



REPUBLIQUE ALGERIENNE
DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE SAAD DAHLEB BLIDA-1-
INSTITUT AERONAUTIQUE DE BLIDA-1-



Projet de fin d'étude

En vue de l'obtention du diplôme master en Aéronautique
Option : Télécommunications spatiale

L'Annulation d'Echo Acoustique Monophonique Entre Deux Salles par le Filtrage Adaptatif et Les Réseaux De Neurones

Réalisé par :

M^{lle} BELABAS Ichrak

Dirigé par :

M^e.KHALLAL Ouafia
M^e.CHAGGAGA Nawel

Promo 2019

Remerciements

Je remercie en premier lieu ALLAH, le tout puissant, pour m'avoir donné la volonté, le courage, la patience et la force nécessaire, pour affronter toutes les difficultés et les obstacles, qui sont hissés au travers de mon chemin, durant toutes les années d'études.

J'exprime tous mes reconnaissance et gratitude à ;

Madame KHALLAL Ouafia, Pour ces conseils et confiance qu'il m'accorde quotidiennement.

Madame CHEGGAGA Nawel Pour m'avoir épaulé moralement tous les jours dans la construction de ce mémoire.

Mr. AMEZROUB Boussaad pour son aide précieuse, surtout dans cette période éprouvante qu'est la dernière ligne droite.

Mes plus vifs remerciements vont également aux membres du jurys pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Tous les professeurs de l'IAES et de département d'Electronique qui ont accepté de me faire partager leur expérience pour ce travail.

Je remercie enfin tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à la réussite de ce travail et qui n'ont pas pu être cités ici.

MERCI.

Dédicaces

✦ *A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur : **maman OULDJA Hayet** que j'aime très fort, autant de phrases aussi expressives soient-elles ne sauraient montrer le degré d'amour et d'affection que j'éprouve pour toi.*

✦ *A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, ma source de joie et de bonheur, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir : à toi **mon père Mohamed***

✦ *Aux personnes dont j'ai bien aimé la présence dans ce jour, qui étaient toujours à mes côtés, qui m'ont accompagné durant mon chemin d'études supérieures, **mon frère Mohamed Anis**, je dédie ce travail dont le grand plaisir leurs revient en premier lieu pour leurs conseils, aides et encouragements.*

✦ *A **ma très chère sœur Naziha** je te remercie pour ton hospitalité sans égal et ton affection si sincère. Je te dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite.*

✦ *A ma grande mère **KASTALI Kfadidja** qui je souhaite une bonne santé*

✦ *A toute ma famille pour le soutien tout au long de mon parcours universitaire*

✦ *A ma chère professeur **ELAKARMI Soumaya** qui m'a aidé et supporté dans les moments difficiles*

*A ma chère amie **MECHRI Yamina***

A tous mes amis

A tous ceux que j'aime et ceux qui m'aiment

Résumé

La présence d'un écho acoustique altère de façon significative la qualité d'une communication avec des terminaux mains-libres. Ce mémoire traite de l'amélioration de la parole pour le système de téléconférence, le problème majeur est l'annulation d'écho acoustique en contexte monophonique, nous proposons, ainsi, une méthode basée sur l'intelligence artificielle (les réseaux de neurones), une étude comparative entre cette méthode et celles de filtrage adaptatif (gradient stochastique NLMS)) notre objectif est de développer et trouver une nouvelle structure permettant d'obtenir un signal utile peu distordu pour un niveau d'écho acceptable.

Mots clés : écho acoustique, terminaux mains-libres, la parole, téléconférence, l'annulation d'écho acoustique, les réseaux de neurones, filtrage adaptatif

Abstract

The presence of an acoustic echo significantly affects the quality of communication with hands-free terminals. This thesis deals with speech improvement for the teleconferencing system, the major problem is the cancellation of acoustic echoes in monophonic context, we propose, thus, a method based on artificial intelligence (neural networks), a comparative study between this method and those of adaptive filtering (stochastic gradient NLMS) our objective is to develop and find a new structure to obtain a useful signal with little distortion for an acceptable echo level.

Keywords: acoustic echo, hands free terminals, speech, teleconferencing, cancellation, neural networks, adaptive filtering NLMS.

ملخص

يؤدي وجود صدى صوتي إلى تغيير كبير في جودة التواصل مع المحطات غير اليدوية. تتناول هذه الأطروحة تحسين الكلام تعتمد NLMS للنظام التداول عن بعد، والمشكلة الرئيسية هي إلغاء الصدى الصوتي في السياق الأحادي، لذلك نقترح طريقة على الذكاء الاصطناعي (الشبكات العصبية)، دراسة مقارنة بين هذه الطريقة وتلك الخاصة بالفلتر التكييفية التدرج العشوائي هدفنا هو تطوير وإيجاد بنية جديدة تسمح بالحصول على إشارة غير مشوهة مفيدة لمستوى صدى مقبول

الكلمات المفتاحية: صدى الصوتي، المحطات غير اليدوية، الكلام، إلغاء الصدى الصوتي، الشبكات العصبية، الفلتر التكييفية NLMS

Acronymes

AEC: Acoustic Echo Cancellor

ANN: Artificial Neural Network

BTF: Propagation Bidirectional Texture Functions

DSP: Digital Signal Processor

EQM : Erreur Quadratique Moyenne

FLMS: Fast LMS

FIR : Filtre Reponse Impulsionnelle Finie

FITNET: Fitting Neural Network

FRLS: Fast RLS

FPGA: **Field** Programmable Gate Arrays

GSM: Global System for Mobile

IIR : Filtre Reponse Impulsionnelle Infinie

LMS: Least Mean Square

NEWFF: Neural Network for Feedforward

NEWCF: Neural Network Center Frequency

NEWFFTD: Focused Time Delay Neural Network

NLMS: Normalized Least Mean Square

NR: Neural Rejuvenation

MLP: Multilayer Perceptron

MSE: Mean Squared Error

MSC: Mobile Switching Center

R: Régression

RN : Réseau De Neurone

RNA: Réseau De Neurone Artificiel

USASI: United States Of America Standards Institute

TABLE DES MATIERES

DEDICACE

REMERCIEMENT

RESUME

ABREVIATIONS

INTRODUCTION GENERALE

Chapitre I: Généralités sur l'acoustique des salles, la réverbération et le phénomène de l'écho

1. Introduction	3
2. Les Sources d'écho	3
3. Écho acoustique.....	3
4. La prise et la restitution du son.....	9
5. Etat de l'art	11
6. Conclusion.....	12

Chapitre II: Annulation d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique(NLMS)

1. Introduction.....	6
2. Présentation du problème	17
3. Présentation des algorithmes de base	22
4. Algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS	22
5. Conclusion.....	23

Chapitre III: Les réseaux de neurones utilisés

1. Introduction	24
-----------------------	----

2 .Réseau de Neurones	24
3. Structure des réseaux de neurones	26
4 Le réseau de neurones multicouche	26
5 L'unité élémentaire de traitement le neurone.....	27
6 L'apprentissage des réseaux de neurones	32
7 Les limitations d'un réseau de neurone	35
8 Procédure de développement d'un réseau de neurones	35
9 Conclusion	38

Chapitre IV: Etude comparative d'algorithme adaptatif(NLMS) et les réseaux de neurone

1. Introduction.....	40
2. Principe général de l'annulation d'écho acoustique.....	40
3. Description des signaux de tests.....	41
4. Algorithme NLMS.....	43
5. Simulation par MATLAB.....	43
6. Description du réseau de neurones.....	46
7. L'algorithme de la procédure de l'apprentissage supervisé.....	48
8. L'algorithme de la validation.....	48
9. Résultats,.....	48

10. Discussion 65

11. Conclusion..... 66

Chapitre v : Conclusion générale et perspective

1. Conclusion générale et perspective67

BIBLIOGRAPHIE

Liste des figures et les tableaux

Liste des figures

Figure I.1 : Communication bidirectionnelle entre deux salles.....	4
Figure I.2 : Composantes intervenant dans la transmission du signal.....	4
Figure I.3.1 : Réponse impulsionnelle de canal de couplage acoustique d'une salle audioconférence.....	6
Figure I.3.2 : Réponse impulsionnelle de canal de couplage acoustique d'une salle visioconférence.....	6
Figure I.4 : les multiples trajectoires du son entre une source sonore et l'auditeur.....	7
Figure I.5 : Echogramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle.....	8
Figure I.6 : Trajets acoustiques entre sources et récepteur.....	10
Figure I.7 : <i>a) Structure de (AEC+NR)</i>	12
Figure I.8 : <i>b) Structure de (AEC+NR)</i>	12
Figure II.1 : Système d'audioconférence	16
Figure II.2 : Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique.....	17
Figure II.3 : Principe de base d'un filtre adaptatif appliqué à l'annulation d'écho acoustique.....	21
Figure II.4 : Schéma du modèle de filtre transverse.....	21
Figure III.1 Modèle du neurone biologique.....	25
Figure III.2 La comparaison entre un neurone biologique et un neurone artificiel.....	25

Figure III.3 Schéma simple d'un réseau de neurone.....	26
Figure III.4 La structure d'un réseau de neurones perceptron multicouche.....	27
Figure III.5 : La structure d'un neurone artificiel [3]	28
Figure III.6 : Poids (w) et biais (b) d'un neurone	29
Figure III.7 : Graphe de la fonction de Heaviside.....	30
Figure III.8 : Graphe de la fonction Sigmoidale.....	31
Figure III.9 : l'apprentissage supervisé par.....	32
Figure III.10 :l'apprentissage supervisé [39].....	33
Figure IV.1 : Modèle de terminal audio avec écho acoustique.....	41
Figure IV.2 : Signal parole.....	41
Figure IV.3 : Bruit USASI.....	42
Figure IV.4 : Signal d'erreur et le signal de l'erreur quadratique moyenne.....	42
Figure IV.5 : Apprentissage du réseau pour la fonction N.....	44
Figure IV.6 : La performance de la fonction NEWFF est de 0.33954 à 7epochs.....	45
Figure IV.7 : L'apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF pour 14 epochs.....	49
Figure IV.8 :La performance de la fonction NEWFF est de 0.049626 à 8 epochs.....	50
Figure IV.9 : L'apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF pour 27 epochs.....	50
Figure IV.10 : La performance de la fonction NEWFF est de 0.093719 à 21 epochs.....	51
Figure IV.11 : L'apprentissage du réseau pour la fonction Feed-Forwardnet.....	51
Figure IV.12 : La performance de Feed-Forwardnet est de 105.28 à une itération.....	51
Figure IV.13 : Apprentissage du réseau pour la fonction Feed-Forwardnet.....	52
Figure IV.14 : la performance de la fonction NEWFF est de 0.26744 à 156 epochs.....	52

Figure IV.15 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWCF.....	53
Figure IV.16 : La performance de NEWCF est d'a 14 Epochs.....	53
Figure IV.17 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF.....	54
Figure 1V.18 : .La performance de NEWCF est de a 14 Epochs.....	54
Figure IV.19 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFFTD.....	55
Figure IV.20 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF.....	55
Figure IV.21 : Les paramètres de l'apprentissage.....	56
Figure IV.22 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF.....	56
Figure IV.23 : La performance de NEWCF est d'a 4 Epochs.....	57
Figure IV.24 : Régression des échantillons d'apprentissages.....	57
Figure IV.25 : La performance de la fonction cascade forwardnet a 6 epochs.....	57
Figure IV.26 : Régression des échantillons d'apprentissages (2000 échantillons).....	58
Figure IV.27 : Régressions pour toutes les données (80000 échantillons).....	59
Figure IV.28 : Apprentissage du réseau pour la fonction Feed-Forwardnet.....	60
Figure IV.29 : La performance de Feed-Forwardnet à 1000 Epochs pour 800 échantillons.....	60
Figure IV.30 : Régression des échantillons d'apprentissages (800 échantillons).....	61
Figure IV.31 : La performance de Feed-Forwardnet a 540 Epochs pour 8000 échantillons.....	61
Figure IV.32 : Régression des échantillons d'apprentissages (8000 échantillons).....	62
Figure IV.33 : Apprentissage du réseau pour la fonction Fitnet.....	62
Figure IV.34: La performance de Fitnet a 738 Epochs pour 800 échantillons.....	62
Figure IV.35 : Régression des échantillons d'apprentissages (800 échantillons).....	63

Figure IV.36 : La performance de Fitnet a1000 Epochs pour 80000 échantillons.....	63
Figure IV.37 : Régression des échantillons d'apprentissages (80000échantillons).....	64
Figure IV.38 :.La performance de Fitnet a1000 Epochs pour 80000N échantillons.....	64
Figure IV.39 : Régression des échantillons d'apprentissages (80000 échantillons.....	65

Liste des tableaux

Tableau III.1 : Fonction d'activation [39].....	32
Tableau IV.1 : EQM pour les différentes tailles de filtre L données.....	46

Introduction

Générale

La parole est un moyen de communication entre les humains, constitue une grande part de messages transmis en télécommunication. Dans le système téléphonique, classique, le message parlé capté par le combiné puis transmis au locuteur lointain, le combiné téléphonique et le canal de transmission sont les seuls responsables de la qualité de la communication. Le phénomène d'écho qui peut apparaître dans ce système est la conséquence de la réflexion d'une partie du signal émis en un point où l'adaptation n'est pas parfaite.

