \geq \lambda)$ , il y a plus d'un lobe principal. Les lobes en plus s'appellent lobes de réseau.
- (c) Lorsque  $(\lambda/2 \leq d \leq \lambda)$ , l'apparition de lobes de réseau dépend du déphasage. Pour l'éviter, on doit avoir :  $d < \frac{\lambda}{|1+\cos\theta_{\max}|}$

**Effet du nombre « N » de sources** Pour une distance d constante, l'augmentation de N augmente la directivité et le nombre de lobes secondaires et diminue donc l'ouverture du lobe principal.

**Effet du déphasage «  $\varphi$  »** Une phase variable permet d'orienter le lobe de broadside ( $\theta_{\max} = \pm 90^\circ$ ) à endfire ( $\theta_{\max} = +180^\circ$ ). A partir d'un réseau donné, on peut donc faire varier, dynamiquement ou non, l'orientation privilégiée du gain en jouant sur les alimentations des divers éléments : c'est le principe des antennes à balayage électronique.

## 2. Types de synthèse de diagramme de rayonnement

Il existe trois types de synthèse de diagramme de rayonnement qui sont :

**Synthèse en amplitude seulement** Ce type de synthèse permet de réaliser des lobes directifs symétriques avec la possibilité de jouer sur le niveau des lobes secondaires. Les techniques analytiques (Fourrier, Tchebychev, Taylor, etc) permettent de calculer les coefficients du réseau. Les applications de ce type de synthèse sont limitées.

**Synthèse en amplitude et phase** Ce type permet de réaliser des lobes directifs, avec des niveaux de lobes secondaires "fortement contrôlables". Cette technique est efficace pour les applications en réseau adaptatif, mais sa mise en pratique, nécessite un outil de synthèse en amplitude et en phase. Ce type de synthèse est lourd (temps de calcul important) et nécessite l'utilisation de circuits actifs de type MMIC, coûteux et compliqués. Les méthodes analytiques telles que celles de Schelkunoff et même encore la méthode des polynômes de Dolph Tchebychev reste applicable ici.

**Synthèse en phase** Ce type permet de réaliser des lobes directifs avec des niveaux des lobes secondaires "moyennement contrôlables". Avec cette technique, on peut contrôler le niveau reçu dans la direction du rayonnement utile et interférent. Sa mise en pratique nécessite des "déphaseurs" contrôlés par un outil de synthèse de phase. Ce type

de synthèse est un bon compromis qui permet de réaliser le formage du lobe directif avec un temps de calcul et un coût relativement faible.

### 3. Synthèse par la méthode de Dolph-Tchebychev

La méthode de Dolph-Tchebychev est utilisée dans la synthèse (Figure 2.4) simple qui donne des résultats satisfaisants dans la plupart des cas. Cette méthode sera utilisée dans la suite du présent travail comme outil de base de formalisation de la base de données du réseau de neurones à concevoir. Cette méthode est basée sur les propriétés des polynômes de Tchebychev, qui permet d'obtenir le maximum de gain pour un niveau de lobes secondaires imposés. Cette méthode utilise le fait que la répartition optimale des amplitudes des sources est celle qui donne, pour expression du champ rayonné par un alignement de  $N$  sources, les polynômes de Tchebychev de degré ( $N-1$ ). Ce polynôme présente un maximum de puissance pour un lobe qui correspond au maximum du lobe principal du diagramme de rayonnement, et une succession de maxima et de minima d'amplitudes égales, qui correspondent ici aux lobes secondaires. La suite du présent rapport présentera le processus qui conduit à la synthèse du diagramme de rayonnement en utilisant le polynôme de Tchebychev de degrés 19, correspondant dans la méthode de Tchebychev au rayonnement d'un plan de 20 sources. Avec cette méthode, tous les lobes secondaires du diagramme ont un même niveau, ce qui peut présenter des inconvénients si l'on désire que l'antenne assure une certaine protection contre les brouilleurs éloignés de l'axe de rayonnement maximal. Par contre, on peut démontrer qu'un réseau construit suivant cette méthode, présente toujours le maximum de gain compatible avec le niveau de lobes secondaires que l'on s'est imposé.

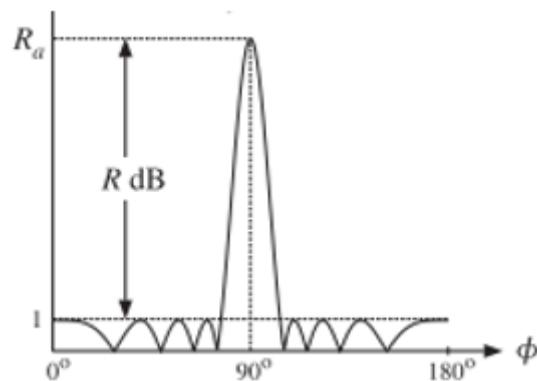


FIGURE 2.4 – Gabarit de synthèse d'un diagramme de rayonnement

**Calcul des polynômes de Tchebychev** Les Polynômes de Tchebychev vérifient une relation de récurrence très simple ; ils sont calculés en utilisant la formule suivante :

$$T_0=1$$

$$T_1=X$$

Et pour tout  $n \in \mathbb{N}$ , on a :

$$T_{n+2} = 2X.T_{n+1} - T_n$$

$T_n$  est de degré  $n$ . Pour  $n > 0$ , le coefficient du terme de plus haut degré de  $T_n$  : est :  $2^{n-1}$

**Calcul d'amplitude :** Le calcul de la distribution d'amplitude sera fait comme suit : Faire un changement d'échelle de façons à traduire la condition d'optimisation introduite en fixant  $R$  tel que :

$$R = \frac{\text{Amplitude max du lobe principale}}{\text{Amplitude max des lobes secondaires}}$$

Avec :  $T_{n-1}(x_0) = R$

Le calcul de  $x_0$  par des procédés graphiques ou en utilisant les propriétés de polynômes conduit à l'expression :

$$X_0 = \frac{1}{2} \left[ (R + \sqrt{R^2 - 1})^{\frac{1}{n-1}} + (R - \sqrt{R^2 - 1})^{\frac{1}{n-1}} \right] E_n\left(\frac{x}{x_0}\right) = f \left[ \sum I_i T_i\left(\frac{x}{x_0}\right) \right] = T_{n-1}(x)$$

Identifier les  $I_i$  de la fonction  $f$  avec les coefficients du polynôme  $T_{n-1}(x)$ . Les  $I_i$  représentent les amplitudes des courants alimentant les  $N$  source. Après l'obtention du vecteur des pondérations  $I_i$ , on trace le diagramme de rayonnement du réseau de  $N$  éléments, en appliquant la formule suivante :

*Pour N impaire*

$$F = \sum_{i=0}^{\frac{N-1}{2}} 2I_i \cos(2i \cdot \frac{s}{2})$$

*Pour N paire*

$$F = \sum_{i=0}^{\frac{N-1}{2}} 2I_i \cos((2i + 1) \cdot \frac{s}{2})$$

*F : Facteur de réseau*

$$s = dx \cdot k \sin(\theta)$$

*dx : distance inter – éléments*

*k : nombre d'ondes*

Le synthèse du diagramme de rayonnement par la méthode de Dolph Tchebychev permet de définir la loi d'alimentation tel que les niveaux de lobes secondaires sont identiques. Une fois ce formalisme établi, il est question pour nous d'aborder les concepts des réseaux de neurones.

---

---

## CHAPITRE 3

---

### SYNTHÈSE PAR RÉSEAU DE NEURONES

L'objectif de ce chapitre est tout d'abord celui de rappeler les notions fondamentales relatives aux réseaux de neurones ainsi que leurs propriétés mathématiques, puis, de décrire les principaux types de réseaux de neurones. Finalement, il sera surtout question de détailler le type de réseaux de neurones utilisé dans le présent travail, qui est le réseau neuronal multicouche de type Feedforward avec l'algorithme de Back Propagation (retro-propagation de l'erreur), et la base d'apprentissage qui est élaborée à partir des résultats fournis par la méthode de synthèse dite analytique de Dolph Tchebychev. Les paramètres pris en compte dans cette base d'apprentissage sont les déphasages ainsi que les amplitudes des courants d'alimentation en fonction du lobe désiré (*direction des sources préalablement connues*). L'efficacité de ce modèle est représentée par sa capacité à prédire le comportement non linéaire des valeurs synthétisées et par la rapidité au niveau de la vitesse de convergence. La capacité de modélisation par réseau neuronal est évaluée à travers sa comparaison avec la méthode analytique Dolph Tchebychev, et plus particulièrement ses propriétés et sa mise en œuvre.

Un réseau neuronal artificiel a des caractéristiques privilégiées représentées par sa capacité à apprendre des informations, à les généraliser et à identifier des fonctions non linéaires multidimensionnelles. Plusieurs raisons justifient l'emploi des réseaux de neurones plutôt que des techniques classiques pour l'approximation de fonction notamment :

- Simplicité de mise en œuvre (peu d'analyse mathématique préliminaire).
- Capacité d'approximation universelle prouvée.
- Modélisation de processus de type boîte noire.

- Robustesse du système obtenu.
- Capacité d'adaptation aux conditions imposées par un environnement quelconque.
- Facilité de rechanger ses paramètres (poids, nombre de neurones cachés, nombre de couches cachées, différents concepts qui seront abordés dans la suite de ce chapitre).

### 3.1 Les neurones biologiques et les neurones artificiels

Les découvertes sur les réseaux de neurones biologiques sont à l'origine des travaux effectués dans le domaine de l'intelligence artificielle, les premiers pas sont faits par une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain au courant de l'année 1943 et sont effectués par Mac Culloch et Pitt. Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de ce modèle. L'idée principale des réseaux de neurones artificiels est fondée sur une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite entre elles un nombre important de ces unités et on essaie de déterminer la puissance de calcul du réseau ainsi obtenu.

Le modèle biologique illustré dans la Figure 3.1 décrit un modèle simple du neurone biologique qui a servi à la mise en place des premiers neurones formels.

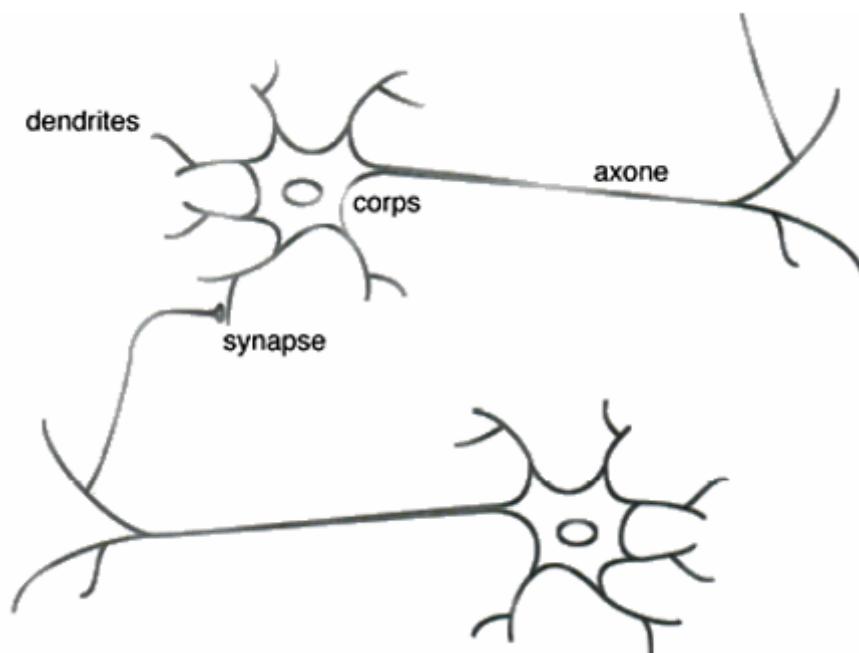


FIGURE 3.1 – Réseau de neurones biologique

Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de den-

drites. On a vite fait de constater que ces filaments sont conducteurs d'électricité et peuvent ainsi véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et 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, quand un signal arrive au niveau de la synapse, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ces voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice. Un neurone formel (artificiel) est un processeur très simple, simulé sur ordinateur ou réalisé sur circuit intégré, imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique. Le plus simple concept d'un neurone est un automate binaire qui réalise une somme  $S$  pondérée de ses entrées et compare cette somme à un seuil  $B_0$ .

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

Généralement le type de neurones le mieux adaptés aux tâches de traitement du signal ou de classification, est celui dont la sortie n'est pas binaire mais une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées.

### 3.1.1 Neurone artificiel élémentaire

La Figure 3.2 montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones amont. A chacune de ces entrées est associée un poids  $W_i$  représentatif de l'entrée  $X_0$ , dont la valeur est fixée à 1. Chaque neurone élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique  $Y$ , et se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval.

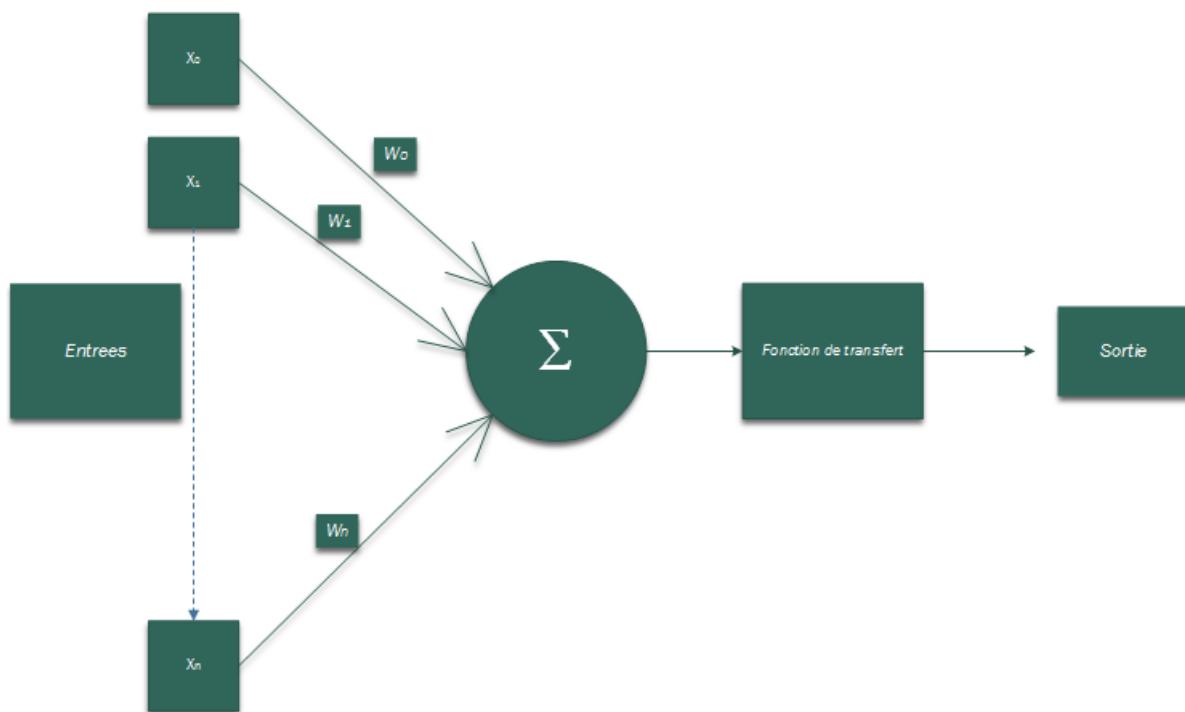


FIGURE 3.2 – Structure de base d'un neurone artificiel

On distingue deux phases, la première est le calcul de la somme des entrées  $X_i$ ; à partir de cette valeur, une fonction de transfert  $f$  calcule la valeur de l'état du neurone selon l'expression suivante :

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

Ou bien :

$$Y = f\left(\sum_{i=1}^r W_i X_i\right)$$

C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones aval. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Les plus courants sont présentés dans le Tableau 3.1, avec leurs équations mathématiques. On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues et offrent une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  ou  $[-1, +1]$ .