Certains nouveaux services de télécommunication amènent à considérer le milieu acoustique (salle, cabine téléphonique, habitacle de voiture...) comme faisant part entière de la chaîne de communication.

Des nouveaux problèmes sont apparus jusqu'alors négligeables ou inexistant grâce à la prise de son rapprochée dans le système téléphonique classique. La réverbération, le bruit acoustique, et le phénomène d'écho acoustique.

L'écho acoustique joue un rôle décisif quant à la poursuite ou non d'une conversation conviviale. Un écho non contrôlé peut s'avérer intolérable.

Un traitement spécifique à la prise de son est nécessaire pour faire face à ces problèmes ; déréverbération, débruitage de la parole et annulation d'écho acoustique. Ils peuvent être ramenés à l'identification du canal. L'objectif dans ce cas est d'annuler ou de minimiser la puissance des signaux perturbateurs tel que l'écho pour un utilisateur sans dégrader le signal utile (parole). Dans notre étude on ne s'intéresse qu'à l'annulation d'écho acoustique. Pour réaliser efficacement cette identification, on doit prendre en compte les propriétés particulières des canaux acoustiques, et des signaux traités.

Alors, nous présentons une étude d'annulation d'écho pour les salles de téléconférence en contexte monophonique (un seul capteur).

Pour mener à bien notre travail on a divisé notre mémoire de la manière suivante :

- Le premier chapitre est consacré à une étude bibliographique afin de passer en revue les différents travaux antérieurs réalisés dans le domaine du traitement du signal sonore.
- Au second chapitre est consacré au positionnement de notre problématique d'étude, il s'agit donc d'annulation d'écho acoustique avec des algorithmes d'identification adaptative de type Gradient NLMS (puisque les canaux acoustiques sont inconnus et évoluent au cours du temps).
- Le troisième chapitre, nous proposons une méthode basée sur l'intelligence artificielle (les réseaux de neurones) permettant d'obtenir un signal utile peu distordu pour un niveau d'écho acceptable.
- Le quatrième chapitre, présente une étude comparative entre les réseaux de neurones et celles de filtrage adaptatif.
- Enfin on terminera par une conclusion générale

Chapitre

I

Généralités sur l'acoustique des salles, la réverbération et le phénomène de l'écho

1	Introduction.....	3
2	Les Sources d'écho.....	3
3	Écho acoustique	3
4	La prise et la restitution du son.....	9
5	Conclusion.....	11
6	Etat de l'art.....	11

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques bases d'acoustique physique ainsi qu'une introduction à l'annulation d'écho acoustique. Ensuite, nous avons détaillé les phénomènes liés au contexte de la prise du son à savoir la réverbération et les réflexions.

I.1. Introduction :

Les moyens de communications comme le téléphone et les réseaux informatiques sont un élément essentiel des télécommunications à longue distance. La conversation téléphonique permet déjà un haut niveau de communication par le choix des mots et le ton de la voix ; la visiophonie ajoute de nouvelles dimensions à cette communication : expression du visage, gestes, langage du corps, environnement visible. Des documents avec des textes, des images ou autres données peuvent être utilisés pour venir appuyer le face à face, dans ce but d'une meilleure compréhension [3].

L'audioconférence est une technique permettant d'établir la communication entre deux salles de réunions. La prise de son dans chacune des salles considère comme la source utile. Malheureusement, tous les équipements mains libres classiques ont un problème de réaction acoustique. Ce phénomène d'écho qui est la réverbération du signal à l'émission pose un problème dans toutes les communications [7]

I.2. Les Sources d'écho

Les sources de génération de l'écho peuvent être d'origine électrique liées aux impédances du canal de transmission et liées au problème du gain rencontré pendant le processus de l'amplification du signal pour établir des communications lointaines. Un tel écho est appelé écho du canal.

Une autre source de génération d'écho est le couplage entre le haut-parleur et le microphone. Un tel écho est appelé écho acoustique. Il est considéré comme étant le plus important et difficile à traiter. En télécommunications ; il est souvent nécessaire d'éliminer des échos gênants

I.3. exemple de l'écho acoustique

L'audioconférence étant un outil de plus en plus important de la communication en entreprise. Lorsque l'un des participants à la conversation commence à parler dans son microphone, le signal est transmis via un pont, un système de transmission ou internet, ce qui va retarder le signal. Ce signal est ensuite émis par les haut-parleurs de la salle d'écoute et capté par son microphone. Le signal retardé est ensuite transmis en retour à la salle de l'orateur d'origine et entendu comme un écho de sa propre voix. Tout comme le Larsen, c'est une situation qui peut faire échouer une réunion.

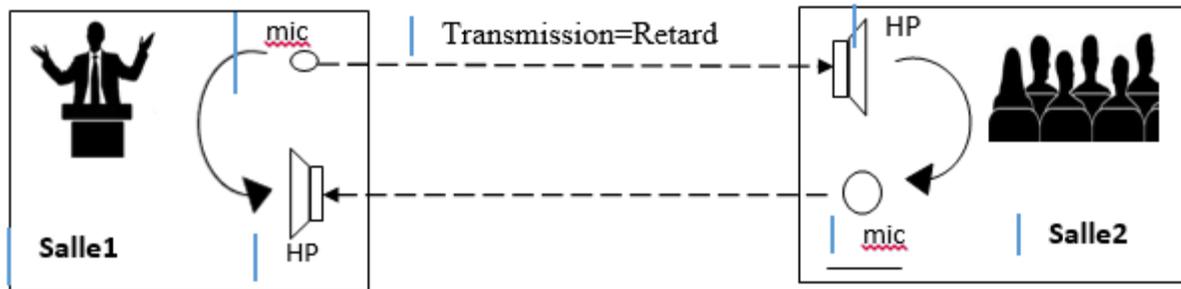


Figure I.1 : Communication bidirectionnelle entre deux salles.

Dans les applications concernées avec une prise du son « main libre », le locuteur est situé dans un milieu clos où plusieurs surfaces réfléchissantes et diffusantes se trouvent à proximité (sol, murs,...). Il existe alors, en même temps que les ondes acoustiques directes, des ondes réfléchies de directions totalement différentes. Ces ondes acoustiques se superposent au sens direct. Du bruit ambiant de salle nettement amplifié par rapport à une prise de son proche du locuteur s'ajoute au signal du locuteur. De plus la transmission du son de haut-parleur au micro entraîne un couplage acoustique. L'environnement acoustique de la salle de restitution du son est ainsi introduit dans la chaîne de transmission. Le message du locuteur est modifié suivant les caractéristiques acoustiques de la salle avant d'être transmis. On est donc amené à considérer l'environnement acoustique comme faisant partie de la chaîne de communication (figure I.2).

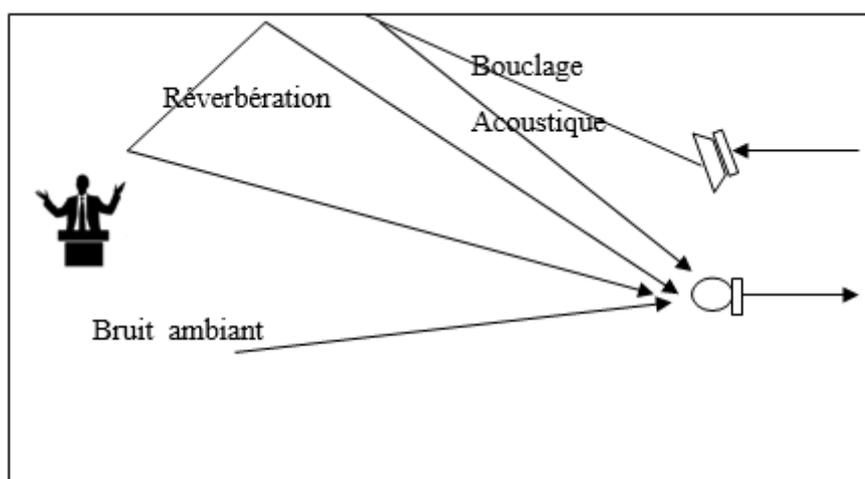


Figure I.2 : Composantes intervenant dans la transmission du signal

La prise en compte de toutes les composantes intervenant dans la transmission du signal s'effectue grâce à la modélisation des canaux acoustiques, celle-ci consiste à caractériser le

comportement global de ces canaux définissant, par exemple, le temps de réverbération ou bien le niveau du champ acoustique réverbéré. Ces facteurs physiques sont des caractéristiques importantes de la salle. Les modèles élaborés pour représenter un canal acoustique dans une salle permettent de tester les algorithmes de traitement du signal.

I.4.1 Notion de canal acoustique

On peut considérer, sous les hypothèses de variations temporelles faibles de la pression atmosphérique et de la température, que le signal sonore est transmis de l'émetteur au récepteur par un canal acoustique. Le canal acoustique se comporte, en considérant des approximations physiques du premier ordre, comme un système linéaire et invariant dans le temps. La représentation du canal acoustique par sa réponse impulsionnelle $h(t)$ est telle que:

$$y(t) = \int_{\tau=0}^{\infty} h(\tau) x(t - \tau) \, d\tau \quad (\text{I.1})$$

Dans cette expression, $x(t)$ représente la pression à la source émettrice et $y(t)$ la pression au récepteur. $h(t)$ est fonction de la géométrie de la salle, des matériaux des murs et des obstacles, de la position de la source et de son étendue, de son diagramme de rayonnement (ou sa directivité), de la position et du diagramme de directivité du récepteur.

I.4.1.1 Exemple de canaux acoustique

Dans le service de téléconférence, chaque salle a ses propres caractéristiques acoustiques, celles-ci dépendent non seulement de la salle, mais aussi du système de prise et de restitution du son qui est installé. Afin de décrire les performances du système complet, salle et système de sonorisation, on distingue trois types de canaux acoustiques et qui sont : l'émission, la réception et le bouclage.

I.4.1.2 L'émission

Le canal acoustique de l'émission décrit la transformation du signal entre son point d'émission, c'est-à-dire la bouche du locuteur et le point sur la ligne juste avant la transmission. Donc, dans une salle il y a autant de canaux acoustiques d'émission qu'il y a de places dans la salle. Pour les mesurer, le locuteur peut être simulé par un petit haut-parleur.

1.4.1.3 La réception

Le canal acoustique de la réception transforme le signal issu du haut-parleur en un signal reçu à l'oreille d'un auditeur, simulé par un microphone.

14.1.4 Le bouclage acoustique

Le canal acoustique de bouclage représente la transformation du signal diffusé par le haut-parleur et capté de nouveau par le microphone du système de prise du son, principalement dû aux réflexions de la salle.

Deux exemples de réponses impulsionnelles de deux canaux de couplage acoustique sont représentés sur la figure 1.2, la première réponse impulsionnelle est mesurée dans une salle d'audioconférence et la deuxième est celle mesurée dans une salle de visioconférence

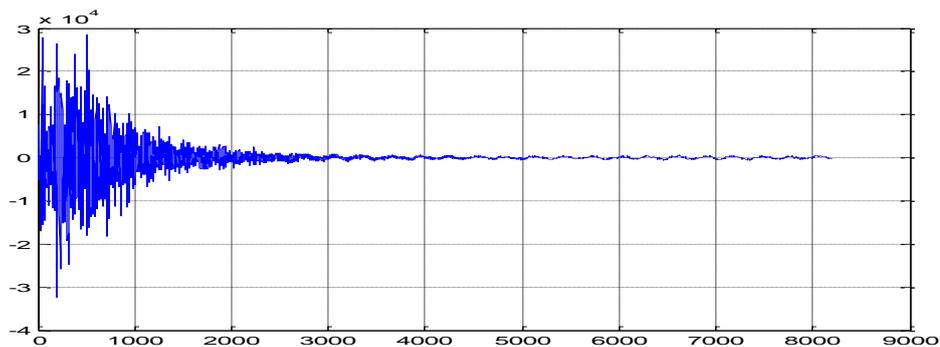


Figure I.3.1 : Réponse impulsionnelle de canal de couplage acoustique d'une salle audioconférence

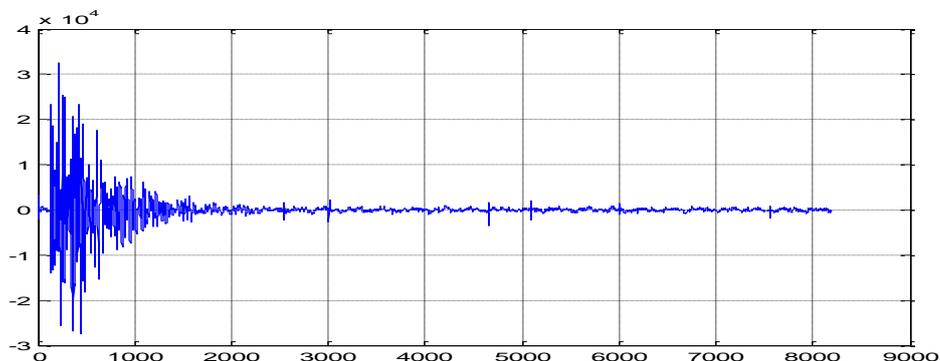


Figure I.3.2 : Réponse impulsionnelle de canal de couplage acoustique d'une salle visioconférence

1.4.2 La réverbération

La réverbération tient une place très importante dans la musique elle est utilisée pratiquement tout le temps. Elle permet d'apporter de la profondeur à la musique, mais également de gommer les petits défauts. La qualité de la réverbération est cruciale car ce n'est pas un effet comme les autres : c'est un phénomène qui existe à l'état naturel. Une bonne réverbération doit donc avant tout être réaliste et belle, puisque tout le monde a comme point de repère sa manifestation naturelle. Tout le monde connaît le son qu'il y a dans une mosquée, dans un hall, dans un appartement vide dans lequel on emménage.