### 3.1.2 Présentation des réseaux de neurones

Un neurone élémentaire est limité en ses applications. En effet, un neurone réalise une simple fonction non linéaire, paramétrée, de ses variables d'entrées. L'intérêt des neurones

TABLE 3.1 – Les Fonctions de transfert usuelles

CATEGORIES	TYPES	EQUATIONS	ALLURES
Seuil	Fonction binaire (Heaviside ou échelon unité)	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Signe	$f(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x > 0 \\ -1 & \text{si } x \leq 0 \end{cases}$	
Linéaire	Identité	$f(x) = x$	
	Linéaire positif	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Sature positif	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 1 \\ x \text{ sinon} & \text{otherwise} \end{cases}$	
	Saturé symétrique	$f(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ 1 & \text{si } x \geq 1 \\ x \text{ sinon} & \text{otherwise} \end{cases}$	
Non-linaires	Logistique (Sigmoïde)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
	Tangente sigmoïde (tanh)	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1$	

résidé dans la propriété qui résulte de leur association dans une structure, par une certaine logique d'interconnexion. Cette structure est appelée : le *réseau de neurones*, ou bien par l'abréviation ANN (Artificial Neural Network, en français RNA : Réseau de Neurones Artificielle). Le comportement collectif ainsi obtenu permet de réaliser des fonctions d'ordre supérieur par rapport à la fonction élémentaire réalisée par un neurone.

Dans un tel réseau, les entrées d'un neurone sont soit les entrées du réseau globale, soit les sorties d'autres neurones. Les valeurs des poids du réseau sont en général, déterminées par une opération dite d'apprentissage. Suivant la logique d'interconnexion choisie, les réseaux de neurones se distinguent en deux grandes familles : les réseaux non bouclés (statique) et les réseaux bouclés (dynamique ou récurrents) illustrées respectivement par les Figures 3.3 et 3.4.



FIGURE 3.3 – Schéma d'un réseau de neurones non-bouclé (statique)

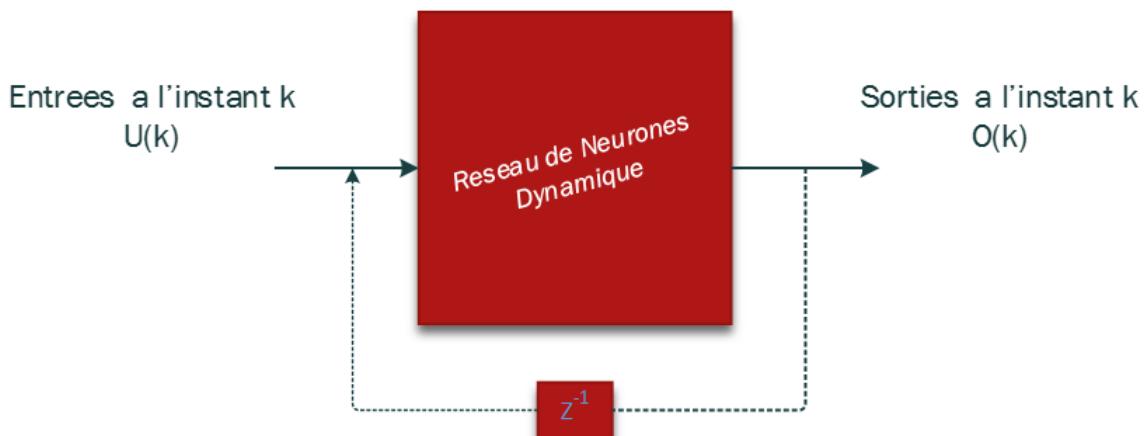


FIGURE 3.4 – Schéma d'un réseau de neurone bouclé (dynamique)

**Les réseaux de neurones bouclés** L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est bien les réseaux bouclés, dont le graphe des connexions est cyclique lorsqu'on se déplace dans ce type de réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ. La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même. La notion du temps est ainsi explicitement prise en considération. A chaque connexion d'un neurone bouclé est attaché un retard, multiple entier de l'unité de temps choisi (Figure 3.5).

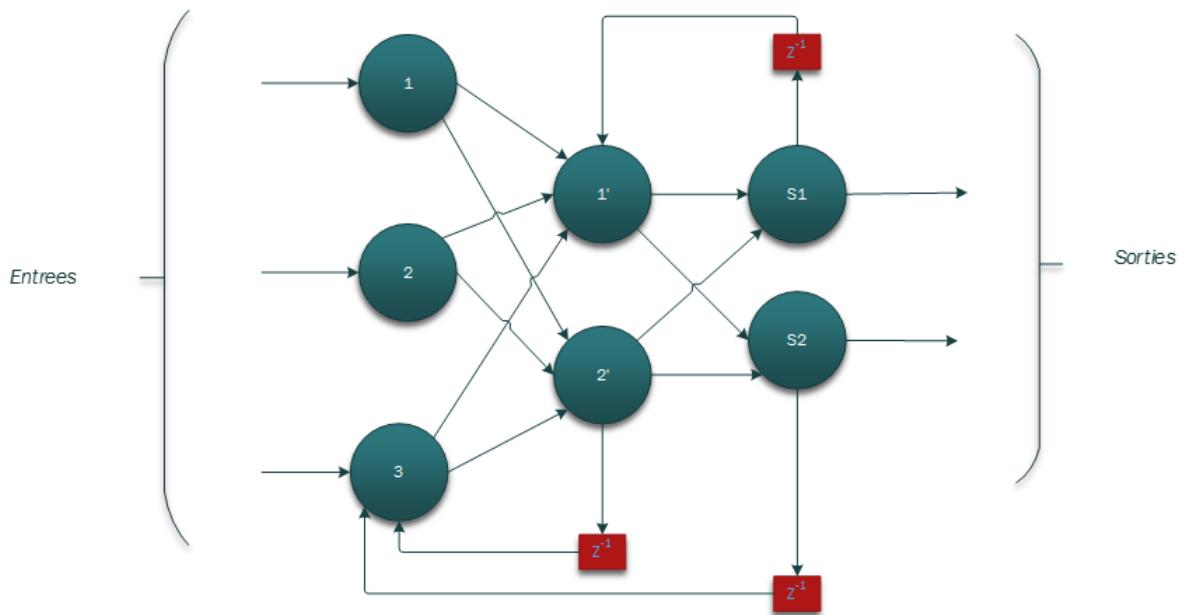


FIGURE 3.5 – Exemple illustratif d'interconnexions d'un réseau dynamique

**Les réseaux de neurones non-bouclés** Un réseau de neurones non bouclé réalise une ou plusieurs fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Ce réseau est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux (Figure 3.6). Dans un tel réseau, le flux de l'information circule des entrées vers les sorties « sans retour en arrière ». Si on se déplace dans ce réseau, à partir d'un neurone quelconque et en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de la fonction sont les neurones de sortie, tandis que ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés. Le réseau PMC illustré à la Figure 3.7 est une application particulière des réseaux non-bouclés à la seule nuance que tous les nœuds de la couche  $n$  sont tous liés directement aux nœuds de la couche  $n-1$ .

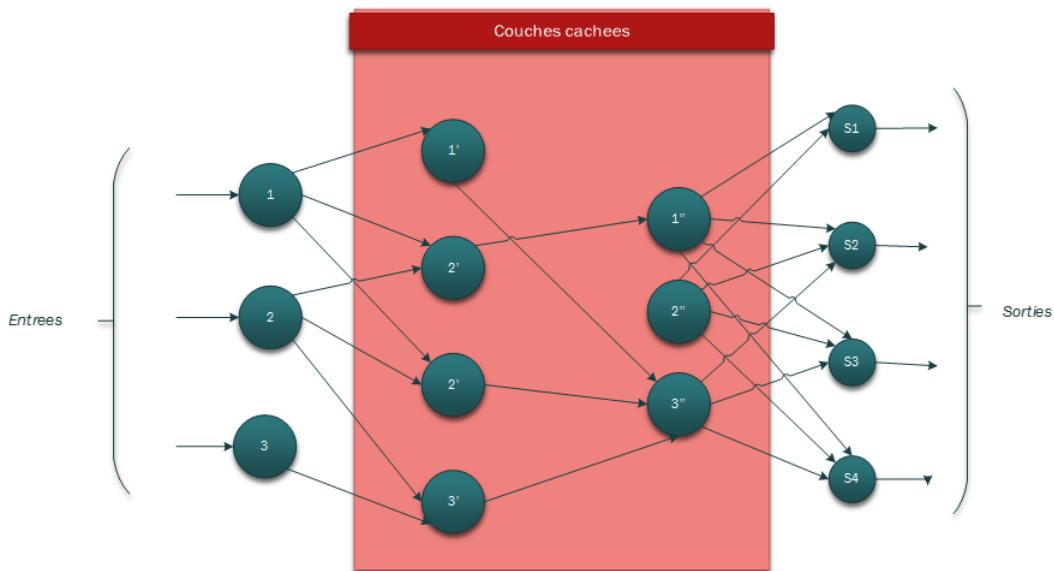


FIGURE 3.6 – Exemple illustratif d'un réseau statique

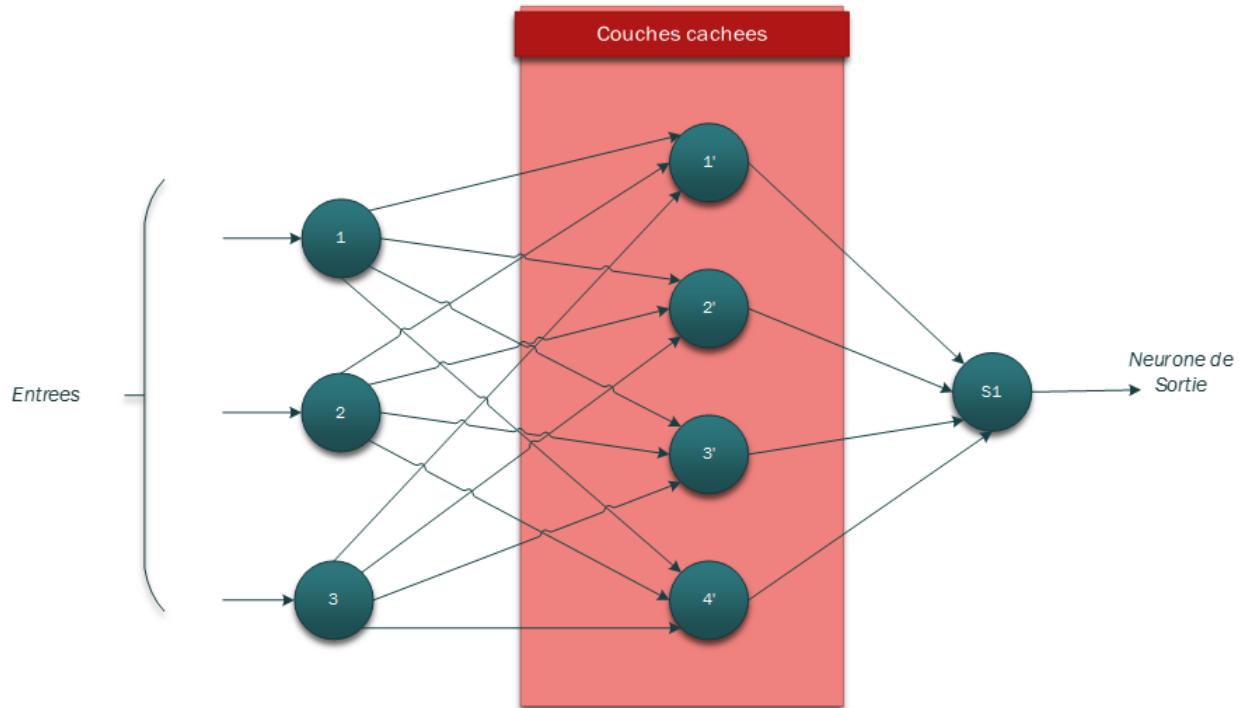


FIGURE 3.7 – Exemple illustratif d'un réseau multicouche de type PMC

### 3.1.3 L'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est le but principal du développement de modèles à base des réseaux de neurones. Il est réalisé par la modification des poids de connexion du réseau, généralement

par des algorithmes spécifiques, afin d'obtenir des valeurs optimales appropriées à ces poids. A la fin de cette opération on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus adapté possible au problème qu'on désire résoudre, tout en fournissant des exemples d'apprentissage. Ces derniers doivent être suffisamment représentatifs, autrement dit il faudra qu'ils couvrent aussi complètement que possible le domaine de fonctionnement désiré pour le réseau. Un échantillon d'apprentissage pour un réseau est constitué de  $N$  exemples, chacun est composé d'un vecteur des entrées et d'un vecteur des sorties désirées correspondantes à l'entrée. Suivant la règle utilisée pour l'apprentissage, on distingue deux principaux types d'apprentissages : *i* non supervisé et *ii* supervisé.

**L'apprentissage non supervisé** Le réseau doit détecter des points communs aux exemples présentés, par la modification des poids, afin de fournir la même sortie pour des entrées aux caractéristiques proches. L'apprentissage non supervisé est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons,), et plus généralement des données symboliques, où l'on possède des règles moins précises qui gouvernent le comportement de systèmes à modéliser par les réseaux de neurones.

**L'apprentissage supervisé** Comme vu précédemment, un réseau de neurones non bouclé réalise une fonction algébrique entre ses entrées et ses sorties. Donc, il est possible d'effectuer grâce à un tel réseau la tâche qui consiste à réaliser une fonction algébrique non linéaire. Pour cela, il faut fournir à ce réseau un couple (entrée, sortie) et modifier les poids en fonction de l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue (Figure 3.8).

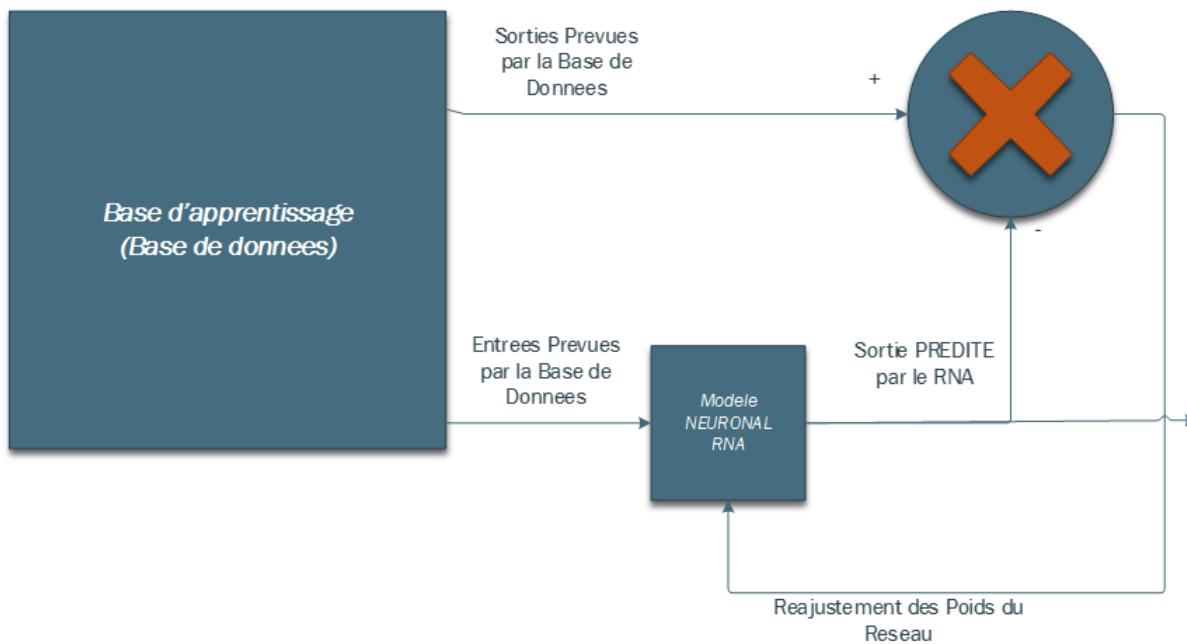


FIGURE 3.8 – Processus d'apprentissage supervisé

La fonction algébrique réalisée par ce réseau peut-être divisé en deux parties : *i* une fonction connue analytiquement, où le réseau réalise la tâche d'approximation et *ii* une fonction inconnue analytiquement, mais pour laquelle on dispose de valeurs, en nombre fini, si ces valeurs résultent de mesures effectuées sur un processus physique, chimique, etc. Le réseau dans ce cas réalise une modification statique ou une régression. Le présent chapitre se limitera à l'apprentissage supervisé et plus particulièrement à la modélisation statique. L'algorithme d'apprentissage utilisé dans ce travail sera la *rétro propagation des erreurs* car ce dernier est le mieux adapté à la modélisation statique pour le perceptron multicouche MLP.

### 3.1.4 Le perceptron multicouche

Parmi les types des réseaux de neurones les plus utilisés on trouve le MLP avec son algorithme d'apprentissage, la rétro propagation des erreurs. Le perceptron multicouche est un réseau orienté de neurones artificiels en couches, où l'information voyage dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie. La Figure 3.7 donne un exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée présente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système. Dans l'exemple illustré ici, il y a 3 neurones d'entrée, 4 neurones sur la première couche cachée, trois neurones sur la deuxième couche cachée et 4 neurones sur la couche de sortie.

**Mise en œuvre du réseau de neurones MLP** La mise en œuvre des réseaux de neurones comporte à la fois une partie **conception**, dont l'objectif est de permettre de choisir la meilleure architecture possible, et une partie de calcul numérique, pour réaliser l'**apprentissage** d'un réseau de neurones. Dans le cas général, un MLP peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones par couche également quelconques ; mais en vue de perfectionner le fonctionnement du MLP d'un côté et minimiser au maximum le temps de calcul d'autre part, il est recommandé de chercher une architecture optimale du point de vue nombre de couche et nombre de neurones par couche. A partir d'une architecture de réseau de neurones données et des exemples disponibles (la base d'apprentissage), les poids optimaux déterminé par l'algorithme de la *rétro propagation* des erreurs, pour que la sortie du modèle s'approche le plus possible du fonctionnement désiré.

**L'apprentissage des réseaux MLP** L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Soit une base d'apprentissage constituée de  $N$  exemples, chacun étant constitué d'un vecteur  $x(n)$  appliqué aux entrées du réseau, du vecteur  $d(n)$  des valeurs désirées correspondantes pour les sorties, et du vecteur  $y(n)$  correspondant à la sortie du réseau pour l'entrée  $x(n)$ . On suppose aussi que le réseau de neurones possède un nombre  $r$  de neurones de sortie. L'apprentissage d'un réseau de neurones est défini comme un problème d'optimisation qui consiste à trouver les coefficients du réseau minimisant une fonction d'erreur globale (fonction coût). La définition de cette fonction de coût est primordiale, car celle-ci sert à mesurer l'erreur entre les sorties désirées du modèle et les sorties du réseau observées. La fonction dite fonction d'erreur quadratique, définie est pour chaque échantillon (exemple d'apprentissage)  $n$  ( $n \in N$ ) :

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

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

$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_n^N \left\{ \frac{1}{2} \sum_{j=1}^r [d_j(n) - y_j(n)]^2 \right\} = \frac{1}{N} \sum_n^N e(n)$$

Le principe de l'algorithme d'apprentissage (la *rétro propagation*) est de calculer la contribution des poids du réseau à cette erreur.

**L'algorithme de la rétro propagation de l'erreur** L'apprentissage du MLP est attaché à l'algorithme de la *rétro propagation* des erreurs. Cet algorithme consiste simplement en une

descente de gradient, qui est une méthode d'optimisation universelle. On cherche à minimiser une fonction de coût (qui représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue), en suivant les lignes de plus grande pente.

La mise en œuvre de cet algorithme nécessite un enchaînement des opérations mathématiques données comme suit :

Soit le couple  $(x(n), d(n))$  désignant la  $n_{ime}$  donnée d'apprentissage du réseau tel que :

$$x(n) = (x_1(n), \dots, x_p(n)) \text{ entrées } 1, 2, \dots, n$$

$$d(n) = (d_1(n), \dots, d_p(n)) \text{ sorties } 1, 2, \dots, n$$

L'algorithme de la rétro propagation consiste alors à mesurer l'erreur entre les sorties désirée  $d_n$ , et les sorties observées (prédites par le réseau de neurones)  $y_n$ .

**Mise en œuvre de l'algorithme** Nous allons maintenant utiliser ce qui précède pour résumer la mise en œuvre de l'algorithme de rétro propagation

1. Initialisation de tous les poids à de petites valeurs aléatoires dans l'intervalle [-0.5, 0.5].
2. Pour chaque donnée d'entraînement  $n$  :
  - (a) Calculer des sorties observées en propageant les entrées vers l'avant.
  - (b) Ajuster les poids en rétro propageant l'erreur observée :

$$w_{ij}(n) = w_{ij}(n-1) + \Delta w_{ij}(n) = w_{ij}(n-1) + \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_j(n)$$

Où le gradient local est défini par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \delta_j(n) = e_j(n) \cdot y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \\ \delta_j(n) = y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \cdot \sum_{k \in C} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] \end{array} \right.$$

Avec  $\eta$  le taux apprentissage  $\in [0,1]$ ;

- Le choix  $\eta$  est empirique
  - Si  $\eta$  est très petit, nombre d'itérations peut être élevé
  - Si  $\eta$  trop grand les valeurs de la suite risquent osciller autour du minimum sans converger
3. Répéter les étapes les deux étapes précédentes jusqu'à un nombre maximum d'itérations ou jusqu'à ce que la valeur de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieure à un certain seuil. En effet, attendre que EQM soit inférieure à un seuil n'est pas sûr ; alors pour éviter le problème de la boucle ouverte (divergence), on fixe un nombre

d’itérations maximum, généralement de l’ordre des centaines, et dans ce cas, l’algorithme cherche à minimiser EQM en  $N_i$  itérations successives tel que :  $N_i$  est inférieur au nombre d’itérations maximum (Figure 3.9). Les paragraphes suivants PRésenterons la mise en œuvre détaillée de cet algorithme ainsi que les résultats pratiques obtenus.

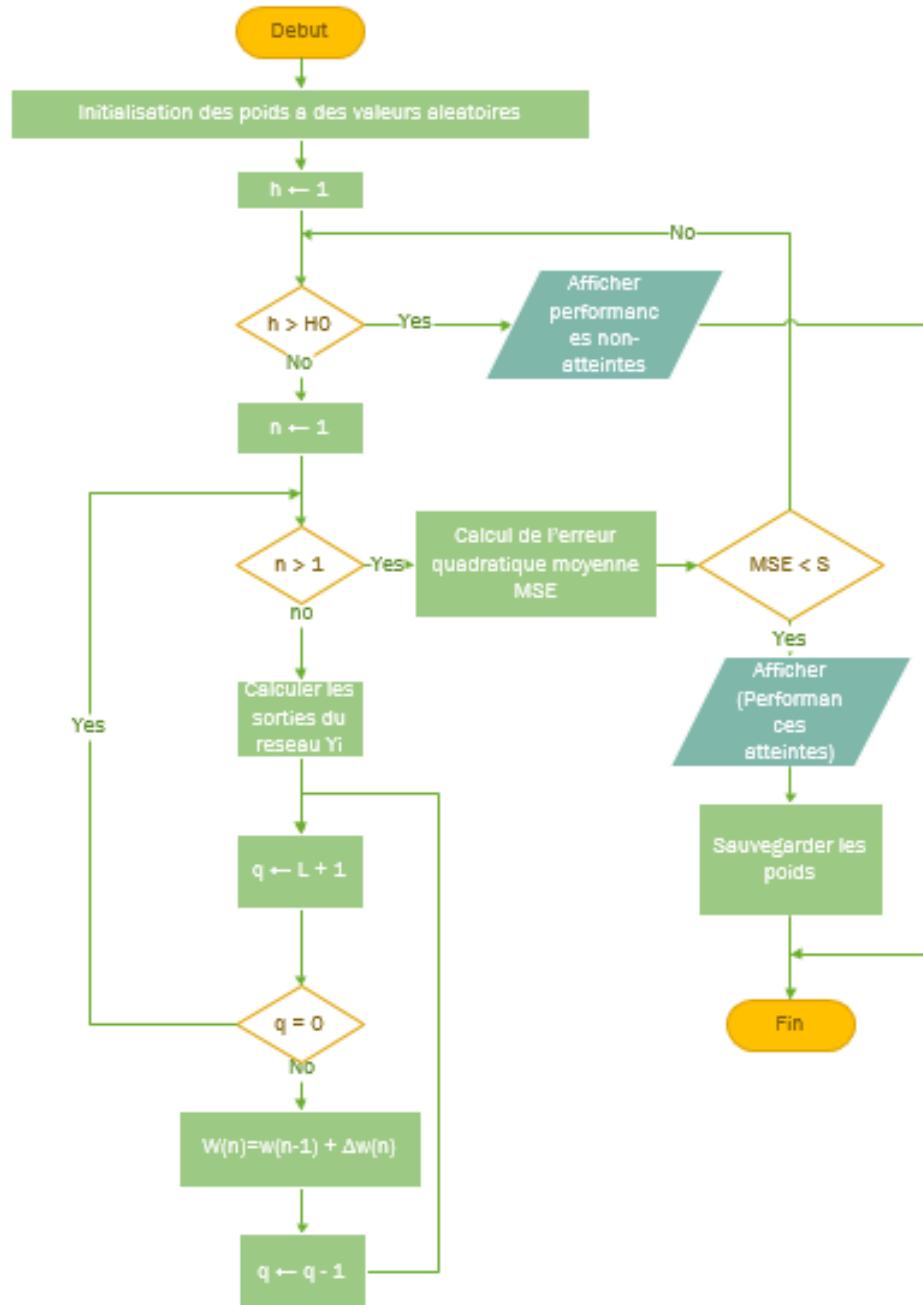


FIGURE 3.9 – Organigramme de l'algorithme de rétropropagation de l'erreur

## 3.2 Application de réseau de neurones à la synthèse des réseaux d'antennes

Comme vu depuis le début de ce chapitre, il est possible de construire un modèle de neurones complexe (*perceptrons multicouches*) à partir d'un modèle simple de neurones biologiques. Donc, il serait intéressant d'appliquer ce modèle neuronal au domaine de la synthèse des antennes planaires dans le but de remplacer la méthode analytique préalablement adopté dans cette étude par une autre plus performante au niveau de vitesse de convergence. L'étape la plus importante consiste en une modélisation compacte de la fonction obtenue par notre méthode de synthèse. Une modélisation efficace se fait par un choix judicieux des valeurs des pondérations de la base d'apprentissage, par un ajustement des dimensions de réseau et par la régulation précise des coefficients de réseau choisi.

### 3.2.1 Procédure de développement d'un réseau de neurones

Les procédures de développement des réseaux de neurones après l'examen des propriétés, peuvent être divisé en plusieurs étapes :

**Collecte et analyse des données** L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurones et pour le tester. Dans le cas d'applications sur des données réelles, l'objectif est de rassembler un nombre de données suffisant pour constituer une base représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal. La fonction réalisée résultant d'un calcul statistique, le modèle qu'il constitue n'a de validité que dans le domaine où il a été ajusté. En d'autres termes, la présentation de données très différentes de celles qui ont été utilisées lors de l'apprentissage peut entraîner une sortie totalement imprévisible.

Ainsi, il est souvent préférable d'effectuer une analyse des données de manière à déterminer les caractéristiques discriminantes pour détecter ou différencier ces données. Ces caractéristiques constituent l'entrée du réseau de neurones. Cette détermination des caractéristiques a des conséquences à la fois sur la taille du réseau (et donc le temps de simulation), sur les performances du système (pouvoir de séparation, taux de détection), et sur le temps de développement (temps d'apprentissage). Une étude statistique sur les données peut permettre d'écartier celles qui sont aberrantes et redondantes. Dans le cas d'un problème de classification, il appartient à l'expérimentateur de déterminer le nombre de classes auxquelles ses

données appartiennent et de déterminer pour chaque donnée la classe à laquelle elle appartient.

**Choix d'un réseau de neurones** Il existe un grand nombre de types de réseaux de neurones, et chaque type possède des avantages et des inconvénients. Le choix d'un réseau peut dépendre :

1. De la tâche à effectuer (classification, association, contrôle de processus, séparation aveugle de sources...)
2. De la nature des données (dans la présente étude, des données présentant des variations au cours du temps)
3. D'éventuelles contraintes d'utilisation temps- réel (certains types de réseaux de neurones, tels que la 'machine de Boltzmann' nécessitant des tirages aléatoires et un nombre de cycles de calculs indéfini avant stabilisation du résultat en sortie, présentent plus de contraintes que d'autres réseaux pour une utilisation temps- réel)

Ce choix est aussi en fonction de la maîtrise ou de la connaissance de certains réseaux, ou encore du temps dont on dispose pour tester une architecture prétendue plus performante. Dans ce travail, il à s'agit de s'intéresser à l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels multicouche (perceptron), au vu de sa simplicité et de son usage dans les problèmes dit non-linéaires. Malgré l'absence de relations pouvant aider à créer un réseau optimal, des paramètres convenables pour un réseau à performance acceptable ont pu être choisis : nombre des couches cachées, nombre de neurones dans chaque couche, etc.

Il est en effet intéressant de connaître à priori les familles de fonctions auxquelles vont appartenir les surfaces de décision. Plusieurs résultats montrent par exemple qu'un réseau de neurones artificiels multicouche peut approximer avec une précision arbitraire n'importe quelle transformation continue d'un espace à dimension finie vers un autre espace à dimension finie, s'il possède suffisamment de neurones formels cachés.

En ce sens, on dit qu'il est un approximateur universel. Certains résultats montrent même qu'à l'exception de cas extrêmes, une seule couche cachée est suffisante. Il n'est raisonnablement pas possible de concevoir théoriquement l'architecture d'un réseau de neurones : il faut se baser sur la méthode empirique classique. Pour cette raison, le modèle développé dans ce travail n'est pas du tout unique, plusieurs modèles ont d'ailleurs été expérimentés (augmentation des neurones, des couches...) et la majorité donne des résultats acceptables. A noter que plus l'architecture du réseau augmente, c'est à dire plus le nombre de couches et de neu-

rones augmente, plus le réseau contiendra de connexions, ce qui implique un apprentissage et un traitement de plus en plus lent. Plusieurs réseaux ont montré leur efficacité : le présent travail a permis de créer un réseau de neurones avec plusieurs couches cachées.

**Phase d'apprentissage et mise en forme des données pour un réseau de neurones** L'apprentissage de réseau se fera par un modèle d'apprentissage parallèle. Afin de pouvoir générer l'apprentissage du réseau, il est nécessaire de créer une base d'apprentissage. Comme l'apprentissage est supervisé, cette base doit contenir à la fois l'entrée du réseau et la sortie souhaitée. Lorsque la phase d'apprentissage est terminée, on procède de la manière suivante :

1. Test du réseau.
2. Si le test fournit de bons résultats, alors le réseau sera prêt à calculer la sortie correspondant à une entrée donnée. Si non, il faut régler les paramètres du système, pour augmenter les performances du réseau, et répéter la phase précédente.