1.4.2.1 Origine de la réverbération

Lorsqu'un objet produit un son, celui-ci se propage non pas directement de la source à l'auditeur, mais de manière diffuse. Certaines ondes qui n'étaient pas initialement dirigées vers l'auditeur lui parviendront quand même après s'être réfléchies sur les parois de l'environnement (voir figure ci-dessous).

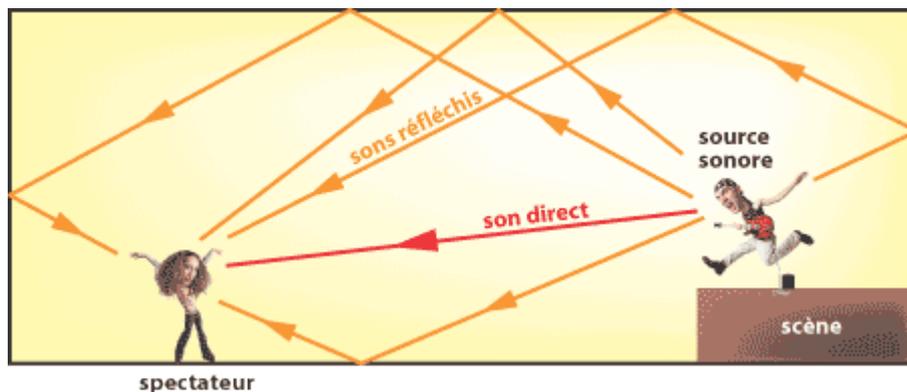


Figure 1.4 : les multiples trajectoires du son entre une source sonore et l'auditeur

Puisque certains chemins sont plus longs que d'autres, le même son est reçu plusieurs fois par l'auditeur mais pas simultanément. Chaque chemin provoque un décalage temporel différent. La réception du son s'étend donc sur une période plus longue que la durée du son proprement dit. C'est la caractéristique de la réverbération, elle prolonge le son. La question est: si on reçoit le son plusieurs fois, comment se fait-il qu'on ne l'entende qu'une fois? On répond alors que si la pièce est petite, les décalages temporels entre les ondes sont très faibles, et ils sont si rapprochés que l'oreille ne les distingue pas mais les interprète comme un tout. En revanche, dans une vallée, le son met tellement de temps à revenir que l'oreille distingue chaque arrivée du son. C'est ce qu'on appelle l'écho.

La figure I.5 représente l'écho-gramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle ; on y distingue les contributions du son direct et celles de l'effet de salle [5]. On y discerne encore les premières réflexions (ou échos précoces), temporellement séparables d'un «continuum» perçu par l'oreille comme une trainée sonore. Cette trainée sonore est appelée réverbération tardive. Elle peut être considérée, sur le plan perceptuel, comme une caractéristique de la salle elle-même, c'est à dire, indépendante des paramètres liés à la source ou au récepteur ceci n'est pas le cas des premières réflexions. Comme le montre la figure i.4 l'énergie de la réverbération tardive décroît suivant une allure exponentielle (ou linéaire pour une échelle logarithmique). Le temps de réverbération mesure ce taux de décroissance: c'est le temps que met il varie la pression sonore pour décroître de 60 dB. Il varie de 300ms pour une petite salle traitée acoustiquement à quelques secondes pour les grandes salles de spectacle.

I.4.2.2 Structure Temporelle De La Réverbération

Il est intéressant d'examiner la structure temporelle de la réponse impulsionnelle d'un environnement réverbérant, en particulier dans le cas d'un espace clos puisque cela va traduire l'effet de salle. Généralement il est plus simple de l'étudier en examinant un écho-gramme, représentant la puissance instantanée dans la réponse impulsionnelle en fonction du temps. La structure temporelle de la réponse impulsionnelle d'un environnement réverbérant peut être généralement divisée en trois parties, clairement visibles sur l'éthogramme (figure i.5).

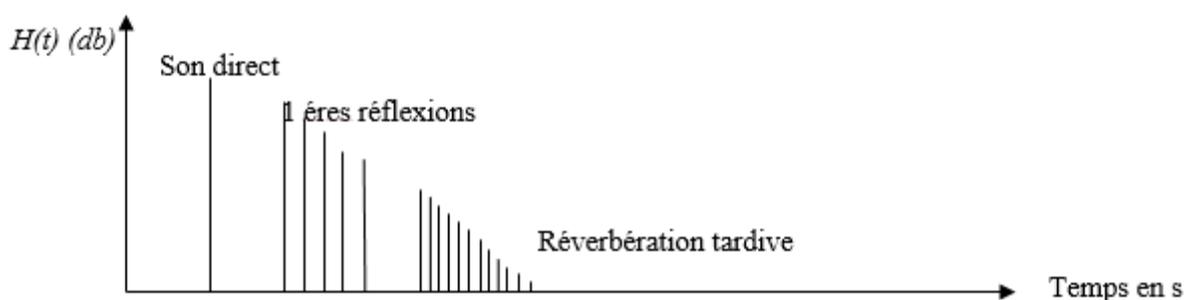


Figure I.5 : écho gramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle

- le son direct arrivant directement depuis la source jusqu'au récepteur.
- les réflexions précoces, contributions de l'onde sonore ayant subi un faible nombre de réflexions (de l'ordre de 1 'a 5 en moyenne) avant d'arriver au récepteur et qui sont temporellement séparables.
- la réverbération tardive, dans laquelle de très nombreuses réflexions d'ordre élevé se superposent, formant un continuum et ne pouvant plus être individuellement séparées

I.4.2.3 Temps de réverbération

Le temps de réverbération (la durée entre la fin du son et la fin de ses réverbérations) donne la sensation d'espace. Plus la réverbération est longue et plus vous avez la sensation d'être dans une grande pièce. Cela s'explique facilement, plus la pièce est grande et plus le son met de temps à rebondir sur ses parois puisque celles-ci sont éloignées; le son s'atténue surtout lorsqu'il heurte les parois. Dans un intervalle de temps donné, le son subira donc moins de réflexions dans une grande pièce que dans une petite, limitant ainsi la perte d'énergie. Ainsi, le son s'éteint moins rapidement dans les grandes pièces que dans les petites.

Un autre facteur influant sur le temps de réverbération, c'est la matière des parois de la pièce. En effet, plus la surface est lisse et dense et moins elle absorbe d'énergie et plus le temps de réverbération est long. Ainsi, les vitres, les briques... Sont des éléments très réverbérant. A l'inverse, les matières souples et rugueuses absorbent le son. Dans cette catégorie, on peut mettre la moquette, les tapis, les tissus et le public.

En effet, plus il y a de spectateurs et plus il y a d'obstacles, qui absorbent particulièrement bien le son. Il faut donc adapter les réglages en fonction du public. Au Japon, les salles récentes sont à géométrie variable, afin de s'adapter au nombre de spectateurs.

I.4.3 La prise du son

Dans une salle de téléconférence, il existe plusieurs sources (locuteur ou haut-parleur), plusieurs récepteurs (systèmes de prise du son) et donc plusieurs « canaux acoustiques ». Sur la figure I.6, nous ne présentons qu'un seul locuteur, un seul récepteur et un seul haut-parleur]

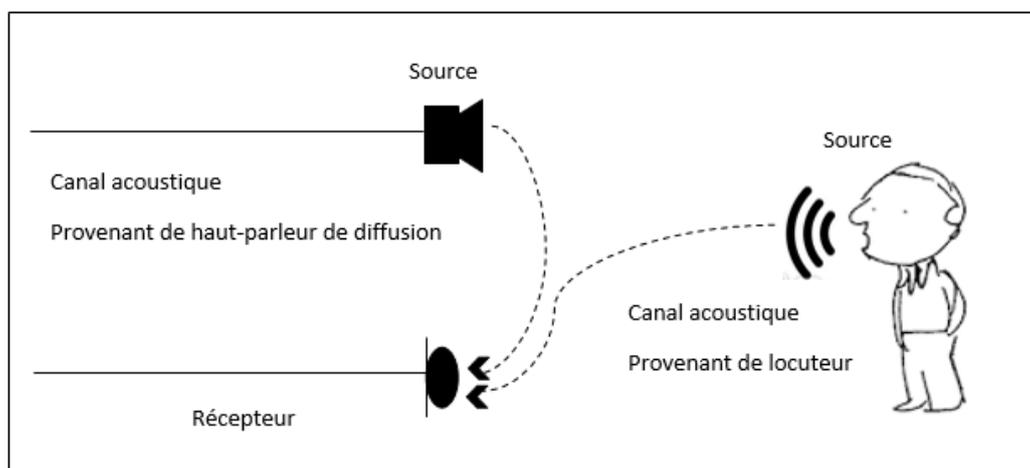


Figure I.6 : Trajets acoustiques entre sources et récepteur.

Il existe principalement deux canaux acoustiques :

Le premier canal acoustique relie le locuteur au système de prise de son. Quel que soit le système de prise de son utilisé, l'effet de la salle est faible, voire inexistant lorsque le locuteur parle très près d'un microphone. Dans ce cas, le message utile (le son direct) constitue presque entièrement le signal transmis. Par contre, pour une prise du son à distance, le signal capté par le récepteur correspond à un mélange de direct provenant de la source utile et des multiples réflexions sur les parois de la salle. Ces réflexions multiples qui forment la réponse de la salle se traduisent, à l'écoute, par une prolongation temporelle des sons. Ceci a un effet positif « d'enrichissement » sur le son. Si les réflexions sont trop tardives (supérieures, par exemple, à 50 ms), l'effet esthétique disparaît et la qualité du signal de parole se dégrade. Le son réfléchi se distingue alors très nettement du son direct. Un écho peut donc apparaître dans les réverbérations tardives. On peut lui appliquer un traitement de réverbération.

Le second canal acoustique se situe entre le haut-parleur et le micro. Avec une prise de son distante (prise de son « mains libres »), un couplage acoustique apparaît entre les haut-parleurs et les micros. Deux salles en communication acoustique. De tels bouclages sont à l'origine du phénomène d'écho acoustique et de l'effet « Larsen ». Si le retard introduit par cette boucle est supérieur à 30ms, le signal retardé, s'il est peu affaibli est perçu comme un écho. Les locuteurs entendent alors ce qu'ils disent avec un écho induit par les couplages acoustiques des autres salles. L'annulation d'écho consiste à synthétiser une réplique de cet écho en modélisant le canal acoustique de la salle où est diffusé le son. La réplique de l'écho est soustraite au signal d'écho afin d'en atténuer son intensité.

I.4.4. La restitution du son

L'objectif est de restituer les informations qui permettent aux auditeurs de localiser les personnes dans la salle distante. Localiser une source, c'est d'abord identifier son azimuth et sa hauteur, donc sa direction, puis déterminer la distance à laquelle elle se trouve dans cette direction.

I.5 L'état de l'art

L'essor des télécommunications mains-libres stimule aujourd'hui les efforts de recherche et de développement de systèmes performants. Si ces télécommunications apportent un certain confort d'utilisation. voire dans certains cas une sécurité, elles doivent assurer la qualité du

signal transmis malgré les perturbations. Le haut-parleur émettant le signal du locuteur lointain crée un écho sur le microphone. Un traitement doit donc être effectué sur le signal capté minimisé au mieux l'écho acoustique, sans apporter de distorsion notable sur le signal utile. Les traitements classiques consistent à mettre en cascade chacun des traitements nécessaires, un annuleur d'écho.

1. Régine le bouquin Jeanne- **Beghdad Ayad** ; ils ont fait une étude sur l'investigation de deux nouvelles structures combinant annulation d'écho et réduction de bruit. Les solutions de base consistent à placer en cascade les systèmes adaptés à chaque problème. Deux nouvelles méthodes sont ici proposées et comparées dans le cadre de la téléphonie mobile. Lorsque l'annulateur d'écho précède le réducteur de bruit, on obtient une bonne annulation d'écho en mode ST si le réducteur de bruit, on obtient une bonne annulation d'écho en mode ST si le réducteur de bruit est calculé à partir de son entrée (AEC+NR) [Figure.I.7] tandis que le gain obtenu en mode DT est plus important lorsque le réducteur de bruit est calculé à partir du signal microphone (AEC//NR) [Figure.I.8].