De manière générale, les bases de données doivent subir une phase de prétraitement (Pre-processing) et une phase de post-traitement (Postprocessing) (Figure 3.10) afin, d'être adaptées aux entrées et aux sorties du réseau de neurones et de rendre la formation de réseau neurologique plus efficace. Le prétraitement et le post-traitement configurent les interfaces de réseau pour exécuter les fonctions particulières.

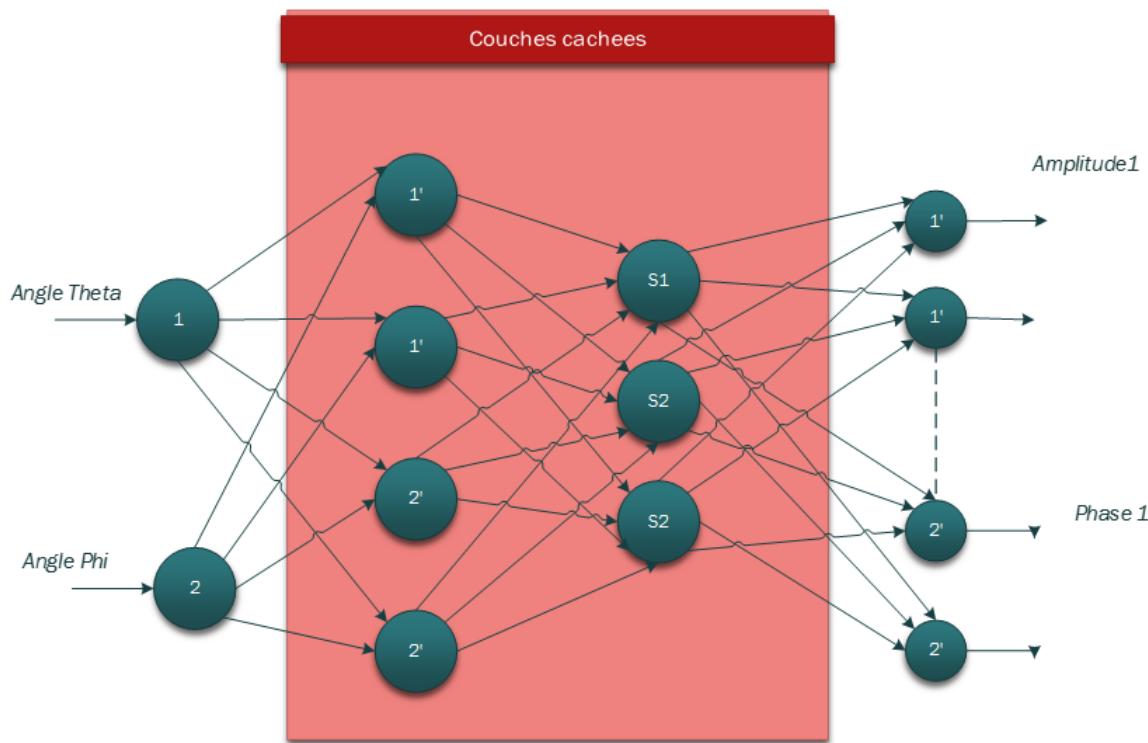


FIGURE 3.10 – Modèle neuronal complet

### 3.3 Implémentation Physique

Le présent travail tel que effectué propose une réelle solution pour les systèmes de communication. Son implementation physique donnerait lieu à un apport majeur pour ceux-ci. Nous présentons ici les différents équipements et outils pour son implementation.

**Carte à puce :** Il s'agit de la pièce centrale qui intégrera le réseau de neurone (encore appelé DSP). Elle devra pouvoir permettre des performances en temps de calcul élevés ; les puces dédiées sont prédisposées pour cela, il s'agit donc des FPGAs ou ASICs. Dans la littérature, les FPGAs (Figure 3.11) sont les plus utilisés du fait de leur reconfigurabilité.



FIGURE 3.11 – Carte SPARTAN-6 intégrant un FPGA Artix du fabricant Xilinx

**Réseau de monopôles :** De plus, le système développé s'applique à un réseau de monopôle. Le marché actuel dispose de conducteurs de cuivre d'épaisseur équivalente, soit 0.691mm de diamètre (Figure 3.12) utile à cet effet, couplé à un connecteur SMA (Figure 3.13). Quant au plan de masse, il sera constitué d'une fine couche de cuivre sur verre époxy disponible sur le marché (Figure 3.14). Il ne reste plus qu'alors à effectuer les tests et mesures en situation réelle dans une enceinte anéchoïque grâce à un analyseur de réseau vectoriel.



FIGURE 3.12 – Fil de cuivre de diamètre 0.691mm



FIGURE 3.13 – Connecteur de type SMA

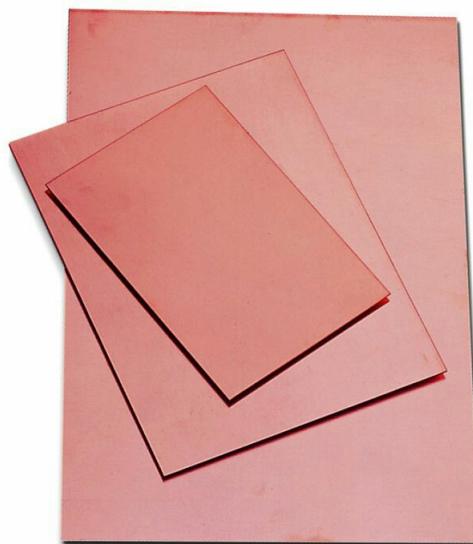


FIGURE 3.14 – Fine couche de cuivre sur verre époxy

---

---

# CHAPITRE 4

---

## RÉSULTATS ET PERSPECTIVES

Dans cette partie, nous présenterons les résultats obtenus après modélisation du problème de synthèse de diagrammes de rayonnement mono faisceaux par un modèle intelligent basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Les paramètres pris en compte dans notre base d'apprentissage sont les amplitudes et les déphasages des éléments en fonction des directions désirées. L'efficacité de ce modèle est représentée par sa capacité à prédire le comportement non linéaire des valeurs synthétisées et par sa rapidité au niveau de la vitesse de convergence. La capacité de modélisation par un réseau neuronal est évaluée à travers sa comparaison avec la méthode classique (le modèle de synthèse par la méthode de Dolph Tchebychev présenté au Chapitre 2).

### 4.1 Antenne élémentaire

Tout notre travail repose sur la modélisation d'une antenne réseau bâtie autour d'une structure élémentaire de type monopôle. Notre choix s'est porté sur une antenne évoluant dans la bande de fréquences de 2.4Ghz, très utilisées dans les systèmes de télécommunications. Le modèle obtenu est simulé sur le logiciel CST Microwave studio comme présenté à la Figure 4.1(modèle 3D) ainsi que ses dimensions à aux Figures 4.2 (dimensions du brin vertical) et 4.3 (dimensions du plan de masse).

Le récapitulatif des dimensions de notre antenne est donné dans le Tableau 4.1 ; ce modèle élémentaire constitue le socle de notre réseau car il fournit les performances approximativement correctes satisfaisantes pour notre cahier de charge ; celles-ci sont obtenues après simu-

lation et résolution des équations liées au magnétisme en champs lointains. Nous visualisons les graphes des paramètres de l'antenne aux Figure 4.4,4.5 et 4.6.

La figure 4.4 et 4.5 indique que l'antenne ainsi conçue rayonne essentiellement dans la direction  $\theta = 43.0^\circ$  et  $\varphi = 270^\circ$  pour un niveau de lobes secondaires de -4 dB; de plus, elle rayonne à la fréquence de 2.4264 Ghz, fréquence acceptable pour une communication en bande wifi.

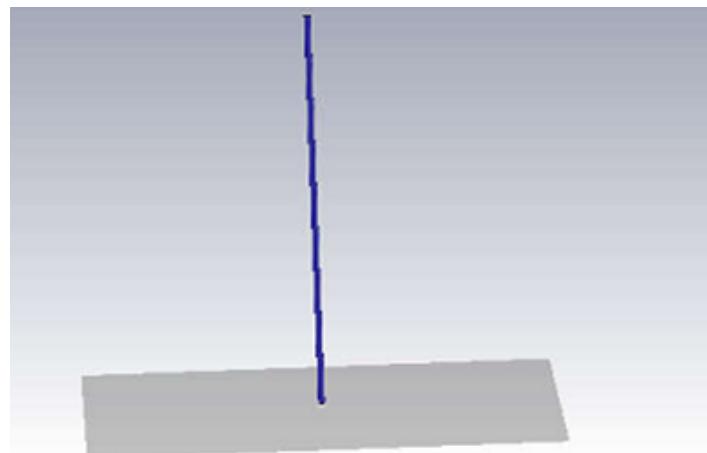


FIGURE 4.1 – Vue 3D du monopôle élémentaire

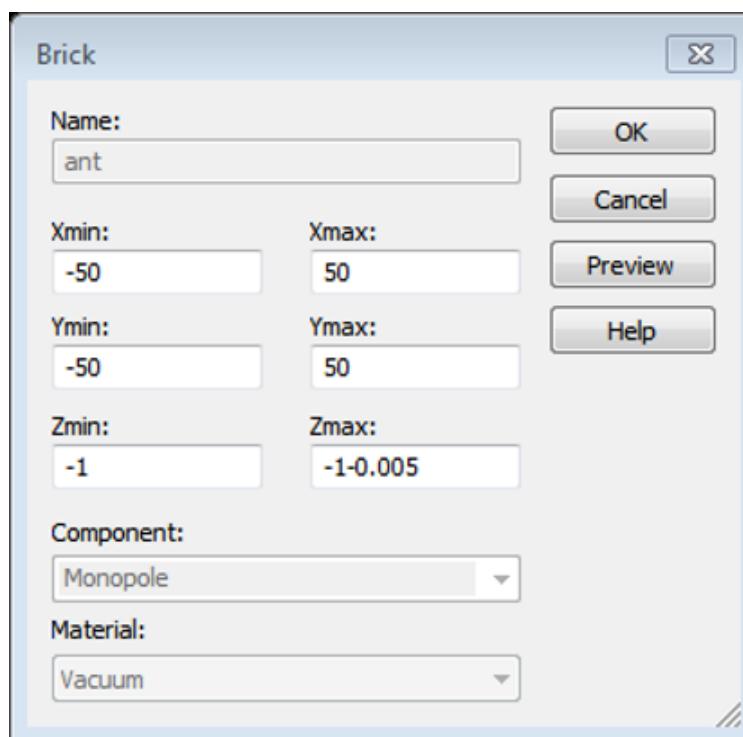


FIGURE 4.2 – Dimensions du filament vertical

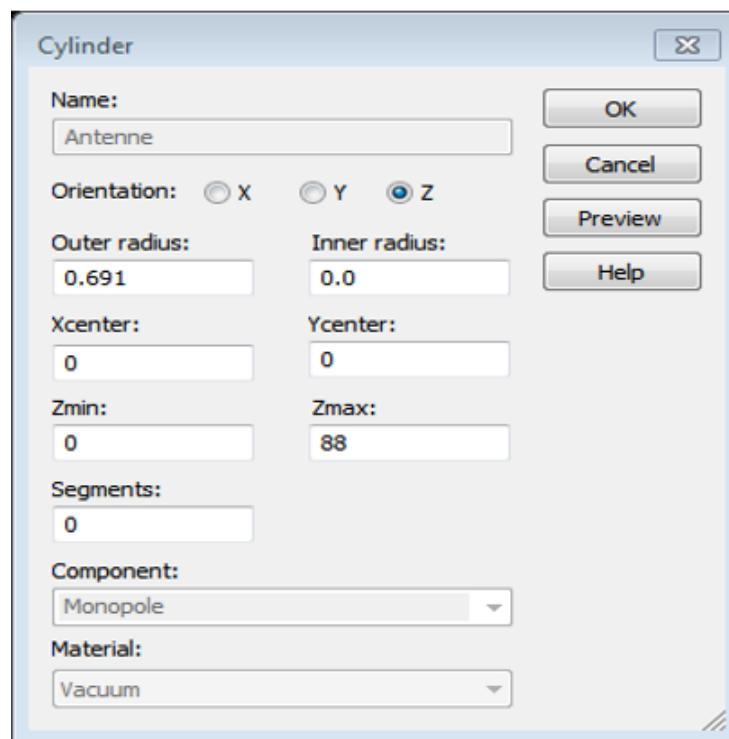


FIGURE 4.3 – Dimensions du plan de masse

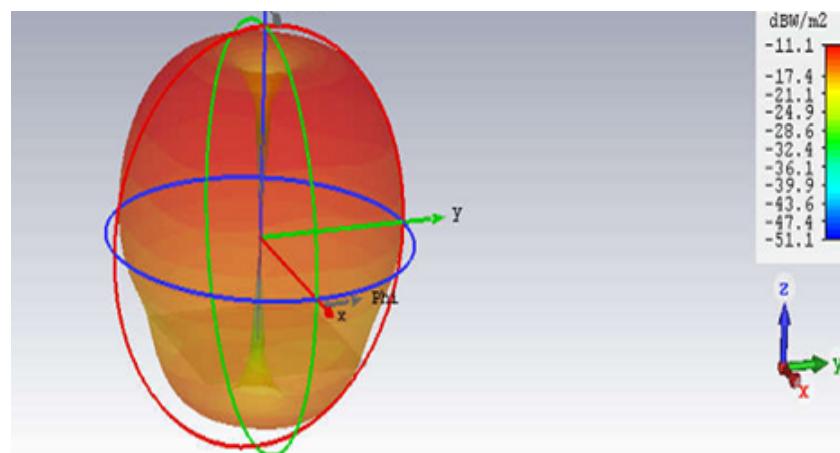


FIGURE 4.4 – Diagramme de rayonnement 3D du monopole élémentaire

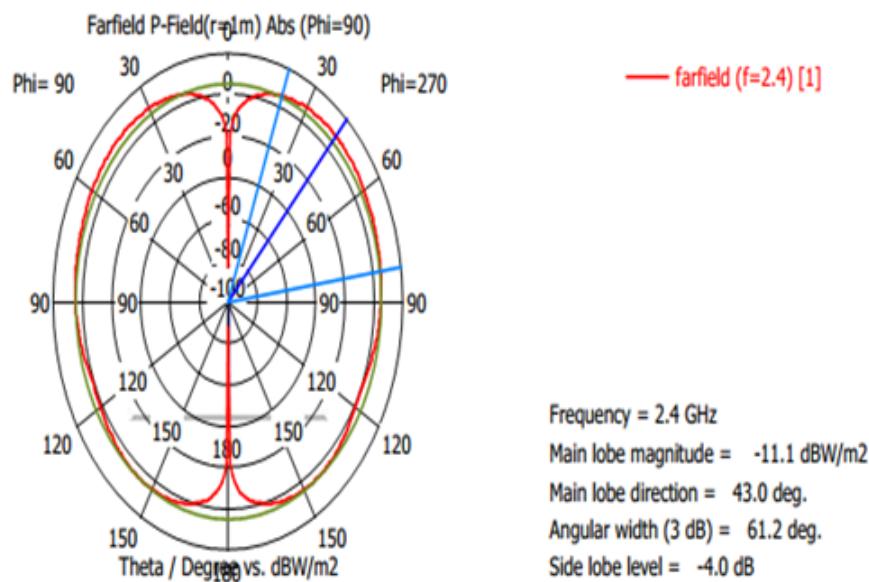


FIGURE 4.5 – Diagramme de rayonnement 3D vue Polaire du monopole élémentaire

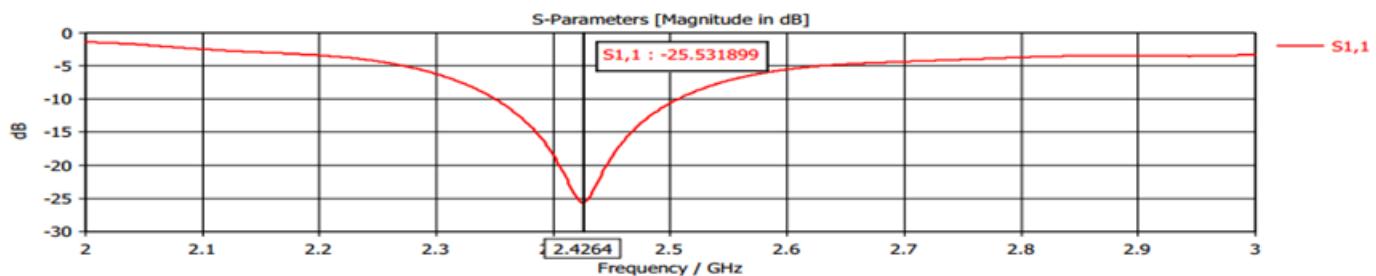


FIGURE 4.6 – Fréquence de résonnance grâce au tracé du paramètre S11

TABLE 4.1 – Récapitulatif des dimensions de l'antenne monopole élémentaire

Filament vertical		Plan de masse	
Rayon	0,691 mm	Surface	50*50 mm <sup>2</sup>
Hauteur	88 mm	Épaisseur	0,005 mm
Ecartement filament-Masse		1 mm	

## 4.2 Antenne réseau et méthode analytique

Le script matlab "DolphTest.m" (présenté à l'annexe A.) a été élaboré afin de calculer les amplitudes et phases d'alimentation d'un réseau adaptatif de  $4 \times 5$  éléments monopoles

en réseau. Ce code intègre les polynômes de Dolph Tchebychev. Le Tableau 4.2 présente les résultats du calcul de ceux-ci pour un mono faisceaux pointant dans les directions  $\theta=330^0$  et  $\varphi=30^0$ .

La Figure 4.7 donne la représentation 2D du diagramme de rayonnement théorique mono faisceau obtenu par la méthode des polynômes de Dolph Tchebychev à partir des valeurs des coefficients amplitudes et phase présentés dans le Tableau 4.2. La Figure 4.8 présente les niveaux de puissance des lobes du faisceau obtenu par le réseau planaire en dB pour un plan de coupe  $\varphi = 90^0$ . Ces courbes donnent un maximum de puissance du lobe principal dans les directions théorique  $\theta = 330^0$  and  $\varphi = 30^0$ , par contre des résultats en simulation présentés à la Figure 4.8 montrent plutôt un faisceau de maximum de puissance dans la direction  $\varphi= 34.044^0$  avec un niveau de lobes secondaires de -11.70 dB ; la Figure 4.9 donne la représentation 3D du diagramme ainsi obtenu.

TABLE 4.2 – Loi d'alimentation pour le réseau planaire 4\*5 pour la direction  $\theta = 330^0$  et  $\varphi = 30^0$  dans le plan  $\varphi = 90^0$

Poids	Angle $\vartheta$	Angle $\varphi$
	330	30
	Amplitude	Phase
1.1	0,0187973920146745	178,707658144959
1.2	0,0478557097772688	142,707658144959
1.3	0,0390955772661847	106,707658144959
1.4	0,0478557097772687	70,7076581449593
2.1	0,0187973920146745	116,353829072480
2.2	0,0494484558534090	80,3538290724797
2.3	0,0771363354757668	44,3538290724796
2.4	0,101296656064291	8,3538290724796
3.1	0,0771363354757668	54,00000000000001
3.2	0,0494484558534090	18,00000000000001
3.3	0,0494484558534090	-18
3.4	0,0771363354757668	-54,00000000000000
4.1	0,101296656064291	-8,35382907247958
4.2	0,0771363354757668	-44,3538290724796
4.3	0,0494484558534090	-80,3538290724796
4.4	0,0187973920146745	-116,353829072480
5.1	0,0478557097772687	-70,7076581449593
5.2	0,0390955772661847	-106,707658144959
5.3	0,0478557097772687	-142,707658144959
5.4	0,0187973920146745	-178,707658144959

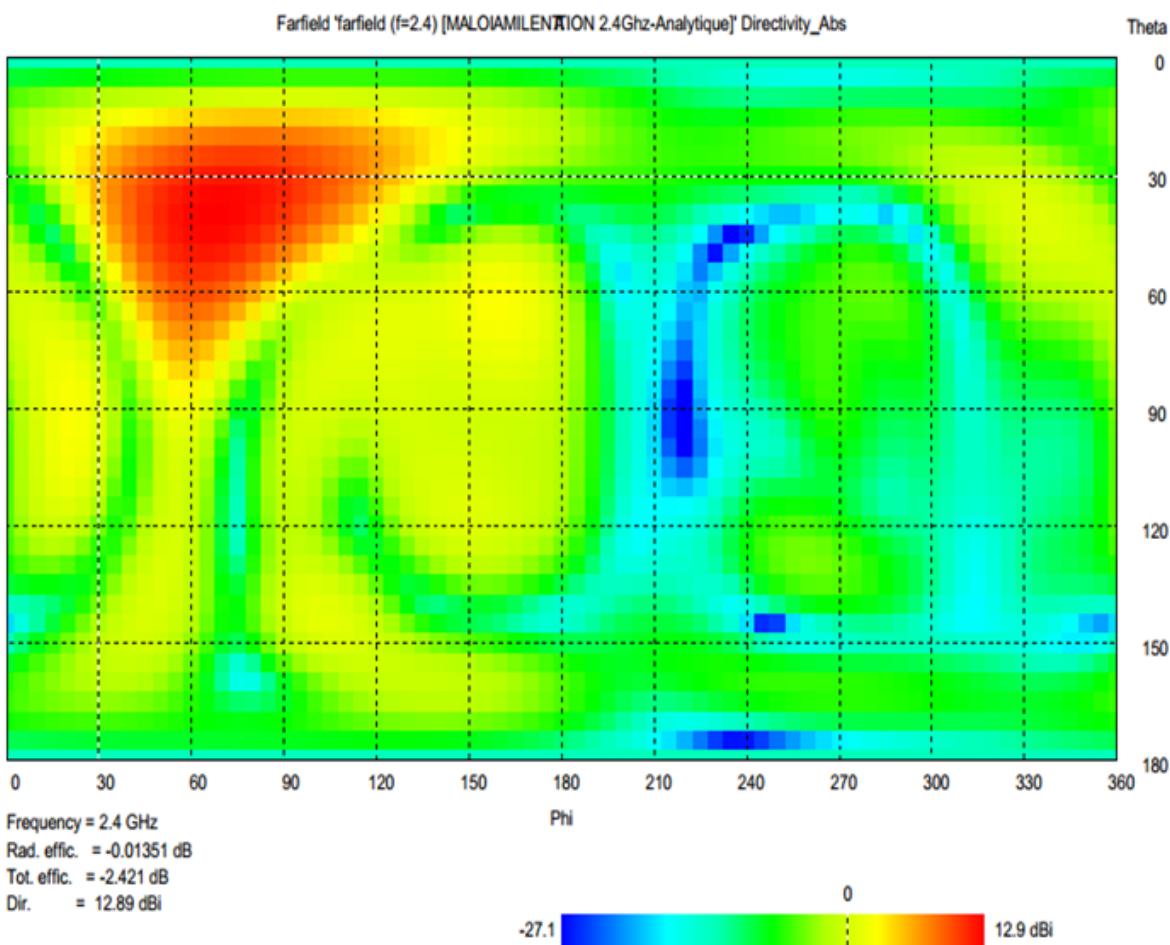


FIGURE 4.7 – Diagramme de rayonnement 2D obtenue par la méthode Dolph Tchebychev

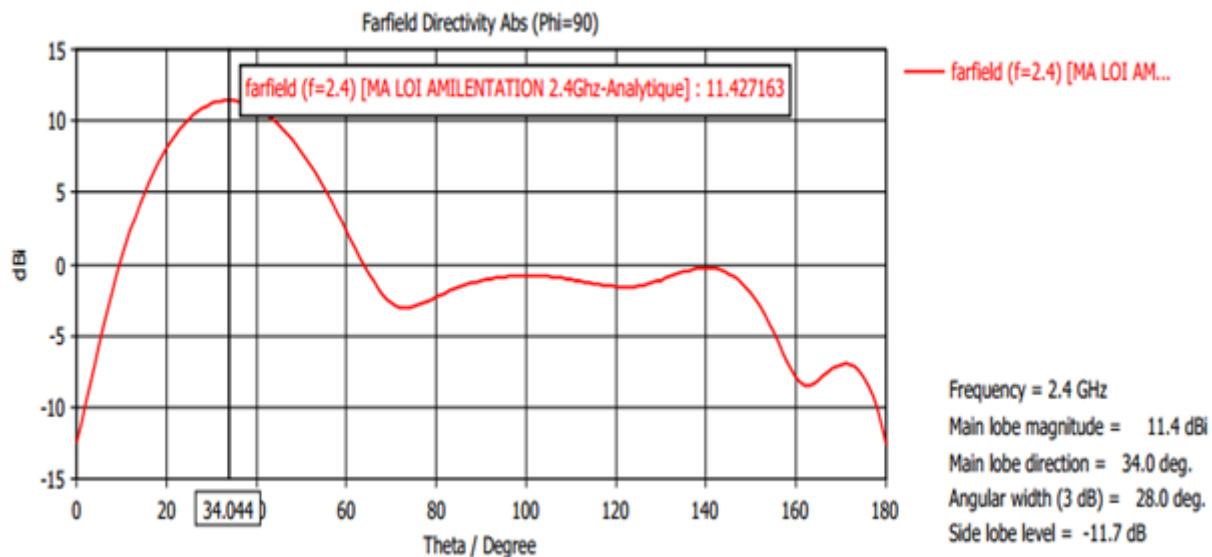


FIGURE 4.8 – Niveaux de puissance des lobes du faisceau en dB pour un plan de coupe  $\varphi = 90^\circ$  pour les directions d'arrivées  $\theta = 330^\circ$  et  $\varphi = 30^\circ$

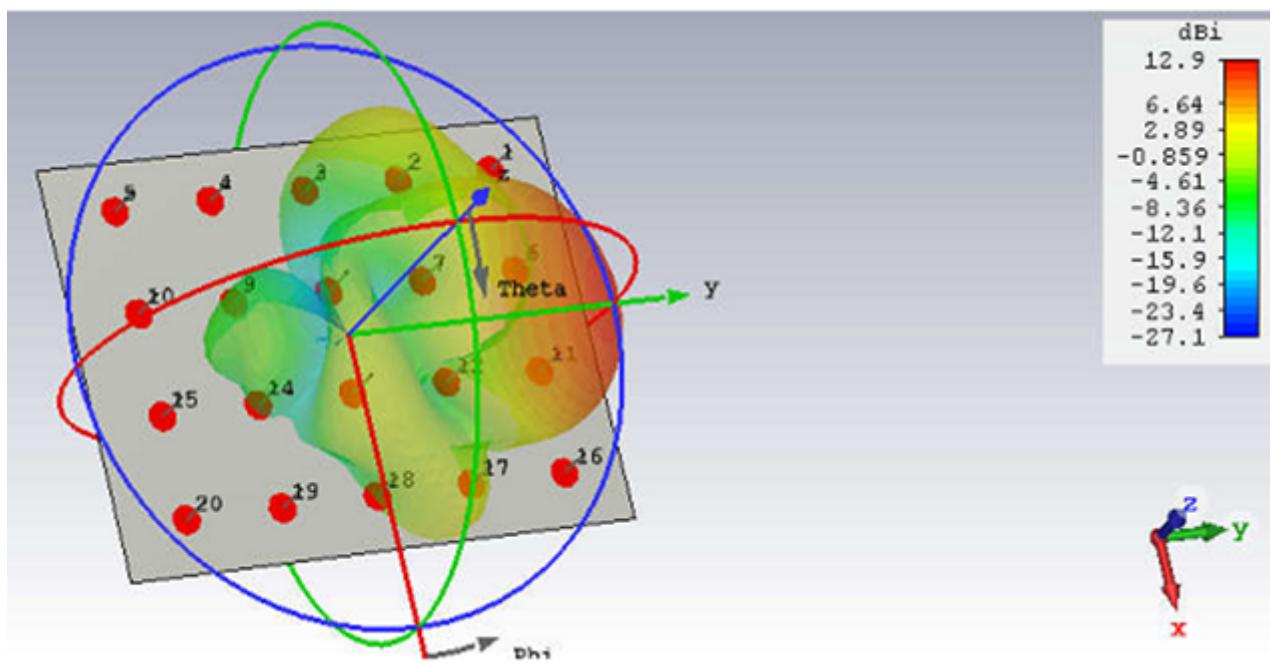


FIGURE 4.9 – Vue 3D du diagramme de rayonnement de l'antenne planaire 4\*5 monopôles

### 4.3 Réseau de neurones

Le PMC élaboré permet de réaliser un systèmes prédictif (adaptatif) efficace comme présenté au Chapitre 2 puisqu'il est à même de modéliser la plupart des fonctions non linéaires. La structure obtenue est celle d'un réseau à trois couches cachées (Figure 4.10). Le réseau possède deux entrées ainsi que quarante sorties dont vingt valeurs en amplitudes et vingt valeurs de phase.

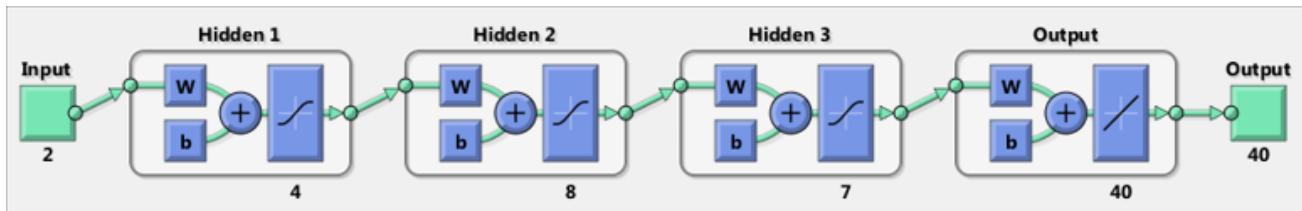


FIGURE 4.10 – Vue sur interface Matlab du réseau de neurone obtenu

Le réseau obtenu peu maintenant procéder à l'apprentissage, opération gourmande en temps processeur. Cette opération est réalisée sur un ordinateur de marque Asus, muni d'un processeur Intel Core i3 de fréquence 2.8 Ghz doté d'une RAM de 4 Go. La Figure ?? présente cette opération qui a duré 27heures 59minutes 58secondes et qui s'est achevée après avoir atteint la limite du nombres d'itérations préalablement fixée à 1000.

La Figure 4.12 permet d'apprécier ce processus d'apprentissage ; tout au long de celle-ci, les phases d'entraînement, de validation et de test convergent pour un erreur moyenne d'environ  $4 \times 10^{-4}$ . La Figure 4.13 et 4.14 montrent respectivement l'état de l'apprentissage et l'histogramme d'erreur qui permet aussi de valider de manière finale les performances du réseau ; l'erreur est presque symétrique par rapport à l'axe central pour les différences phases de l'apprentissage.

Puisque le problème posé en formation de faisceaux est de type regression, il est plus important d'analyser les performances de prédiction du modèle neuronal. La Figure 4.15 présente des performances de regression égale à un, ce qui traduit d'une concordance parfaite entre les données prédictives et les données prédefinies dans la base de données. On évalue les performances en temps de prédiction à l'aide de la fonction **tic-toc** sur Matlab : on obtient un temps de calcul de 1.273532 secondes (Figure 4.16 4.17).