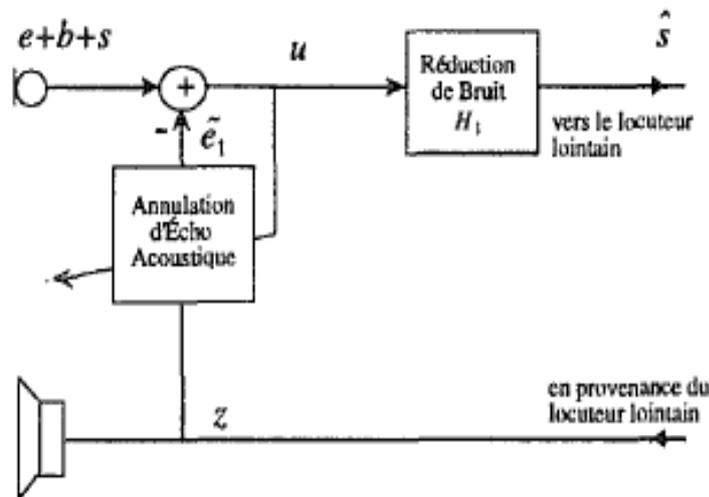


Figure.I.7. Structure de (AEC+NR).

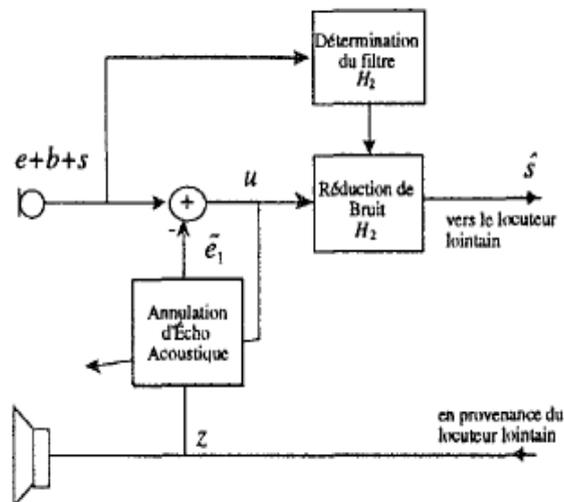


Figure.I.8 Structure de (AEC//NR).

Une étude théorique a été effectuée par Hela DAASSI-GNABA pour démontrer que l'opérateur peut améliorer la qualité de la transmission par l'intégration d'un AEC (Acoustic Echo Canceller) "centralisé" au niveau du MSC (Mobile Switching Center).

- Dans un premier temps, ils ont étudié des techniques d'annulation d'écho acoustique À base de post-filtrage. La structure de départ est le système combiné "AEC/post-filtre" [37]. En nous basant sur cette approche, nous introduisons des propriétés perceptuelles Au sein du post-filtre afin de focaliser le traitement de l'écho sur ses composantes fréquentielles. Cette nouvelle approche "AEC/post-filtre perceptuel" permet d'atténuer de façon satisfaisante l'écho résiduel dans le contexte centralisée.

- Dans un second temps, l'idée est d'incorporer une connaissance a priori sur la structure Prédictive d'un codeur/décodeur GSM dans le schéma d'AEC centralisée. Ils montrent que cette nouvelle approche "AEC/prédicteur" est efficace, en terme de réduction d'écho. Pour remédier au problème de distorsion de parole locale, ils développent un traitement adaptatif pour la gestion de la double parole. Ils ont modifié Ainsi la structure des deux approches proposées, en intégrant ce traitement dans le calcul des coefficients du post-filtre perceptuel et du prédicteur.

[1992] J. Bensesty a été effectuée une technique dans le domaine du filtrage adaptatif appliqué à l'annulation d'échos acoustiques. Plus précisément, cette thèse concerne l'amélioration de l'algorithme LMS sous ses aspects charge de calcul d'une part, mais aussi comportement adaptatif (vitesse de convergence et poursuite). Ces résultats sont dérivés à partir d'une nouvelle présentation des algorithmes en blocs: Les algorithmes obtenus sont comparés à des algorithmes classiques tels que le LMS et le FRLS dans une situation réelle: l'identification d'une réponse impulsionnelle acoustique de salle, d'une part en présence d'une non-stationnarité dans le système, et d'autre part avec des signaux non-stationnaires en entrée (parole).

[1997] une méthode de mesure des réponses impulsionnelles acoustiques a été faite par Maamar AHFIR, Ahmed BENALLAL. Ils ont testé et comparé deux méthodes d'identification. La méthode qu'ils ont proposée basée sur l'algorithme d'identification du gradient stochastique à pas décroissant, donne de meilleurs résultats que ceux de la méthode classique basée sur la fonction d'intercorrélation. Ils ont proposé deux méthodes d'identification qui permettent de calculer la réponse impulsionnelle dans un système de mesure d'un canal acoustique. La méthode basée sur l'algorithme NLMS à pas décroissant qu'ils ont proposé s'est avérée efficace et donne de meilleurs résultats, du point de vue rapport signal sur bruit, par rapport à la technique classique basée sur le calcul de la fonction d'intercorrélation. Les résultats de simulation trouvés pour une réponse impulsionnelle d'une salle de visio-conférence ont été confirmés dans le cas de l'identification d'une réponse impulsionnelle de l'habitable d'une voiture.

[1999] L'étude de M. Djendin et A. Benallal présente de nouveaux algorithmes de filtrage adaptatif développés ces dernières années dans le but de réaliser efficacement l'identification adaptative de systèmes linéaires à réponse impulsionnelle longue. Deux familles d'algorithmes sont présentées dans cette communication. L'une appelée "Fast Newton" est dérivée des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides ; les filtres adaptatifs correspondants possèdent de très bonnes performances adaptatives bien qu'étant de complexité comparable à celle du gradient stochastique. L'autre famille d'algorithme appelée "par blocs" conduit à une importante réduction de la complexité par rapport au gradient stochastique et possède des performances adaptatives proches de ce dernier. Des résultats expérimentaux sont présentés qui illustrent le bon comportement de ces nouveaux algorithmes dans l'identification des systèmes.

Afin de pallier le phénomène d'écho au sein des prothèses auditives, Thomas FILLON, Jacques PRADO sont utilisés une version du Block-LMS dans le domaine de la transformée de Hartley est proposée ici. La méthode de filtrage adaptatif repose sur une décomposition à délais multiples du filtre et sur une nouvelle approche dans la gestion du pas d'adaptation. Dans le but de vérifier le bon comportement de l'algorithme dans des conditions réalistes, une plate-forme de simulation en temps réel a été mise en place. Dans les deux configurations étudiées, l'algorithme proposé a permis d'apporter une marge de gain supplémentaire importante. Dans les deux cas, le gain critique était donné par la valeur au-delà de laquelle la qualité sonore est gravement corrompue par de brèves divergences du filtre adaptatif sans toutefois qu'un phénomène de Larsen soit observé. La solution adoptée semble donc bien adaptée à la situation particulière de l'annulation d'écho au sein d'une prothèse auditive auquel elle apporte les très bonnes capacités de convergences des algorithmes de type LMS dans un domaine transformée.

[1999] Une étude a été effectuée par Gérard FAUCON, Régine LE BOUQUIN JEANNES le cadre de l'annulation d'écho acoustique pour les télécommunications mains-libres et a pour objectif de prendre en compte le phénomène de double parole pour maintenir les performances de l'annuleur d'écho à un niveau comparable à celui obtenu en présence d'écho seul. Un détecteur basé sur la cohérence partielle permet de décider de la présence du signal désiré et par là-même de bloquer l'adaptation des coefficients du filtre sur ce type de séquence. Une mise en mémoire de ces coefficients permet de prendre en compte le retard à la détection et donne lieu à deux approches voisines. Celles-ci conduisent à un écho résiduel de puissance très inférieure à celle obtenue en entretenant l'adaptation. La perturbation apportée par le signal provenant du locuteur local est annihilée.

[2009] Farid YKHLEF, Fayçal YKHLEF, Hocine AITSAADI et Abderrezak GUESSOUM sont proposés l'utilisation d'un algorithme de filtrage adaptatif dans le domaine transformé. En particulier, nous avons opté pour l'algorithme FLMS qui opère dans le domaine fréquentiel et qui nous semble particulièrement adapté au problème traité. Afin d'améliorer la qualité d'écoute, nous avons proposé d'utiliser un posttraitement à la sortie de l'annuleur d'écho. Ce posttraitement consiste à appliquer un réducteur de bruit travaillant aussi dans le domaine fréquentiel. Les résultats sont donc très satisfaisants et très encourageant.

I.6 Conclusion

Un bon traitement acoustique d'une salle limite la réverbération et améliore le rapport signal à bruit. La disposition des haut-parleurs dans la zone éjective des micros limite les trajets entre les micros et les haut-parleurs et donc l'écho acoustique. Un bon traitement à la prise du son pour déréverbérer le signal peut être très utile à l'annuleur d'écho. Tous ces phénomènes acoustiques sont liés puisqu'ils dépendent de la prise du son, de la restitution du son et du traitement acoustique de la salle.

Chapitre II

Annulation d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique (NLMS)

II.1.	Introduction.....	16
II.2.	Présentation du problème.....	17
II.3.	Présentation des algorithmes de base.....	22
II.4	Algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS.....	22
II.5	Conclusion	23

Ce chapitre présente les algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS pour l'annulation d'écho acoustique.

Introduction

L'audioconférence est une technique permettant d'établir la communication entre deux salles de réunion. Lors de la mise en place d'une communication bidirectionnelle entre ces deux salles, une boucle de transmission fermée est établie (figure II.1). Le signal émis par la salle distante est réémis vers cette même salle à cause du couplage existant entre le haut-parleur et le microphone de prise du son d'une même salle. La prise du son dans chacune des salles considère l'orateur comme la source utile. Pour un délai de transmission important, les personnes présentes dans une salle réentendent leur propres voix; c'est le phénomène d'écho acoustique dû au canal acoustique de couplage.

Malheureusement, tous les équipements mains libres classiques ont un problème de réaction acoustique qui dépend de la disposition du haut-parleur et du microphone, de leur environnement immédiat, et de l'endroit où ils sont utilisés [7].

L'annulation d'écho acoustique est un des axes d'évolutions récents les plus importants dans le domaine des télécommunications. Il s'agit d'une application des techniques d'identification des systèmes, le système à étudier étant le chemin d'écho. En télécommunications, il est souvent nécessaire d'éliminer des échos gênants. C'est notamment le cas pour la transmission de données en mode bidirectionnel simultané sur deux fils ou pour la transmission téléphonique par satellite. Les échos proviennent de réflexions des signaux électriques. Les réflexions acoustiques peuvent aussi être gênantes dans les terminaux téléphoniques à mains-libres pour les salles d'audio ou vidéo-conférence [8]. Ce dernier cas est illustré sur la figure ci-dessous.

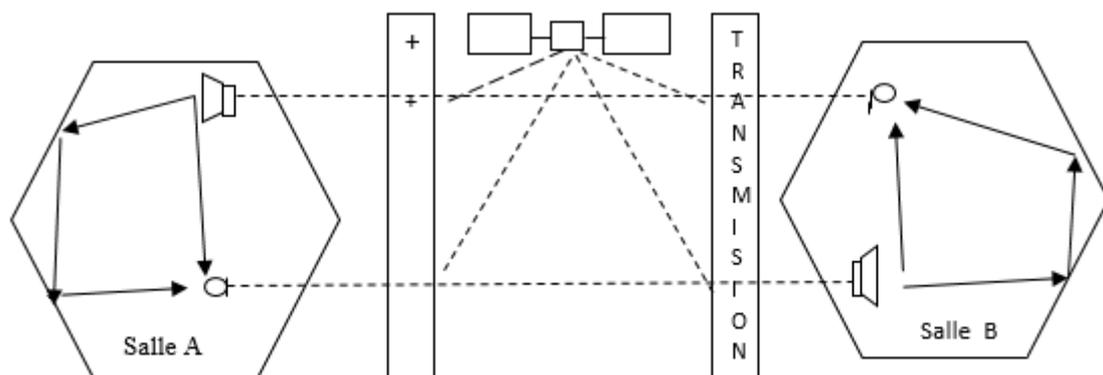


Figure II.1 : Système d'audioconférence

Chapitre II : Annulations d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique (NMLS)

Dans un tel système, l'utilisateur reçoit, via le haut-parleur de son poste, un signal temporel monodimensionnel que l'on notera $x(n)$ et il émet en réponse un signal $y(n)$. Ce signal $y(n)$ comporte un écho du signal $x(n)$. Cet écho peut être modélisé comme le passage du signal $x(n)$ à travers la fonction de transfert du local dans lequel se trouvent le haut-parleur et le microphone.