Le réseau finalisé, on peut passer à des tests et simulations afin de visualiser les valeurs des poids et leurs effets sur le faisceau pour notre réseau d'antennes.

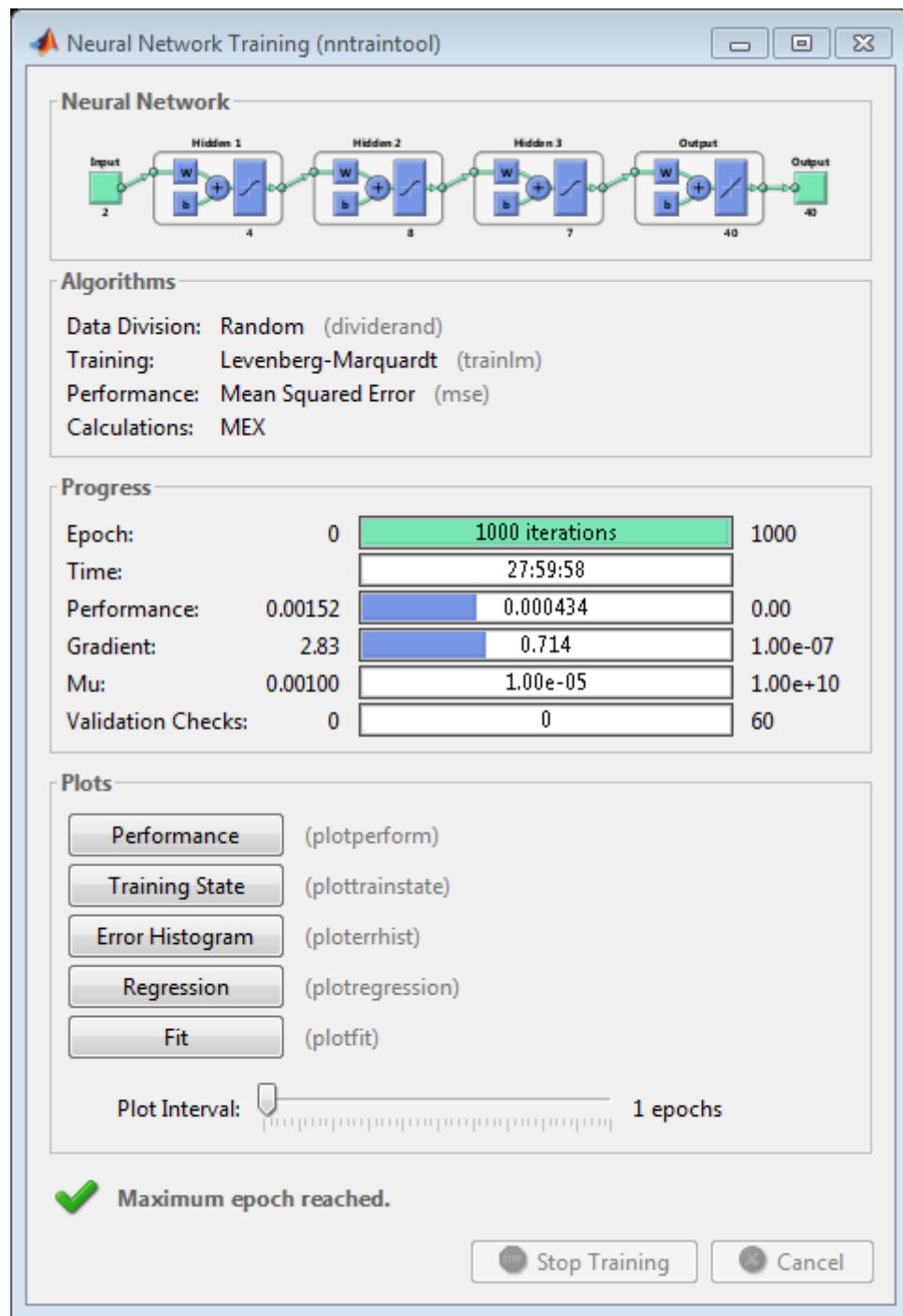


FIGURE 4.11 – Interface d'apprentissage du reseau de neurones

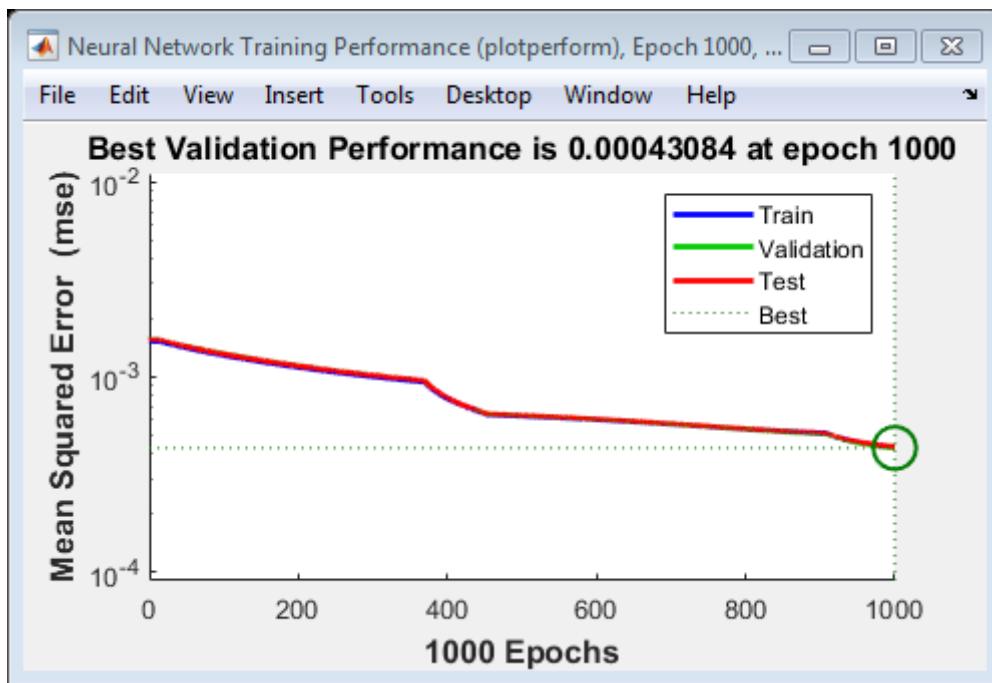


FIGURE 4.12 – Courbe des performances du processus d'apprentissage (Convergence tout le long des 1000 iterations)

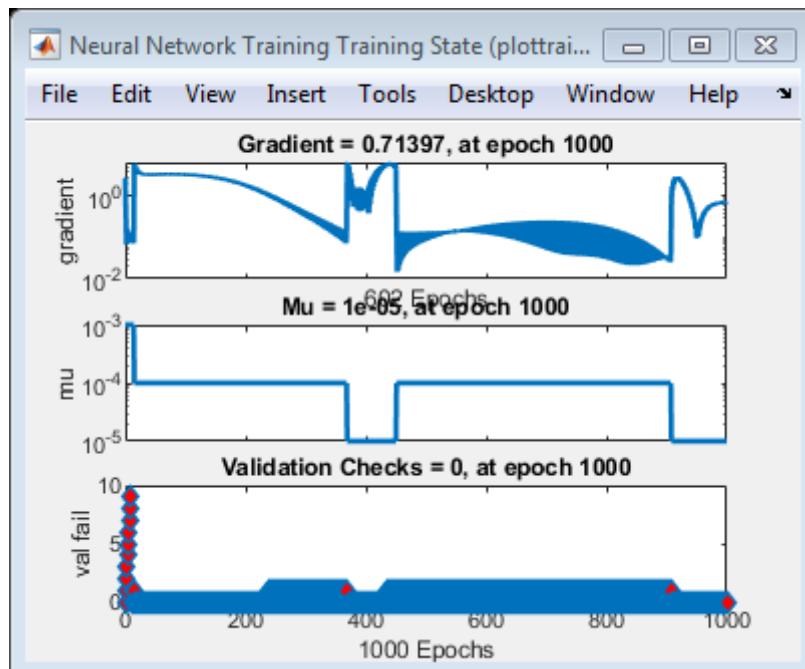


FIGURE 4.13 – Graphe des etats de l'apprentissage

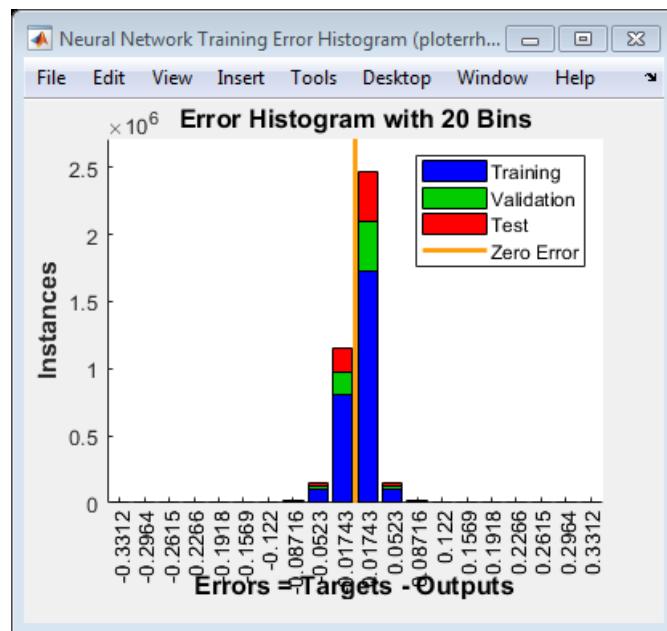


FIGURE 4.14 – Histogramme des erreurs

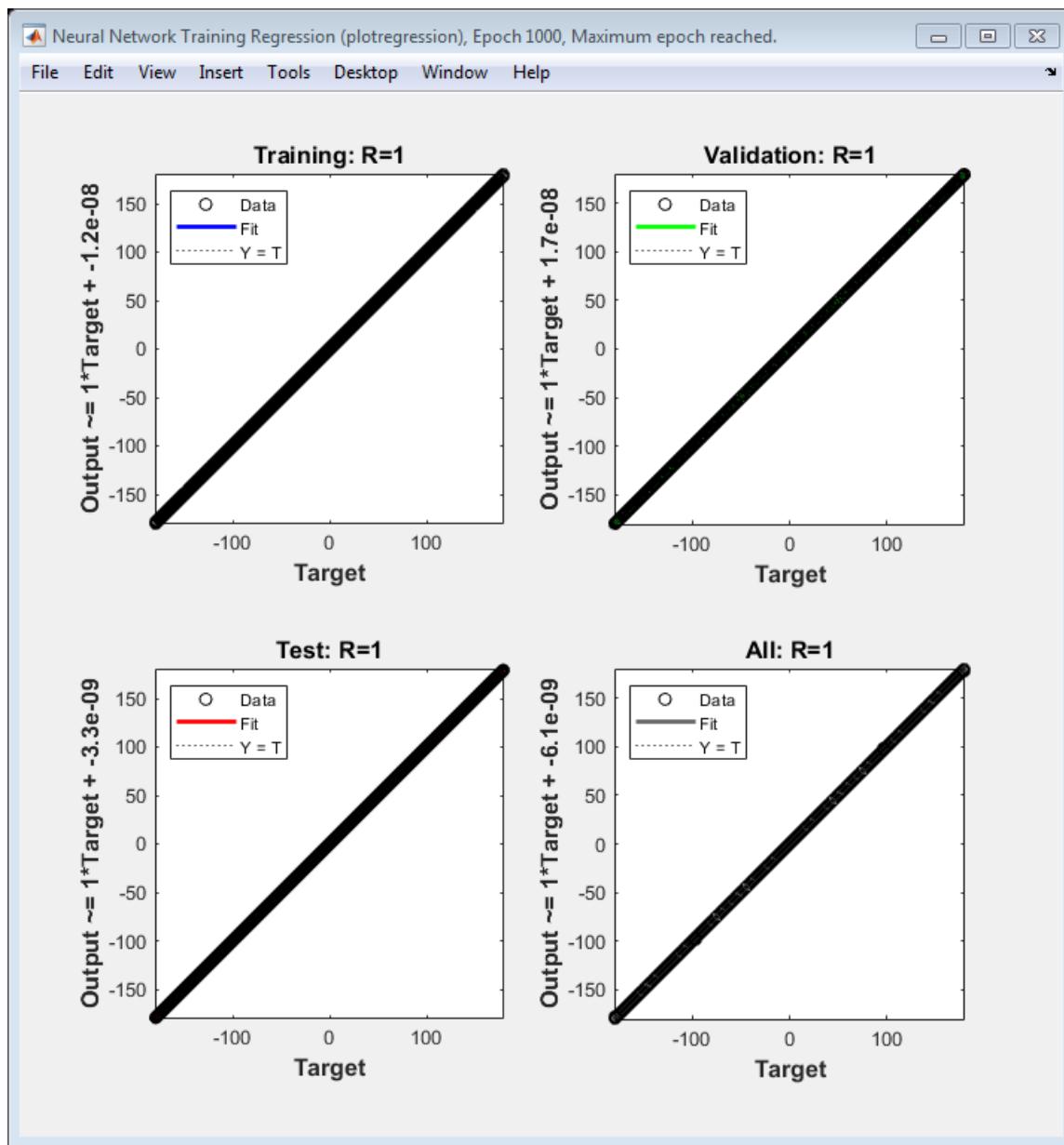


FIGURE 4.15 – Courbes de regression des valeurs prédites et des valeurs de sorties souhaitées

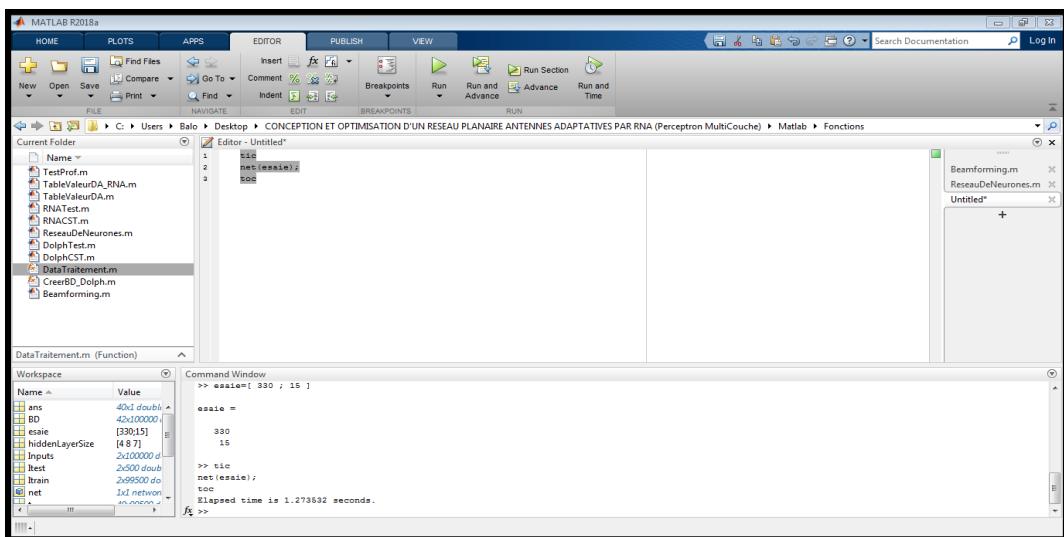


FIGURE 4.16 – Prediction de la loi d'alimentation pour l'angle Theta = $330^0$  et Phi= $15^0$

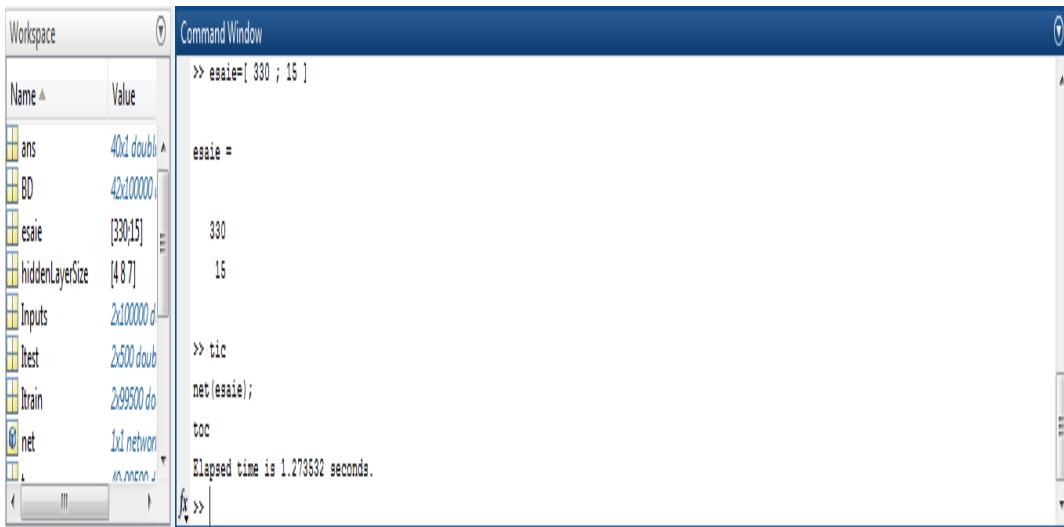


FIGURE 4.17 – Durée de 1.273532 secondes de temps de calcul pour la prediction de l'angle d'arrive theta= $330^0$  et phi= $15^0$

## 4.4 Antenne réseau et RNA

Le script matlab "RNATest.m" (présenté à l'annexe B) a été élaboré afin de calculer les amplitudes et phases d'alimentation d'un réseau adaptatif de  $4 \times 5$  éléments monopoles en réseau. Ce code intègre les polynômes de Dolph-Tchebychev. Le Tableau 4.3 présente les résultats du calcul de ceux-ci pour un mono faisceau pointant dans la direction  $\theta=330^0$  et  $\varphi=30^0$ .