II.2 Présentation du problème

Le schéma ci-dessous représente un système classique d'annulation d'écho dans un système de communication sonore (téléphone mains libres, téléconférence,...), où x_t est le signal reçu du locuteur lointain, y_t est le signal d'écho du locuteur lointain vers lui-même et p_t le bruit ambiant du milieu acoustique ou le signal de la double parole du locuteur proche.

Lorsqu'un locuteur parle dans la pièce A, le haut-parleur de la pièce B émet le signal x_t . Le microphone de la pièce B reçoit y_t , une version filtrée et bruitée de x_t . Étant directement relié au haut-parleur de la pièce A, le locuteur va donc s'entendre parler. Pour éviter cela, on estime de manière adaptative le filtre h par le filtre \hat{h} et on envoie sur le haut-parleur de la pièce A uniquement l'erreur commise.

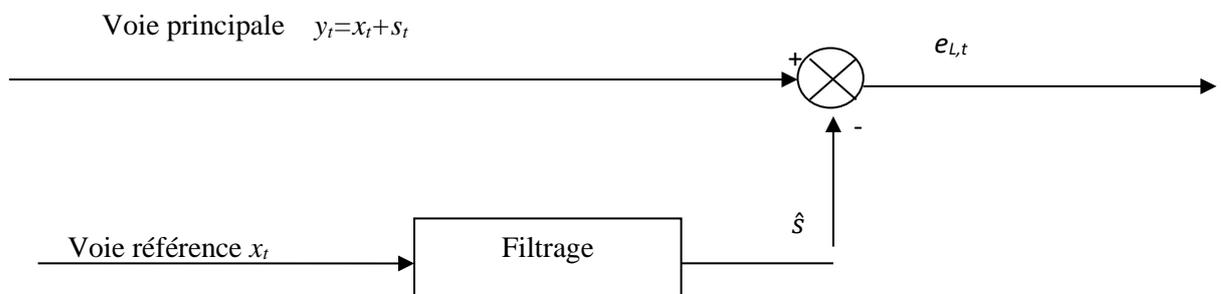


Figure II.2 : Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique

Il faut noter que l'optimum, en annulation d'écho acoustique, est d'avoir la sortie $\bar{e}_{L,t} = 0$ en absence de double parole ou du bruit perturbateur ($p_t = 0$), alors que cet optimum se transforme en $\bar{e}_{L,t} = s_t$ en dans le cas du débruitage de la parole. Les hypothèses de base concernant le système de la figure II.2 sont d'une part l'indépendance entre la composante p_t , et les signaux s et x_t , et d'autre part la corrélation des signaux s_t et x_t .

Chapitre II : Annulations d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique (NMLS)

D'après le schéma de la figure II.2 l'estimation du signal s_t à partir du signal x_t revient à trouver ou à estimer le filtre H_L . Par conséquent, des applications telles que annulation d'écho acoustique ou le débruitage de la parole avec voie de référence bruit seul, consiste essentiellement à identifier le filtre H_L . ce dernier, doit en principe modéliser le trajet physique (canal acoustique de couplage en annulation d'écho acoustique) suivi par l'onde acoustique en se propageant de la voie dite de référence vers la voie dite principale. Le filtre modélisateur H_L est soit un filtre réponse impulsionnelle finie (FIR), soit un filtre à réponse impulsionnelle infinie (IIR).

On se place d'emblée dans le cas de l'identification d'une réponse impulsionnelle acoustique où l'identification du filtre H_L , par une réponse impulsionnelle finie a déjà fait ses preuves [9]. Par conséquent, on suppose que le signal s_t se déduit de x_t par un filtrage linéaire causal. Dans ces conditions, la sortie du système de la figure II.2 s'écrit:

$$E_{L,T} = Y_T - H_L^T X_{L,T} \quad \dots\dots\dots (II.1)$$

AVEC

$$H_L^T = [H_L^1, H_L^2, \dots, H_L^L] \quad \dots\dots\dots (II.1.A)$$

$$X_L^T = [x_T, x_{T-1}, \dots, x_{T-L+1}] \quad \dots\dots\dots (II.1.B)$$

Où H_L désigne un vecteur d'ordre L contenant les coefficients de la réponse impulsionnelle finie et $X_{L,t}$ désigne un vecteur qui résume le passé du signal x_t sur une durée de L échantillons. L'exposant T désigne l'opérateur de transposition.

La solution optimale du problème de l'estimation de s_t à partir d'une combinaison linéaire x_t est fournie par la solution de l'équation de WIENER-HOPF, qui exprime la nullité du gradient de l'erreur quadratique moyenne en sortie.

$$\nabla_H E\{E_{L,T}^2\}_{H=H_{OPT}} = 0 \quad \dots\dots\dots (II.2)$$

Chapitre II : Annulations d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique (NMLS)

La solution est donnée par la relation suivante:

$$H_{L,OPT} = R_{L,XX}^{-1} P_{L,XY} \dots \dots \dots (II.3)$$

Où $E \{ \cdot \}$ et ∇_H désignent respectivement la moyenne statistique et l'opérateur gradient. Le vecteur $P_{L,XY}$ désigne l'intercorrélacion entre l'observation y_t et le vecteur signal $X_{L,t}$ dans la mémoire du filtre.

$$P_{L,XY} = E \{ X_{L,T} Y_T \} \dots \dots \dots (II.4)$$

La matrice carré $R_{L,XX}$ d'ordre L donnée par :

$$R_{L,XX} = E \{ X_{L,T} X_{L,T}^T \} \dots \dots \dots (II.5)$$

Désigne la matrice d'autocorrélacion du signal de référence dans le filtre (elle est symétrique et définie positive). Cette dernière propriété assure l'existence et l'unicité de la solution optimale. Cependant, dans la plupart des applications pratiques, les statistiques des signaux sont inconnues a priori où les signaux sont souvent non stationnaires. Par conséquent, les statistiques doivent être évaluées à partir des données recueillies aux entrées.

Ce type de problème amène à développer des méthodes de filtrage adaptatif où le filtre H_L change en fonction des informations reçues où l'erreur en sortie est utilisé pour la mise à jour des coefficients du filtre H_L . Les coefficients du filtre sont ajustés à chaque instant t par un algorithme d'adaptation itératif. Une procédure itérative bien connue qui annule le gradient de l'erreur quadratique moyenne est donnée dans [10].

D'après [10], l'algorithme du gradient déterministe s'écrit :

$$H_{L,T} = H_{L,T-1} - M [\nabla_H E\{E_{L,T}^2\}]_{|H=H_{L,T-1}}$$

AVEC

$$[\nabla_H E\{E_{L,T}^2\}]_{|H=H_{L,T-1}} = 2R_{L,XX} H_{L,T-1} - 2P_{L,XY}$$

OU $P_{L,XY}$ ET $R_{L,XX}$ sont respectivement données par les relations (II.4) et (II.5), En utilisant l'égalité suivante :

Chapitre II : Annulations d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique (NMLS)

$$R_{L,XX} H_{L,T-1} - R_{L,XY} = E\{X_{L,T} X_{L,T}^T H_{L,T-1} - X_{L,T} Y_T\} = E\{X_{L,T} E_{L,T}\}$$

L'algorithme du gradient déterministe s'écrit :

$$H_{L,T} = H_{L,T-1} + 2\mu E\{E_{L,T} X_{L,T}\} \dots \dots \dots (II.6)$$

Où μ est un pas d'adaptation, éventuellement variable, qui contrôle la stabilité et la vitesse de convergence de l'algorithme et $H_{L,t}$ est un vecteur dépendant du temps t donné par :

$$H_{L,T}^T = [H_{L,T}^1, H_{L,T}^2, \dots, H_{L,T}^L] \dots \dots \dots (II.6.1)$$

ET

$$E_{L,T} = Y_T - H_{L,T-1}^T X_{L,T} \dots \dots \dots (II.6.2)$$

Où $e_{L,t}$ désigne l'erreur de filtrage a priori calculée avant la mise à jour du filtre.

L'adaptation dans le filtre numérique est utilisée dans le cas où les coefficients du filtre seraient variables dans le temps, pour simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps.

Le filtrage adaptatif conduit à la mise en œuvre de filtre à coefficients variables ou ces derniers sont modifiés selon un critère d'optimisation donné dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Il est réalisé, ainsi, suivant un algorithme d'adaptation qui est déterminé en fonction de l'application.

Il faut s'avoir qu'il existe un éventail de critères et d'algorithmes adaptatifs possibles. Le principal but des filtres adaptatifs est de déterminer un ensemble coefficients d'un système qui évolue dans le temps.

Le rôle primordial d'un algorithme adaptatif est d'ajuster un vecteur de paramètre $H_{L,t}$ pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM). Le principe d'un filtre adaptatif bouclé par un algorithme adaptation est représenté par la figure(II.3)

Chapitre II : Annulations d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique (NMLS)

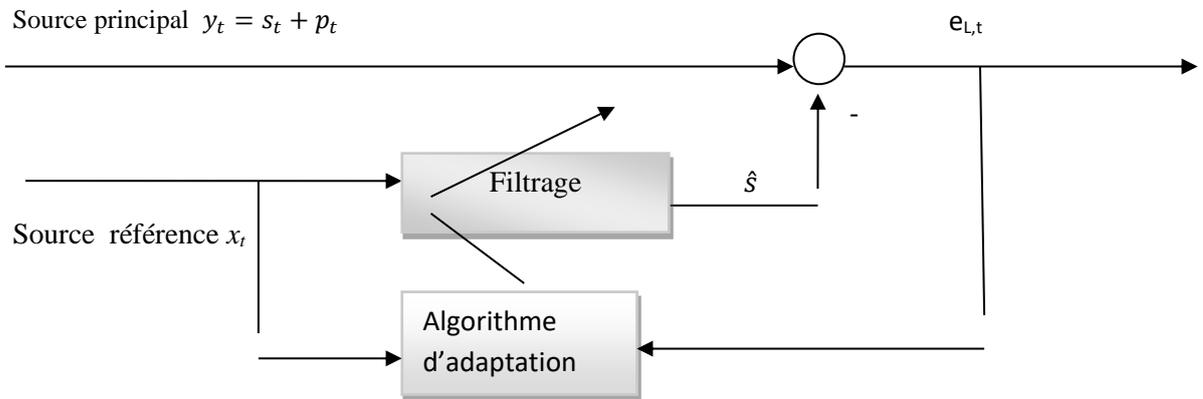


Figure II.3 : Principe de base d'un filtre adaptatif appliqué à l'annulation d'écho acoustique

Pour traiter un tel schéma, diverses approches peuvent être utilisées. Elles correspondent d'une part à la structure du filtre adaptatif et d'autre part à la technique utilisée pour adapter les coefficients du filtre adaptatif. Les algorithmes adaptatifs ont été largement étudiés dans la littérature, il existe plusieurs ouvrages traitant des toutes sortes d'algorithmes adaptatifs [7], [11], [12], [13],[14].

Par conséquent, la structure sera bien évidemment transversale. Le modèle de filtre transversal est donné par le schéma de la figure II.4

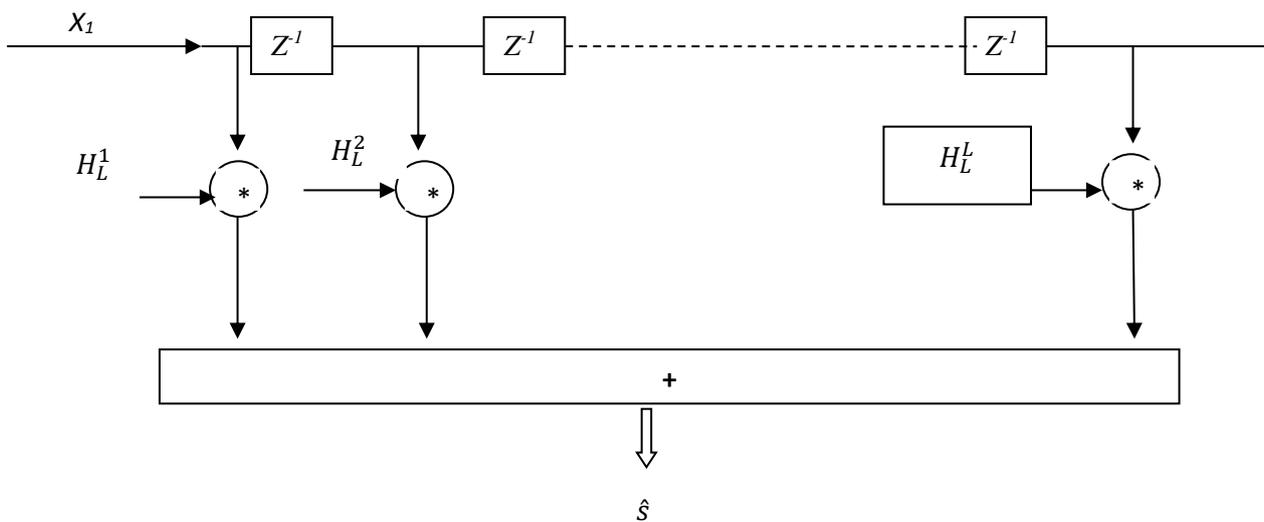


Figure II.4 : Schéma du modèle de filtre transversal

Avec

$$\hat{s}_T = \sum_{i=1}^L H_L^i X_{T-i+1}$$

II.3 Présentation des algorithmes de base

Nous allons présenter dans cette partie les algorithmes du type gradient stochastique.

II.3.1 Algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS

L'idée des algorithmes de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme du gradient déterministe d'équation (II.6) par sa valeur instantanée.

On obtient la relation suivante :

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} + 2 \mu e_{L,t} X_{L,t} \dots\dots\dots(II.7)$$

Où $e_{L,t}$ est donnée par la relation (2.6.2).

D'après [15], la condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme (LMS) est :

$$0 < \mu < 1/\lambda_{\max} \dots\dots\dots(II.7.1)$$

Où

λ_{\max} Est la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation $R_{L,xx}$ donnée par (II.5).

En pratique, on utilise souvent, pour le choix de la constante μ , une condition plus restrictive:

$$0 < \mu \leq \frac{1}{\text{Trace}(R_{L,xx})} = \frac{1}{L\sigma_x^2}$$

Où $\text{Trace}(\cdot)$ représente la somme des éléments de la diagonale d'une matrice et ρ_x^2 désigne l'énergie du signal d'entrée x_t

L'algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée x_t ; il est donné par les équations suivantes:

- Filtrage de y_t

Chapitre II : Annulations d'écho acoustique par un algorithme adaptatif de type gradient stochastique (NLMS)

$$e_{L,t} = y_t - H_{L,t}^T X_{L,t}$$

- Adaptation du filtre

$$H_{L,t} = H_{L,t-1} + \frac{\delta}{X_{L,t}^T X_{L,t}} e_{L,t} X_{L,t}$$

Où δ représente le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS. La condition suffisante de convergence est [15]:

$$0 < \delta < 2$$

- L'algorithme NLMS est connu par sa faible complexité de calculs 3L ou 2L (mesurée en nombre de multiplication par itération) et sa stabilité numérique. Son principal inconvénient est que le transitoire dépend de la dispersion spectrale du signal d'entrée; la convergence peut devenir très lente dans le cas de la parole [15]

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le modèle de l'annulation de l'écho acoustique comme étant un problème d'identification adaptative d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) modélisant le chemin de l'écho suivi par l'onde acoustique, ainsi que les algorithmes de filtrage adaptatifs de type gradient stochastique (LMS et NLMS).

Chapitre III

Les réseaux de neurones Utilisés

1	Introduction.....	24
2	Réseau de Neurones.....	24
3	Structure des réseaux de neurones.....	26
4	Le réseau de neurones multicouche	26
5	L'unité élémentaire de traitement le neurone	27
6	L'apprentissage des réseaux des neurones	32
7	Les limitations d'un réseau de neurone.....	35
8	Procédure de développement d'un réseau de neurones	35
9	Conclusion.....	38

Ce qui nous intéresse est le fait qu'un réseau de neurone permet l'approximation d'une fonction. Ce chapitre est consacré en premier lieu à la présentation de l'élément de base, neurone artificiel ainsi que sa modélisation mathématique et ses propriétés et de sa structure spécifiquement le neurone multicouche avec l'apprentissage supervisé qu'on les besoin dans notre étude. Nous décrivons les types et les algorithmes d'apprentissage les plus connus qui permettent de traiter de nombreux problèmes posés. Par la suite, nous parlerons sur les limitations et la procédure de développement des réseaux de neurone

III.1. Introduction

Les réseaux de neurones formels (artificiels) sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.[39]

III.2. Réseau de Neurones

Un réseau de neurones est un graphe value orienter, constitué d'un ensemble d'unités(ou automates) ; réalisant des calculs élémentaires, structurées en couches successives capables d'échanger des informations au moyen de connexions qui les relient.

Deux d'approche ont été adoptées en recherche en Intelligence Artificielle:

- procéder d'abord à l'analyse logique des tâches relevant de la cognition humaine et tenter de les reconstituer par programme. C'est cette approche qui a été privilégiée par l'Intelligence Artificielle symbolique et la psychologie cognitive classique. Cette démarche est étiquetée sous le nom de cognitivisme.
- puisque la pensée est produite par le cerveau ou en est une propriété, commencer par étudier comment celui-ci fonctionne. C'est cette approche qui a conduit à l'étude des réseaux de neurones formels. On désigne par connexionnisme la démarche consistant à vouloir rendre compte de la cognition humaine par des réseaux de neurones.

La seconde approche a donc mené à la définition et à l'étude de réseaux de neurones formels qui sont des réseaux complexes d'unités de calcul élémentaires interconnectées.

Le modèle du neurone biologique a été affiné par ces découvertes (McCulloch, 1943) :

- Van Leuwenhook (1718) : première description fidèle de ce qu'on appellera plus tard les axones ;
- Dutrochet (1824) : observation du corps cellulaire des neurones ;
- Valentin : découverte des dendrites ;
- Deiters (1865) : image actuelle de la cellule nerveuse ;
- Sherington (1897) : les synapses ;
- les neuro-transmetteurs (première moitié du 20ème siècle)

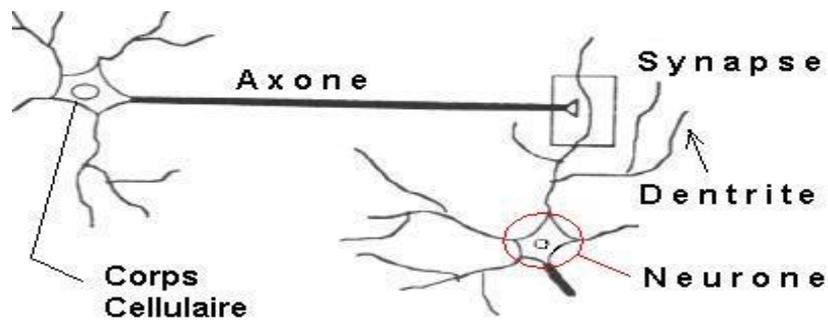


Figure III.1 Modèle du neurone biologique [39].

Donc la cellule nerveuse humaine contient des neurones. Ces neurones ont une partie cellulaire et une partie de noyau. La partie cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme des dendrites. C'est par les dendrites que l'information s'achemine vers le corps de neurone. Une fois l'information traitée, elle est envoyée vers l'axone. Et la jonction entre deux neurones s'appelle synapse.

Des dispositifs nommés neurones formels inspirés du modèle figure III.1 sont utilisés en informatique pour modéliser et résoudre des problèmes complexes. Ils comportent N entrées ayant chacune un poids synaptique, une fonction de sortie, et une sortie qui sert à son tour d'entrée à d'autres neurones similaires. La figure III.2 montre une comparaison entre le neurone biologique et le neurone artificiel. Dans la cellule nerveuse humaine, la synapse correspond au poids d'un neurone artificiel, le corps cellulaire à une fonction de transfert et l'axone à un élément de sortie.

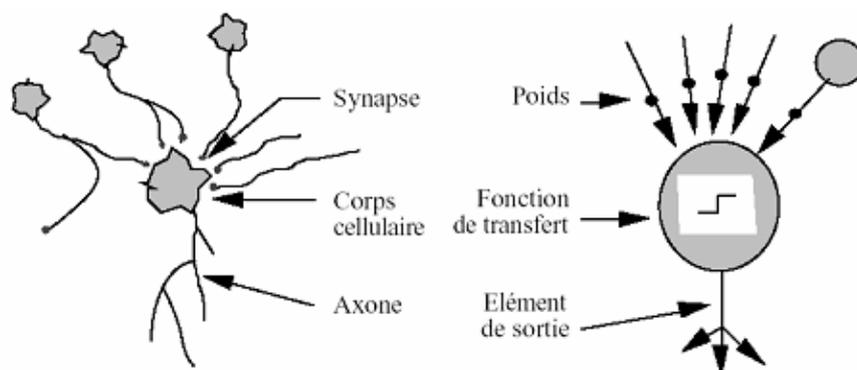


Figure III.2 La comparaison entre un neurone biologique et un neurone artificiel [39].

III.3. Structure des réseaux de neurones

En général on peut dire que les réseaux de neurones peuvent être caractérisés comme des modèles de calculs apprenant, généralisant et organisant des données. Un réseau de neurone artificiel contient un grand nombre d'unités, les neurones, qui communiquent entre eux en s'envoyant des signaux à travers des liens, appelées connexions synaptiques. En général le système de neurone possède trois types de neurones (figure III.3) :

- les neurones d'entrée qui reçoivent les données ;
- les neurones de sortie qui envoient les données par la sortie du système ;
- les neurones cachés, dont les signaux d'entrée et de sortie demeurent dans le système.

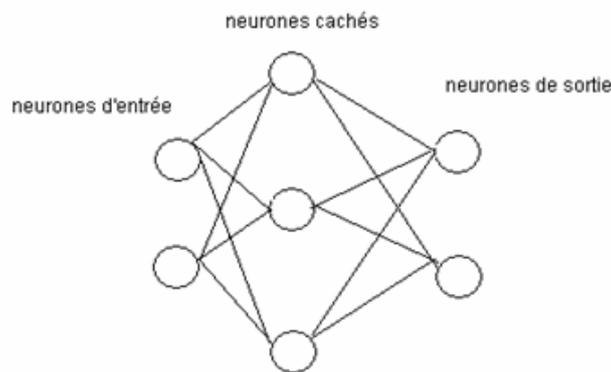


Figure III.3 Schéma simple d'un réseau de neurone.

III.3. Le réseau de neurones multicouche

On peut réaliser des réseaux de neurones plus puissants en augmentant le nombre de couche, on enfile autant de couche que l'on veut on fixe aussi un nombre quelconque de neurones sur chaque couche. Les neurones de chaque couche sont reliés avec les neurones de la couche suivante, pas avec ceux de la couches précédentes, ils contiennent trois parties, l'entrée, les couches cachées, et la sortie Il y a par rapport au perceptron monocouche une étape supplémentaire lors de l'évaluation de la sortie du réseau de neurone[44]. On obtient ainsi une matrice des poids pour passer des informations à la couche cachée, et une autre matrice de poids pour passer de la couche cachée à la couche de sortie comme illustre la figure suivante :

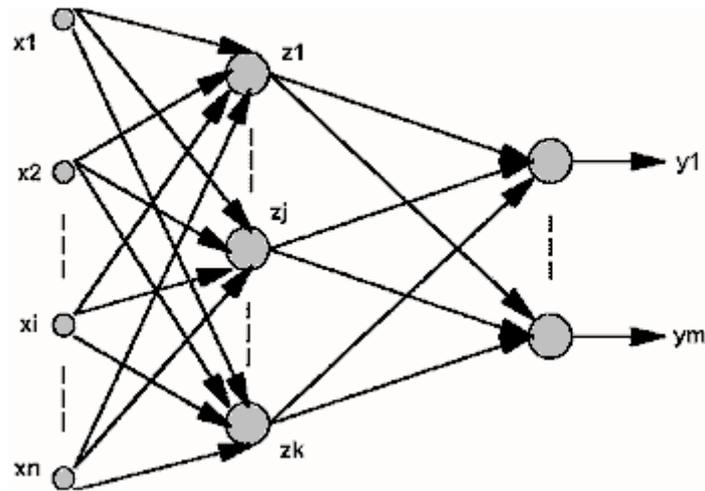


Figure III.4 La structure d'un réseau de neurones perceptron multicouche [39].

III.5. L'unité élémentaire de traitement le neurone.

Dans les réseaux de neurones artificiels on utilise une modélisation mathématique du neurone biologique, appelé neurone formel. Chaque neurone reçoit des valeurs d'entrées (ou des signaux d'entrée) par son neurone voisin et les utilise pour calculer le signal de sortie qui se propage par les autres neurones. En concordance avec ce processus on doit ajuster les poids des connexions synaptiques. Sur la figure III.5 on peut voir la structure d'un neurone artificiel. Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie.

Un neurone formel (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie". Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel.

- Un neurone est l'unité élémentaire de traitement d'un réseau de neurones ;
- Un neurone est relié à chacune de ses informations et à chacune de ces liaisons est attaché un nombre réel, nommé poids ;
- Un neurone possède un seuil,

- Un neurone ne traite pas chaque information indépendamment, mais effectue la somme des produits des informations par leur poids associé et traite cette donnée ;
- Il existe plusieurs fonctions de transferts remplissant les conditions nécessaires;
- Quelle que soit la fonction de transfert, elle prendra l'image de la somme pondérée des informations.