La Figure 4.18 donne la représentation 2D du diagramme de rayonnement mono faisceau obtenu par la méthode des Réseaux de neurones à parti des valeurs des coefficients amplitudes et phase présenté dans le Tableau 4.3. La Figure 4.19 présente les niveaux de puissance du faisceau obtenu pour le réseau planaire en dB, dans le plan de coupe  $\varphi=90^0$ . Ces courbes donnent un maximum de puissance du lobe principal dans les directions théorique  $\theta = 330^0$  et  $\varphi = 30^0$ . Par contre la Figure 4.19 présente en simulation un maximum de puissance dans la direction  $\varphi = 35.034^0$  avec un niveau de lobes secondaires de -10.6 dB. La Figure 4.20 donne la représentation 3D du diagramme de rayonnement ainsi obtenu.

TABLE 4.3 – Amplitude et phase obtenus par la méthode des réseaux de neurones

Poids	Angle $\theta$	Angle $\varphi$
	330	30
	Amplitude	Phase
1.1	0,0185389883563731	178,508451120143
1.2	0,0478808028909172	143,222204938262
1.3	0,0355525832503356	107,051544148205
1.4	0,0527375483457528	70,7549608901873
2.1	0,0133134495966898	116,739747337019
2.2	0,0450632929705841	80,6024754579933
2.3	0,0726721112110209	44,4328392955529
2.4	0,104045752893391	8,25603521976328
3.1	0,0781727389141738	54,2418758841368
3.2	0,0479355946479867	18,0869719881865
3.3	0,0497286045340235	18,0869490368557
3.4	0,0757750319572885	54,2527914788984
4.1	0,0950177884552363	8,26148346538981
4.2	0,0818553974974750	44,4248340573253
4.3	0,0454369277694564	80,6134955271350
4.4	0,0176933087740450	116,830429120551
5.1	0,0425386496169333	70,7811629166411
5.2	0,0369660520021786	107,052370992115
5.3	0,0497808500521559	143,226769554269
5.4	0,0220222191780006	178,487144252844

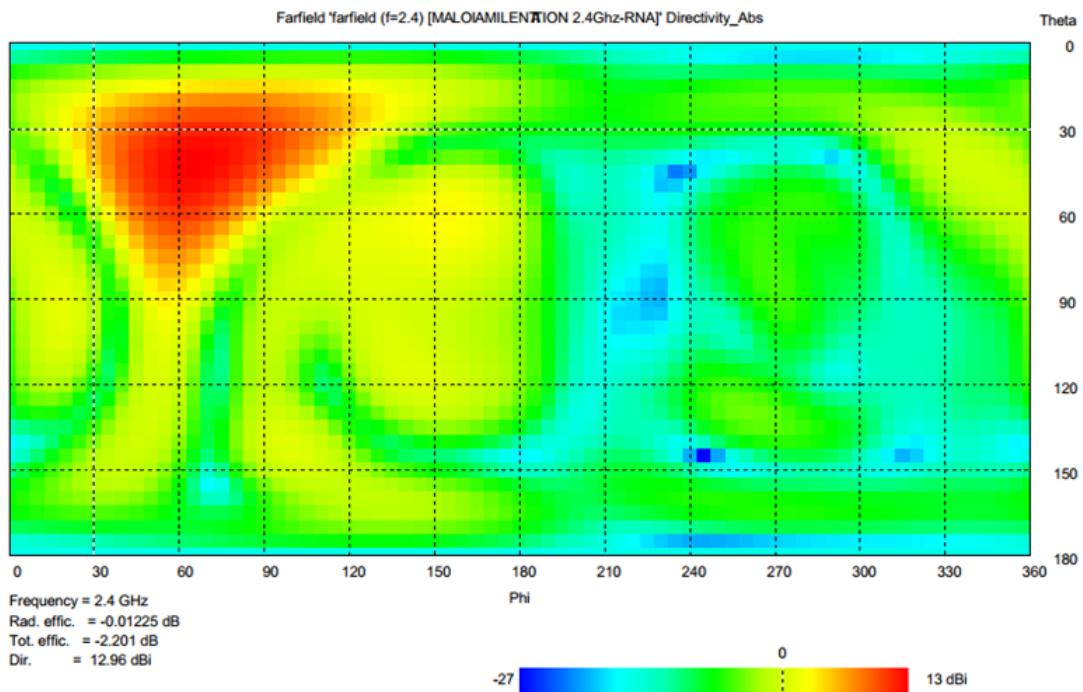


FIGURE 4.18 – Diagramme de rayonnement 2D obtenue par le réseau de neurones

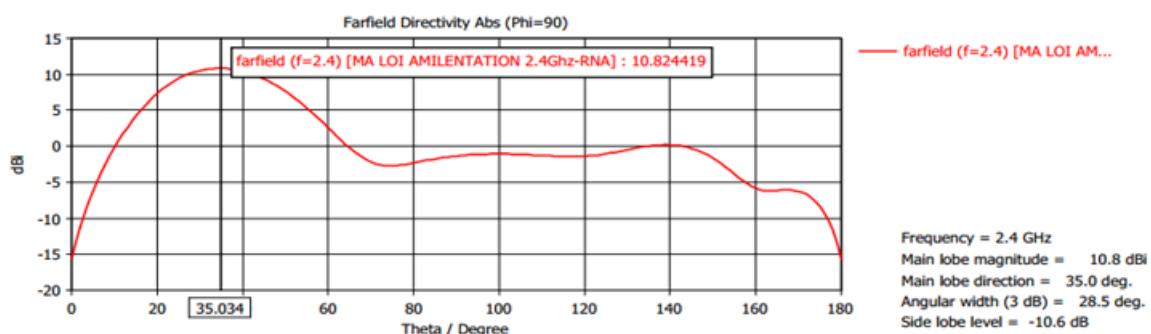


FIGURE 4.19 – Niveaux de puissance des lobes du faisceau en dB pour un plan de coupe  $\varphi = 90^\circ$  pour les directions d'arrivées  $\theta = 330^\circ$  et  $\varphi = 30^\circ$  par le réseau de neurones

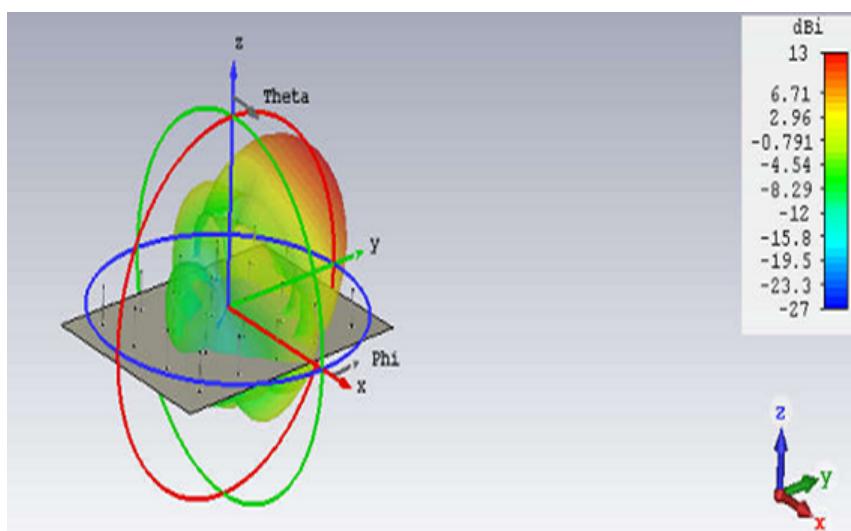


FIGURE 4.20 – Vue 3D du diagramme de rayonnement de l'antenne planaire 4\*5 créé par le réseau de neurones

## 4.5 Analyse et perspectives

Les résultats parlent d'eux mêmes et on constate les avantages que revêtent les systèmes adaptatifs (Tableau 4.4), notamment l'amélioration du paramètre de directivité qui est de 0,2dB environ : ce qui n'est donc pas négligeable pour des systèmes de communication évoluant à la fréquence de 2.4 Ghz tel que les systèmes de communication sans fils Wifi. L'annexe C et D présente respectivement bien les caractéristiques d'un équipement (Routeur) fonctionnant en wifi et les performances attendues en Wifi selon l'IEEE ; on trouve donc une nette amélioration pour de tels équipements.

Toutefois, ce type de système présente un comportement transitoire non contrôlable pour une zone hors couverture ( $270 < \theta < 380$  et  $0 < \varphi < 55$ ), auquel s'additionne la difficulté d'élaboration d'un RNA par absence de formalisme optimal établi.

Ainsi le RNA présente un axe d'amélioration. En effet l'apprentissage du RNA n'est possible que grâce à une base de donnée enrichie par des mesures obtenues analytiquement par la méthode de Tchebychev. Cette base de données pose une limite dans le formalisme des polynômes du fait de la restriction des données en pairs ou impairs en terme du nombre d'éléments du réseau d'antenne. Il est donc possible d'utiliser des données obtenues par des mesures en conditions réelles ou même de modifier la technique d'apprentissage en utilisant des méthodes adaptatives telles que le LMS appliqué dans [12] et qui présente une meilleure robustesse pour un réseau d'antennes patch. On note également une augmentation du ba-

layage lors de l'incrémentation du nombre d'éléments du réseau mais aussi une augmentation du nombre de lobes secondaires.

TABLE 4.4 – Tableau comparatif des résultats obtenus par la méthode de Dolph T. et la méthode des réseaux de neurones

Caractéristiques du faisceau (Diagramme de rayonnement)	Résultats par Méthode Analytique (Polynôme de Dolph Tchebychev)	Résultats par Méthode de Réseaux de neurone
Angle d'arrivée	$\varphi = 30^\circ$	$\varphi = 30^\circ$
	$\theta = 330^\circ$	$\theta = 330^\circ$
Angle de pointage du faisceau	$\varphi = 34,044^\circ$	$\varphi = 35,034^\circ$
	$\theta = 330^\circ$	$\theta = 330^\circ$
Directivité	$D_{dB} = 12.89 \text{ dB}$	$D_{dB} = 12.96 \text{ dB}$
Niveau des lobes secondaires	$SLL_{dB} = -11.70 \text{ dB}$	$SLL_{dB} = -10.6 \text{ dB}$

---

# CONCLUSION

Ce mémoire de fin d'étude dont la fin est satisfaisante pour nous s'est déroulé dans un premier temps par une présentation des concepts liés aux réseaux d'antennes et aux méthodes d'optimisation. Les réseaux de neurones qui constituent le socle de notre travail sont présentés au Chapitre 3 ainsi que la présentation de l'algorithme d'apprentissage qui est l'algorithme de retropropagation de l'erreur. A la fin, nous appliquerons les réseaux de neurones afin de prédire la loi d'alimentation d'un réseau planaire 4\*5 éléments monopoles rayonnant à une fréquence d'environ 2.4 Ghz.

Le réseau de neurones élaboré est un PMC bâtit autour de trois (03) couches cachées pour deux (02) entrées (azimut et élévation) et quarante (40) sorties correspondant au couple amplitude-phase de chaque élément du réseau. Les performances en temps des capacités de prédictions pour une fréquence de résonnance 2.4 Ghz du système sont évaluées par la fonction tic-toc de Matlab, ce qui a permis d'atteindre avec un temps de calcul de 1.273532 secondes. Ceci reste acceptable pour une utilisation en bande wifi. Toutefois, le temps d'apprentissage du réseau reste très élevé pour l'algorithme de retropogation évalué à 27heures 59minutes 58secondes.

Ce mémoire nous a permis d'améliorer les performances des réseaux planaires monopoles par une prédiction de loi d'alimentation par réseau de neurones ; toutefois, ce travail est une étape en plus conduisant à la réalisation de solutions matérielle sur puces (SOc ou SIp). Dans de prochains travaux, nous essayerons d'améliorer l'angle d'ouverture (angle solide) qui reste encore relativement grand jusqu'ici, l'angle maximal de balayage, la rejection des interférences par le placement des zéros, ceci en modifiant les données d'apprentissage : données d'apprentissage prélevées en conditions réelles ou en utilisant une méthode heuristique. On notera aussi l'importance du nombre d'éléments rayonnant, mais aussi le caractère heuris-

tique de la méthode des réseaux de neurones (optimum locaux) autant d'aspect constituant des axes de recherche.