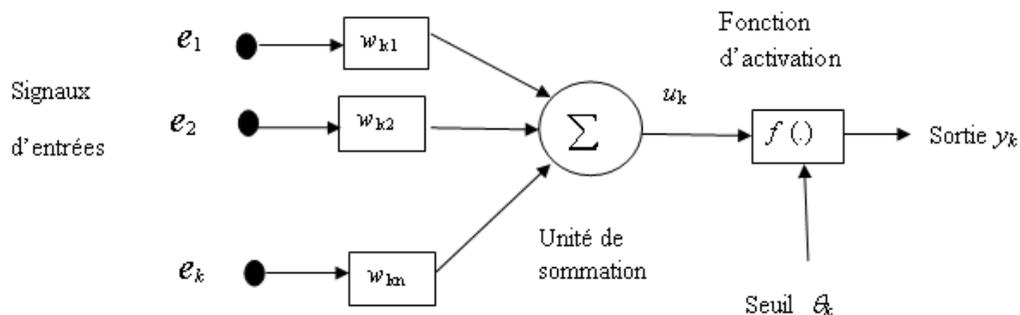


Figure III.5 La structure d'un neurone artificiel [3] , [39].

Un neurone est l'unité élémentaire de traitement d'un réseau de neurones. Il est connecté à des sources d'information en entrée (d'autres neurones par exemple) et renvoie une information en sortie. Voyons comment tout cela s'organise.

III.5.1. Entrées du neurone formel

On note $(x_i)_{1 \leq i < k}$ les k informations parvenant au neurone. De plus, chacune sera plus ou moins valorisée vis à vis du neurone par le biais d'un poids. Un poids est simplement un coefficient w_i lié à l'information x_i . La i -ème information qui parviendra au neurone sera donc en fait $w_i * x_i$. Il y a toutefois un "poids" supplémentaire, qui va représenter ce que l'on appelle le coefficient de biais w_0 . Le neurone artificiel (qui est une modélisation des neurones du cerveau) va effectuer une somme pondérée de ses entrées plutôt que de considérer séparément chacune des informations. Il définit une nouvelle donnée, in, par (**Ahmad M. Ibrahim, 2003**):

$$in = \sum_{i=0}^k w_i \times x_i \quad (III.1)$$

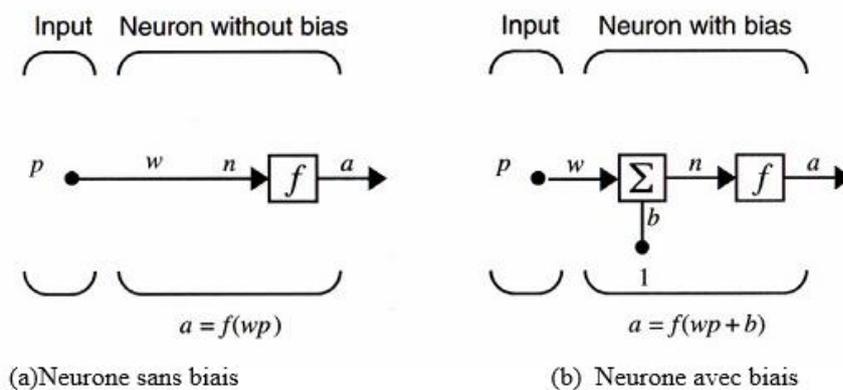
C'est en fait cette donnée-là que va traiter le neurone.

III.5.2. Caractéristiques du neurone formel.

III.5.2.1. Poids (w) et biais (b) d'un neurone.

Un neurone formel peut être caractérisé par un ensemble de connexions, appelées les connexions synaptiques qui permettent d'accepter les signaux d'entrée et qui sont définies par des poids synaptiques w_{nj} déterminant l'effet du signal par le neurone n sur le neurone j ;

Simple Neuron



(a) Neurone sans biais

(b) Neurone avec biais

Figure III.6 Poids (w) et biais (b) d'un neurone [39].

Un avantage majeur par rapport aux approches conventionnelles, est qu'elle permet aux ordinateurs de reconnaître des « modèles » (pattern en anglais), ce qui lui permet de réaliser des tâches que des programmes conventionnels ne pourraient pas réaliser, ou du moins, très difficilement.

III.5.2.2. Fonction d'activation.

La fonction d'activation, ou fonction de transfert, est une fonction qui doit renvoyer un réel proche de 1 quand les "bonnes" informations d'entrée sont données et un réel proche de 0 quand elles sont "mauvaises". On utilise généralement des fonctions à valeurs dans l'intervalle réel [0,1]. Quand le réel est proche de 1, on dit que l'unité (le neurone) est active alors que quand

Chapitre III : Les réseaux de neurones utilisés

le réel est proche de 0, on dit que l'unité est inactive. Le réel en question est appelé la sortie du neurone et sera noté a . Si la fonction d'activation est linéaire, le réseau de neurones se réduirait à une simple fonction linéaire.

En effet, si les fonctions d'activations sont linéaires, alors le réseau est l'équivalent d'une régression multilinéaire (méthode utilisée en statistiques). L'utilisation du réseau de neurone est toutefois bien plus intéressante lorsque l'on utilise des fonctions d'activations non linéaires.

En notant g la fonction d'activation, on obtient donc la formule donnant la sortie d'un neurone [39].

$$a = g(in) = g\left(\sum_{i=0}^k w_i \times x_i\right) \quad (\text{III.2})$$

Remarquez que le coefficient de biais est inclus dans la somme, d'où la formule plus explicite :

$$a = g(in) = g\left(\sum_{i=1}^k w_i \times x_i\right) - w_0 \quad (\text{III.3})$$

Il y a bien sûr beaucoup de fonctions d'activations possibles, toutefois dans la pratique il y en a principalement 2 qui sont utilisées :

Les 2 fonctions de transfert les plus utilisées (**Ahmad M. Ibrahim, 2003**):

- La fonction de Heaviside
- La fonction sigmoïde

La fonction de Heaviside est définie par :

$$\forall x \in \mathbb{R}, g(x) = 1 \text{ si } x \geq 0, 0 \text{ sinon.} \quad (\text{III.4})$$

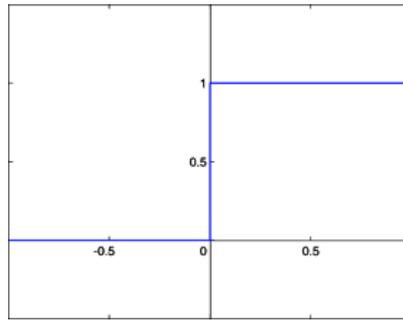


Figure III.7 Graphe de la fonction de Heaviside

La fonction sigmoïde est quant à elle définie par (Ahmad M. Ibrahim, 2003):

$$\forall x \in \mathbb{R}, g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.5)$$

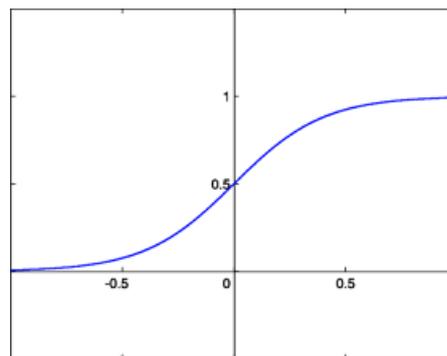


Figure III.9 Graphe de la fonction Sigmoïde

La fonction sigmoïde présente l'avantage d'être dérivable ainsi que de donner des valeurs intermédiaires (des réels compris entre 0 et 1) par opposition à la fonction de Heaviside qui elle renvoie soit 0 soit 1. Toutefois, les deux fonctions possèdent un seuil. Celui de la fonction de Heaviside est en $x = 0$ et vaut 1 alors que celui de la fonction sigmoïde est en 0 également mais vaut $1/2$. Pour la fonction sigmoïde le seuil est atteint quand in vaut 0.

$$in = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=0}^k w_i \times x_i = 0 \Leftrightarrow \left(\sum_{i=1}^k w_i \times x_i \right) - w_0 = 0 \Leftrightarrow \sum_{i=1}^k w_i \times x_i = w_0$$

C'est là qu'intervient réellement le coefficient de biais. Nous voyons donc que l'on atteint le seuil de la fonction d'activation lorsque la somme pondérée des informations d'entrée vaut le coefficient de biais. De plus:

Chapitre III : Les réseaux de neurones utilisés

$$in \geq 0 \Rightarrow g(in) \geq \text{seuil}$$

Où seuil vaut 1 si g est la fonction seuil, 0 si g est la fonction sigmoïde. Les propriétés énoncées ci-dessus sont vraies grâce à la croissance des fonctions d'activations.

Maintenant, notons $W = (w_i)_{1 \leq i \leq n}$ le vecteur dont les composantes sont les poids et $X = (x_i)_{1 \leq i \leq n}$ le vecteur dont les composantes sont les informations d'entrées du neurone. Avec cette notation on obtient : $W.X = 0$.

Ceci définit un hyperplan d'un espace de dimension n . En fait, l'espace dont il est question est l'espace des informations d'entrées. De la même manière que dans notre monde nous décrivons des points avec nos 3 coordonnées souvent notées (x,y,z) , dans l'espace des informations d'entrée on note les coordonnées (x_1, \dots, x_n) . Un hyperplan est un espace de dimension $n-1$. Dans notre monde, l'espace est de dimension 3 (car 3 coordonnées) et un hyperplan est donc un espace de dimension 2. En dimension 3, un hyperplan est donc simplement un plan. En dimension 2, un hyperplan est par conséquent une droite.

En dimension 2 nous obtenant une droite. Cette droite sépare le plan en 2 parties. En fait, un réseau de neurone simple va permettre de classer les points du plan dans une partie ou l'autre du plan grâce à cette droite.

Il existe d'autres fonctions d'activation (**Bishop, C, 1995**) résumé dans le tableau **III.1**

Pas unitaire		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } 0 > x \\ 1 & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$
Sigmoïde		$f(x) = \frac{1}{1+e^{-\beta x}}$
Linéaire Seuillée		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq x_{min} \\ mx+b & \text{if } x_{max} > x > x_{min} \\ 1 & \text{if } x \geq x_{max} \end{cases}$
Gaussienne		$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$
Identité		$f(x) = x$

Tableau **III.1** fonction d'activations [39].

III.5.2.3. Activation et condition d'activation.

On dit que le neurone est actif lorsque $in \geq 0$, autrement dit lorsque $a = g(in) \geq \text{seuil}_g = g(0)$. Similairement, on dit que le neurone est inactif lorsque $in \leq 0$, autrement dit lorsque $a = g(in) \leq \text{seuil} = g(0)$.

III.6.L'apprentissage des réseaux de neurones.

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. L'apprentissage d'un réseau de neurone peut être considéré comme une action de la mise à jour de ses poids des connexions synaptiques, afin de résoudre le problème demandé. L'apprentissage est la caractéristique principale des réseaux de neurones et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles. On peut distinguer trois types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non-supervisé et semi supervisé, mais notre étude l'apprentissage supervisé qui nous intéresse.

III.6.1. L'apprentissage supervisé.

L'apprentissage supervisé ou l'apprentissage associatif : le réseau adaptatif W (figure III.10) compare le résultat ' y ' qu'il a calculé, en fonction $f(d, y)$ des entrées u fournies, et la réponse d attendue en sortie. Ainsi le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie d , c'est-à-dire celle attendue, correspondante à une entrée u donnée. Les différentes réponses sont connues à priori. On dispose d'une base d'apprentissage qui contient un ensemble d'observation sous forme de couples **entrées/sorties associées**. Les poids sont modifiés en fonction des sorties désirées.

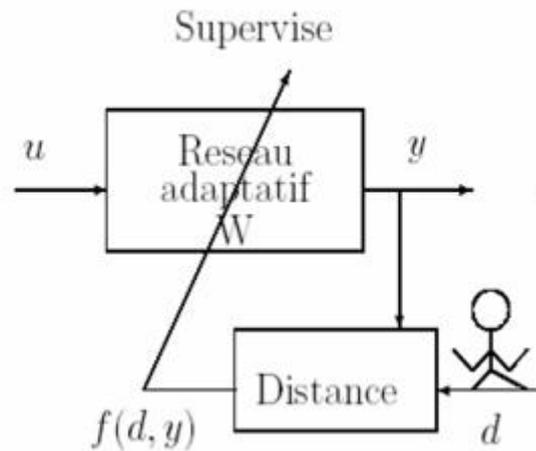


Figure III.10 l'apprentissage supervisé [39].