---

---

## ANNEXE A

---

### PROGRAMME MATLAB DOLPHTEST.M

```
1 % Rectangular Array Size
2 N = 5;
3 M = 4;
4 [n,m] = meshgrid(-1*(N-1)/2:(N-1)/2,-1*(M-1)/2:(M-1)/2);
5 % Inter-element spacing in lambda terms
6 dx = 0.4;
7 dy = 0.4;
8 % Calculation of Weight Coefficients
9
10
11 %theta_d = input('ANGLE.ARRIVEE.THETA');
12 %phi_d = input('ANGLE.ARRIVE.PHI');
13 if (((theta_d <= 360) && (theta_d >=270 )) && ((phi_d <= 360) && (phi_d >= 0)))
14
15     sai_x_d = 2*pi*dx*sin(theta_d*pi/180)*cos(phi_d*pi/180);
16     sai_y_d = 2*pi*dy*sin(theta_d*pi/180)*sin(phi_d*pi/180);
17
18     W = (1/M*N)*exp(j*(n*sai_x_d + m*sai_y_d));
19     w = reshape(W,N*M,1);
20
21     R_1 = 25; %input('RATIO.LOBE.PRINCIPAL.LOBES.SECONDAIRES');
22     R = 10^(R_1/20);
23     x0=cosh(acosh(R)/(N-1));
24 for k1=0:N-1
25 for k2=0:M-1
```

```

26 saix_k1 = (k1-(N-1)/2)*2*pi/N;
27 saiyl_k2 = (k2-(M-1)/2)*2*pi/M;
28 ev(k1+1,k2+1) = x0*cos(saix_k1/2)*cos(saiy_k2/2);
29 if ((ev(k1+1,k2+1)) <= 1) && ((ev(k1+1,k2+1)) >= -1))
30 B_n(k1+1,k2+1) = exp(-j*((N-1)/2*saix_k1+(M-1)/2*saiy_k2))
31 *cos((N-1)*acos(ev(k1+1,k2+1)))/R;
32 elseif ev(k1+1,k2+1) > 1
33 B_n(k1+1,k2+1) = exp(-j*((N-1)/2*saix_k1+(M-1)/2*saiy_k2))
34 *cosh((N-1)*acosh(ev(k1+1,k2+1)))/R;
35 elseif ev(k1+1,k2+1) < -1
36 B_n(k1+1,k2+1) = exp(-j*((N-1)/2*saix_k1+(M-1)/2*saiy_k2))*%
37 (-1)^(N-1)*cosh((N-1)
38 *acosh(ev(k1+1,k2+1)))/R;
39 end
40 end
41 end
42 b_n = ifft2(B_n,N,M);
43 for a_i=0:N-1
44 for b_i=0:M-1
45 E_m(a_i+1,b_i+1) = exp(j*(a_i*pi*(N-1)/N+b_i*pi*(M-1)/M));
46 end
47 end
48 W_dc = b_n./E_m;
49 w_dc = reshape(W_dc,N*M,1);
50 w = w.*w_dc;
51 W = reshape(w,N,M);
52
53 angleRad=angle(w);
54 Poids_Test=w;
55 PoidsTest =[ abs(w); rad2deg(angleRad) ];
56 else
57 disp('Erreur! theta_d<360 et 0<phi_d<360')
58 end
59
60 save("C:\Users\Balo\Desktop\CONCEPTION ET OPTIMISATION D'UN RESEAU PLANAIRES
61 ANTENNES ADAPTATIVES PAR RNA (Perceptron MultiCouche)
62 \Matlab\BaseDeDonnees\PoidsTest",'PoidsTest');

```

---

---

## ANNEXE B

---

### PROGRAMME MATLAB RNATEST.M

```
1 load ("C:\ Users\ Balo\ Desktop\ CONCEPTION_ ET_ OPTIMISATION_D'UN_ RESEAU
2 _PLANAIRE_ANTENNES_ADAPTATIVES_PAR_RNA_ ( Perceptron_MultiCouche )
3 _\Matlab\BaseDeDonnees\BD")
4 load ("C:\ Users\ Balo\ Desktop\ CONCEPTION_ ET_ OPTIMISATION_D'UN_ RESEAU
5 _PLANAIRE_ANTENNES_ADAPTATIVES_PAR_RNA_ ( Perceptron_MultiCouche )
6 _\Matlab\BaseDeDonnees\Itrain")
7 load ("C:\ Users\ Balo\ Desktop\ CONCEPTION_ ET_ OPTIMISATION_D'UN_ RESEAU
8 _PLANAIRE_ANTENNES_ADAPTATIVES_PAR_RNA_ ( Perceptron_MultiCouche )
9 _\Matlab\BaseDeDonnees\Ttrain")
10 load ("C:\ Users\ Balo\ Desktop\ CONCEPTION_ ET_ OPTIMISATION_D'UN_ RESEAU_PLANAIRE
11 _ANTENNES_ADAPTATIVES_PAR_RNA_ ( Perceptron_MultiCouche )
12 _\Matlab\BaseDeDonnees\Itest")
13 load ("C:\ Users\ Balo\ Desktop\ CONCEPTION_ ET_ OPTIMISATION_D'UN_ RESEAU
14 _PLANAIRE_ANTENNES_ADAPTATIVES_PAR_RNA_ ( Perceptron_MultiCouche )
15 _\Matlab\BaseDeDonnees\Ttest")
16 load ("C:\ Users\ Balo\ Desktop\ CONCEPTION_ ET_ OPTIMISATION_D'UN_ RESEAU
17 _PLANAIRE_ANTENNES_ADAPTATIVES_PAR_RNA_ ( Perceptron_MultiCouche )
18 _\Matlab\ReseauDeNeurones\net")
19 Angle=[theta_d ; phi_d];
20 predict=net(Angle (:,:));
21 save ("C:\ Users\ Balo\ Desktop\ CONCEPTION_ ET_ OPTIMISATION_D'UN_ RESEAU
22 _PLANAIRE_ANTENNES_ADAPTATIVES_PAR_RNA_ ( Perceptron_MultiCouche )
23 _\Matlab\BaseDeDonnees\predict ','predict');
```

## ANNEXE C

# EXTRAIT FICHE TECHNIQUE ROUTEUR ISR CISCO 1941W

Fonctionnalité	Description
Matériel WLAN	<ul style="list-style-type: none"><li>Point d'accès basé sur la norme IEEE 802.11n avec compatibilité 802.11a/b/g</li><li> Sélection du débit automatique pour 802.11g/n</li><li> Modules radio double pour les modes 802.11b/g/n et 802.11a/n.</li><li> Connecteurs RP-TNC pour antennes externes remplaçables</li><li> Gain d'antenne par défaut de 2 dB</li><li> Fonctionnement avec module radio entrées multiples 2 x 3, sorties multiples (MIMO)</li><li> Certifié Wi-Fi 802.11n</li></ul>
Fonctionnalités logicielles WLAN	<ul style="list-style-type: none"><li> Point d'accès autonome ou unifié</li><li> Prise en charge Cisco WCS pour la surveillance des points d'accès en mode autonome</li><li> Options permettant d'optimiser le débit ou la portée</li><li> Puissance de transmission configurable par le logiciel</li><li> Rôles de module radio, y compris le point d'accès, le pont racine, le pont non racine et le pont de groupe de travail</li><li> Certification WMM (Wi-Fi Multimedia)</li><li> Contrôle d'admission des appels (CAC) avec spécifications du trafic (TSPEC) pour garantir la qualité vocale</li><li> Mode d'économie d'énergie automatique non programmé (UPSD) pour réduire la latence</li></ul>
Gestion WLAN unifiée	Fonctionnalités de point d'accès unifié : <ul style="list-style-type: none"><li> Pris en charge par le contrôleur LAN sans fil et Cisco WCS</li><li> Commutation locale ou centrale configurable pour le mode HREAP</li><li> Gestion des modules radio via Cisco WCS</li><li> Itinérance transparente avec les groupes de mobilité</li></ul>
Fonctionnalités de sécurité WLAN	<ul style="list-style-type: none"><li> Norme 802.11</li><li> WPA (Wi-Fi Protected Access) et AES (WPA2)</li><li> Authentification EAP : Cisco LEAP, PEAP, EAP-TLS (Extensible Authentication Protocol-Transport Layer Security), EAP-FAST (Extensible Authentication Protocol-Flexible Authentication via Secure Tunneling), EAP-SIM (Extensible Authentication Protocol-Subscriber Information Module), EAP-MD5 (Extensible Authentication Protocol-Message Digest Algorithm 5) et EAP-TTLS (Extensible Authentication Protocol-Tunneled TLS)</li><li> WEP (Wired Equivalent Privacy) statique et dynamique</li><li> Chiffrement TKIP/SSN (Temporal Key Integrity Protocol/Simple Security Network)</li><li> Authentification et filtrage MAC</li><li> Base de données utilisateur pour authentification locale secours à l'aide de LEAP et EAP-FAST</li><li> Limite configurable du nombre de clients sans fil</li><li> Comptabilité RADIUS configurable pour les clients sans fil</li><li> Clés pré-partagées (PSK) (WPA pour bureaux et bureaux à domicile)</li></ul>

Certifications	
SSID (Service Set Identifiers)	16
VLAN sans fil	16
VLAN sans fil chiffrés	16
MBSSID (Multiple Broadcast Service Set Identifiers)	16

---

---

## ANNEXE D

---

### EXTRAIT SUR LES NORMES 802.11.X

IEEE 802.11 est un ensemble de normes concernant les réseaux sans fil locaux (le Wi-Fi). Il a été mis au point par le groupe de travail 11 du comité de normalisation LAN/MAN de l'IEEE (IEEE 802). Le terme IEEE 802.11 est également utilisé pour désigner la norme d'origine 802.11, et qui est parfois appelée 802.11 legacy mode (en) (legacy mode en anglais signifie dans ce contexte : mode historique ou antérieur).

#### **Presentation de la norme**

IEEE 802.11 fait partie d'un ensemble de normes édictées sous l'égide du comité de standardisation IEEE 802 à partir de 1997. Celui-ci constitue un tout cohérent servant de base de travail aux constructeurs développant des équipements et les services chargés de l'implémentation des infrastructures réseaux à liaison filaire et sans fil. Le schéma ci-dessous est une adaptation du synopsis du standard IEEE 802 consigné dans la section "introduction" de la plupart des normes publiées sous ce standard. Celui-ci est articulé autour de la norme IEEE 802.11 qui définit les spécifications relatives à l'implémentation de la couche PHY et de la sous-couche MAC (Couche liaison de données du modèle OSI) pour les réseaux locaux sans fil (WLAN).

L'ensemble articulé autour de la norme IEEE 802.11 se décompose en éléments identifiés comme suit :

- 802 : standard général de base pour le déploiement de réseaux numériques locaux ou métropolitains à liaison filaire ou sans fil;

- 802.1 : gestion des réseaux ;
- 802.10 : sécurisation des échanges pour les systèmes à liaison filaire ou sans fil (Token Ring, Ethernet, Wi-Fi, WiMAX) ;
- 802.11 : spécifications pour l'implémentation de réseaux numériques locaux à liaison sans fil ;
- 802.2 : description générale de la sous-couche Logical Link Control.

## Tableau des principaux amendements du standard IEEE 802.11

Les standards 802.11 ont été complétés et améliorés à plusieurs reprises depuis l'approbation du standard initial par l'IEEE en 1997. Ces améliorations sont définies comme étant des amendements au standard initial, et leur rédaction est gérée et validée par l'IEEE. La principale application commerciale est la technologie Wi-Fi qui s'appuie sur ces spécifications. Les principaux amendements applicables, qui modifient de manière significative les techniques de transmission utilisées (couche PHY), sont les suivants :

Protocole	Date	Fréquences	Taux de transfert(min)	Taux de transfert(max)	Portée moy(intdoor)
Norme initiale	1997	2.4-2.5 Ghz	1Mbit/s	2Mbits/s	
802.11a	1999	5.15-5.35 Ghz /5.47-5.725 /5.725-5.875	25Mbit/s	54Mbits/s	25m
802.11b	1999	2.4-2.5 Ghz	6.5Mbit/s	11Mbits/s	35m
802.11g	2003	2.4-2.5 Ghz	25Mbit/s	54Mbits/s	25m
802.11n	2009	2.4 et/ou 5 Ghz	200Mbit/s	450Mbits/s	50m
802.11ac	2014	5.15-5.35 Ghz 5.47-5.875 Ghz	433Mbit/s	1300Mbits/s	20m
802.11ax	fin 2018	2.4/5 Ghz 5.47-5.875 Ghz		10.53Gbits/s	20m

D'autres amendements qui concernent principalement la couche MAC du standard, la sécurité d'accès ou l'interfonctionnement entre réseaux ont aussi été validés :

- 802.11d en 2001 : Permet la récupération dynamique des contraintes de transmissions (puissance max., canaux autorisés) en fonction des régulations locales.

- 802.11h en 2003 : Décrit des mécanismes permettant de mesurer et de sélectionner dynamiquement les canaux afin de respecter leurs conditions d'utilisations locales (notamment nécessaires pour l'utilisation de la bande ISM à 5 GHz en Europe).
- 802.11i en 2004 : Ajoute des mécanismes d'identification et de chiffrement des données (WPA), afin de remplacer l'algorithme initial WEP de la norme 802.11 qui est obsolète.
- 802.11j en 2004 : Décrit les modifications nécessaires à l'utilisation des bandes de fréquences à 4.9 GHz et 5 GHz en conformité avec la régulation japonaise.
- 802.2 : 802.11e 2005 Ajoute des mécanismes de QoS dans les réseaux 802.11.
- 802.11r en 2008 : Vise à améliorer la mobilité entre les cellules d'un réseau Wi-Fi (le handover) et permettre à un appareil connecté de basculer plus vite d'un point d'accès vers un autre.
- 802.11u en 2007 : Elle vise à faciliter la reconnaissance et la sélection des réseaux et l'interfonctionnement avec d'autres réseaux externes tels les réseaux mobiles pour permettre l'interopérabilité entre différents fournisseurs de services.
- 802.11y en 2008 : L'intérêt de cette version tient à sa grande portée jusqu'à 5 000 m en extérieur. La fréquence utilisée est de 3.7 GHz, ce qui la rend incompatible avec les cartes "usuelles" (a/b/g/n/ac).
- 802.11w en 2009 : Augmente la sécurité des trames de management.

En 2007, puis en 2012, la plupart des amendements à la norme 802.11 (a,b,d,e,g,h,i,j puis r, y, w et n) ont été directement intégrés dans la norme par le groupe IEEE 802.11 et sont disponibles sous la forme d'un document unique [17].

---

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Odile Picon et coll. *LES ANTENNES Théorie, conception et application.* DUNOD, 2009.
- [2] S. J. Orfanidis. *Electromagnetic Waves Antennas.* 2004.
- [3] Lal Chand Godara. *Smart Antenna.* CRC PRESS, 2004.
- [4] Trong Duc NGUYEN. *Conception d'antenne intelligente reconfigurable pour la radio cognitive.* PhD thesis, UNIVERSITÉ DE GRENOBLE, 2006.
- [5] Dominic Grenier. *Antennes et propagation radio.* 2019.
- [6] Lotfi BATEL. *Antennes miniatures directives actives.* PhD thesis, UNIVERSITÉ DE RENNES 1, 2016.
- [7] Christophe DELAVEAUD Lionel RUDANT, Antonio CLEMENTE. Antennes miniatures et super directives nouvelles opportunités pour l'iot..., juin 2014. CEA-Leti, Minatec campus, Grenoble.
- [8] J. Acoust. Soc. Am. *Analysis of transient and steady state weight covariance in adaptive postbeamformer interference canceller.* CRC Press LLC, 2004.
- [9] Mc GRAW-Hill. *Antenna engineering handbook Third edition.* RICHARD C., JOHNSON, 2004.
- [10] Torres-Rosario Juan A. *IMPLEMENTATION OF A PHASED ARRAY ANTENNA USING DIGITAL BEAMFORMING.* PhD thesis, UNIVERSITY OF PUERTO RICO MAYAGÜEZ CAMPUS, 2005.
- [11] JEAN MICHEL RENDERS. *ALGORITHMES GENETIQUES ET RESEAUX DE NEURONES.* HERMES.
- [12] Emmanuel TONYE Simon KEPCHABE. Simulation des performances des antennes intelligentes par approches analytiques. *Research Gate*, Sept 2015.

- [13] Emmanuel TONYE Simon KEPCHABE. Optimisation des performances des antennes intelligentes par synthèse au moyen de réseaux de neurones. *Research Gate*, Sept 2015.
- [14] Howard B. Demuth Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan. *Neural Network Toolbox™ 7 User's Guide*. MathWorks, 2010b.
- [15] CST. *CST STUDIO SUITE™ 2006B Application Note*, 2006.
- [16] Yannick MAHIEUX Laurent HELLEQUIN. Optimisation de géométrie d'antennes acoustiques. *Technopole Anticipa-22300 LANNION*, Sept 1995.
- [17] IEEE. Institute of electronics and electrotechnical engineering. [www.ieee.org](http://www.ieee.org).