- **La règle de Hebb, (Hebb, 1949).** Cette règle permet de modifier la valeur des poids synaptiques en fonction de l'activité des unités qui les relient. Le but principal est le suivant: si deux unités s'activent en même temps la connexion qui les lie est renforcée (c'est une connexion excitatrice) sinon elle est affaiblie (c'est une connexion inhibitrice) ;
 - **La règle delta** qui calcule la différence entre la valeur de la sortie et la valeur désirée pour ajuster les poids synaptiques. Elle emploie une fonction d'erreur, nommée aussi le moindre carré moyen, basée sur les différences utilisées pour l'ajustement des poids;
 - **La règle d'apprentissage compétitive** qui ne concerne qu'un seul neurone. On regroupe les données en catégorie. Les neurones similaires vont donc être rangés dans une même classe en se basant sur des corrélations des données et seront représentés par un seul neurone. L'architecture d'un tel réseau possède une couche d'entrée et une couche de compétition. Une forme est présentée à l'entrée du réseau et est projetée sur chacun des neurones de la couche compétitive. Le neurone gagnant est celui qui possède un vecteur de poids le plus proche de la forme présentée à l'entrée. Chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée et aux autres cellules de sortie (c'est une connexion inhibitrice) ou à elle-même (c'est une connexion excitatrice). La sortie dépend alors de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices ;
 - **La règle de corrélation en cascade (Fahlman, 1990).** C'est une technique d'apprentissage qui ajoute progressivement des neurones cachés au réseau jusqu'à ce

que l'effet bénéfique de ces nouveaux neurones ne soit plus perceptible. Cette règle suit les deux étapes suivantes :

- On entraîne le système par un apprentissage classique qui s'effectue premièrement dans un réseau petit sans couche cachée.
- On entraîne maintenant un petit groupe des neurones supplémentaires qui doit diminuer l'erreur résiduelle du réseau. La règle d'apprentissage utilisée modifie les poids de ces neurones. Le neurone qui réussit le mieux est ensuite retenu, et intégré au réseau. Puis l'étape 1 est relancée, pour permettre au réseau de s'adapter à la nouvelle ressource.

La règle de correction d'erreurs peut se caractériser par les étapes suivantes :

- ✓ On commence avec des valeurs des poids de connexions qui sont pris au hasard.
- ✓ On introduit un vecteur d'entrée de l'ensemble des échantillons pour l'apprentissage.
- ✓ Si la sortie ou la réponse n'est pas correcte, on modifie toutes les connexions pour atteindre la bonne réponse ;

- **La règle de rétro-propagation** inventée par Rumelhart, Hinton et Williams en 1986 (Rumelhar, 1986). Elle s'utilise pour ajuster les poids de la couche d'entrée à la couche cachée. Cette règle peut aussi être considérée comme une généralisation de la règle delta pour des fonctions d'activation non linéaire et pour des réseaux multicouches. Les poids dans le réseau de neurones sont au préalable initialisés avec des valeurs aléatoires.

On considère ensuite un ensemble de données qui vont servir à l'apprentissage. Chaque échantillon possède ses valeurs cibles qui sont celles que le réseau de neurones doit à terme prédire lorsqu'on lui présente le même échantillon.

Dans la section suivante on présente les différentes topologies des réseaux de neurones, plus particulièrement les réseaux à couches et les réseaux récurrents.

III.7. Les limitations d'un réseau de neurone.

Les réseaux de neurones peuvent implémenter n'importe quelle fonction non linéaire jusqu'à un certain degré de fiabilité. Ils peuvent implémenter des fonctions dynamiques et posséder n'importe quel nombre d'entrée et de sortie. Nous allons lister quels sont les avantages

et les inconvénients des réseaux de neurones artificiels. Les avantages d'utilisation des réseaux de neurones sont :

- une tolérance à l'incertitude très élevée ;
- étant une multiple copie d'unités simples (les neurones), ils sont donc facilement extensibles ;
- une facilité d'application car ne nécessitant pas une compréhension approfondie ;
- un choix de types, d'architecture et de fonction d'activation de réseaux diverses ;
- ils possèdent une capacité de généraliser ;

III.8. Procédure de développement d'un réseau de neurones.

III.8.1. Collecte des données.

L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurone et pour le tester. Dans le cas d'application 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.

Le modèle qu'il constitue n'a de validité que dans le domaine où on l'a ajusté. En d'autres termes, la représentation de données très différentes de celles qui ont été utilisées lors de l'apprentissage peut entraîner une sortie totalement imprévisible.

III.8.2. Analyse des données.

Il est souvent préférable d'effectuer une analyse des données d'une manière à déterminer les caractéristiques discriminantes pour détecter ou différencier ces données. Ces caractéristiques constituent l'entrée du réseau de neurones. Il est généralement nécessaire de présenter des caractéristiques représentatives. 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 incohérentes.

III.8.3.Séparation des bases de données.

Afin de développer une application à base de réseau de neurone, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances. Afin de contrôler la phase d'apprentissage, il est souvent préférable de posséder une troisième base de données appelée base de validation.

Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage de manière quantitatif. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et de temps imparti pour effectuer l'apprentissage. Chaque base doit cependant satisfaire aux contraintes de représentativité de chaque classe de données et doit généralement refléter la distribution réelle, c'est-à-dire la probabilité d'occurrence des diverses classe.

III.8.4.Choix d'un réseau de neurones

Il existe un grand nombre de type de réseaux de neurones, avec pour chacun des avantages et des inconvénients. Le choix d'un réseau peut dépendre :

- De la tâche à effectuer (classification, association),
- De la nature des données,

Ce choix est aussi fonction de la maîtrise ou de la connaissance que l'on a de certains réseaux, ou encore du temps dont on dispose pour tester une architecture prétendu plus performante.

III.8.5.Mise en forme des données pour un réseau de neurones.

De manière général, les bases de données doivent subir un prétraitement afin d'être adaptées aux entrées et sorties du réseau de neurones. Un prétraitement courant consiste à effectuer une normalisation appropriée, qui tienne compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau.

III.8.6. Apprentissage du réseau de neurones.

Tous les modèles de réseau de neurones requièrent un apprentissage. Plusieurs types d'apprentissage peuvent être adaptés à un même type de réseau de neurones. Les critères de choix sont souvent la rapidité de convergence ou les performances de généralisation.

Certaines algorithmes d'apprentissage se chargent de la détermination des paramètres architecturaux du réseau de neurones. Si on n'utilise pas ces techniques, l'obtention des paramètres architecturaux optimaux se fera par comparaison des performances obtenues pour différentes architectures de réseau de neurones.

III.8.7. Validation.

Une fois le réseau de neurones entraîné (après apprentissage), il est nécessaire de le tester sur une base de données différente de celles utilisées pour l'apprentissage. Ce test permet à la fois d'apprécier les performances du système neuronal et de détecter le type de données qui pose problème. Si les performances ne sont pas satisfaisantes, il faudra soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage (caractéristiques discriminantes ou représentativité des données de chaque classe).

III.9. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Ils deviennent des compléments aux méthodes classiques, et sont même susceptibles de se substituer à celle-ci avec un taux de succès supérieur. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses, ils infèrent des propriétés émergentes permettant de résoudre des problèmes assez complexes.

Le fonctionnement du réseau de neurone est fortement influencé par les connexions des éléments entre eux. On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique en ajustant les valeurs des connexions (ou poids) entre les éléments (neurone).

En général, l'apprentissage des réseaux de neurones est effectué de sorte que pour une entrée particulière présentée au réseau corresponde une cible spécifique. L'ajustement des poids se fait par comparaison entre la réponse du réseau (ou sortie) et la cible, jusqu'à ce que la sortie

Chapitre III : Les réseaux de neurones utilisés

corresponde (au mieux) à la cible. On utilise pour ce type d'apprentissage dite superviser un nombre conséquent de pair entrée/sortie. L'apprentissage « par paquet » (batch training) du réseau consiste à ajuster les poids et biais en présentant les vecteurs d'entrée/sortie de tout le jeu de données

L'apprentissage permet aux réseaux de neurones de réaliser des taches complexes dans différents types d'application. Ces réseaux de neurones peuvent souvent apporter une solution simple à des problèmes encore trop complexes ne pouvant être résolus rapidement par les ordinateurs actuels (puissance de calcul insuffisante) ou par notre manque de connaissances

Nous avons exposé les éléments essentiels qu'il convient de toujours garder à l'esprit lorsque l'on cherche à mettre en œuvre des réseaux de neurones :

- les réseaux de neurones sont des outils statistiques, qui permettent d'ajuster des fonctions non linéaires très générales à des ensembles de points ; comme toute méthode statistique, l'utilisation de réseaux de neurones nécessite que l'on dispose de données suffisamment nombreuses et représentatives ;
 - les réseaux de neurones sont des approximations parcimonieuses ;
 - les réseaux de neurones permettent de modéliser des phénomènes statiques (réseaux non bouclés) et dynamiques (réseaux bouclés) ;
 - il est toujours souhaitable, et souvent possible, d'utiliser, pour la conception du réseau, les connaissances mathématiques dont on dispose sur le phénomène à modéliser : les réseaux de neurones ne sont pas nécessairement des "boîtes noires".

Les réseaux de neurones offrent une approche prometteuse dans la décision des différents problèmes scientifiques comme la prédiction, l'approximation d'une fonction et beaucoup d'autres. Ils sont plus adaptés quand on dispose d'un groupe large de données et quand les problèmes d'exécution ont une structure non linéaire.

Afin de bien utiliser les réseaux de neurones, on doit aussi connaître leurs limitations. Ils se comportent comme de véritables boîtes noires et il n'existe pas une forme explicite expliquant et analysant la relation entre les entrées et les sorties. Cela cause des difficultés d'interprétation des résultats obtenus par les réseaux.

Chapitre III : Les réseaux de neurones utilisés

De plus il n'y a pas de méthode définie pour déterminer la meilleure structure d'un réseau de neurone. La méthode la plus utilisée est de réaliser des essais, puis de les comparer avec l'erreur obtenue. De cette manière on choisit la structure de réseau la plus performante.

Un neurone formel ne réalise donc rien d'autre qu'une somme pondérée suivie d'un non linéarité. C'est l'association de tels éléments simples sous la forme de réseaux qui permettra de réaliser des fonctions utiles pour annuler l'écho acoustique

Chapitre IV

Etude comparative d'algorithme adaptatif(NLMS) et les réseaux de neurone

IV.1.	Introduction.....	40
IV.2	Principe général de l'annulation d'écho acoustique	40
IV.3	Description des signaux de tests.....	41
IV.4	Algorithme NLMS.....	43
IV.5	Simulation par MATLAB.....	43
IV.6	Description du réseau de neurones.....	46
IV.7	L'algorithme de la procédure de l'apprentissage supervisé.....	48
IV.8	L'algorithme de la validation.....	48
IV.9	Résultats,.....	48
IV.10	Discussion	65
IV.11	Conclusion.....	66

Dans ce chapitre, nous décrivons le réseau de neurones, la méthode et les échantillons d'apprentissage, ainsi que les résultats obtenus sous diverses conditions. Puis on va faire une comparaison entre cette méthode et du filtrage adaptatif.

IV.1.Introduction

Dans ce chapitre nous avons présenté une comparaison entre les résultats obtenus par les deux méthodes "le filtrage adaptatif et les réseaux de neurones", Différentes approches ont été présentées pour l'annulation d'écho acoustique ;la comparaison ce fait par rapport à l'erreur quadratique moyenne (EQM) globale, qui représente la différence d'erreur quadratique moyenne entre les valeurs de sortie réelles et la cible, ainsi que les valeurs de régression (R), qui mesure la corrélation entre les valeurs de sortie et les valeurs cibles pour la formation pour les réseaux de neurones.

IV.2.Principe général de l'annulation d'écho acoustique

Le canal acoustique de bouclage représente la transformation du signal diffusé par le haut-parleur et capté de nouveau par le microphone du système de prise de son, principalement due aux réflexions multiple de la salle. L'effet de ce couplage est double :

- D'une part, la jonction avec une autre salle qui possède son propre couplage acoustique, constitue une boucle fermée, cette boucle est instable dès que son gain est supérieur à 1 pour une fréquence quelconque et dans ce cas, le système émet un fort sifflement (effet Larsen) qui interdit la communication.
- D'autre part, lorsque la transmission introduit un retard important de l'ordre de plusieurs dizaines de millisecondes, les personnes entendent ce qu'elles disent avec un écho dû aux bouclage acoustiques de la salle distante et ce phénomène est rapidement très gênant, empêchant également toute conversation.

Il est donc souhaitable, dans tous les cas, de réduire le niveau de cet écho acoustique. Un système d'annulation d'écho acoustique assure les fonctions suivantes :

Il estime l'écho entre l'entrée (signal envoyé dans le haut-parleur) et la sortie (signal microphone) de la salle et il retranche cette estimation du signal microphonique réalisant ainsi, dans un cas idéal, l'annulation d'écho acoustique sans effectuer l'émission de parole. Formellement, l'annulation de cet écho est un problème d'identification d'un système linéaire (le couplage acoustique) avec entrée connue (la parole qui provient du locuteur distant) et bruit en sortie (la parole du locuteur situé dans la salle où agit le couplage acoustique). Le problème est compliqué par le fait que les signaux de parole sont fortement non stationnaire et que le couplage varie dans le temps : mouvement des personnes, déplacement des objets,...L'aspect

non stationnaire et la validité de la connaissance a priori d'une salle donnée conduisent à l'utilisation de méthodes algorithmiques adaptatives

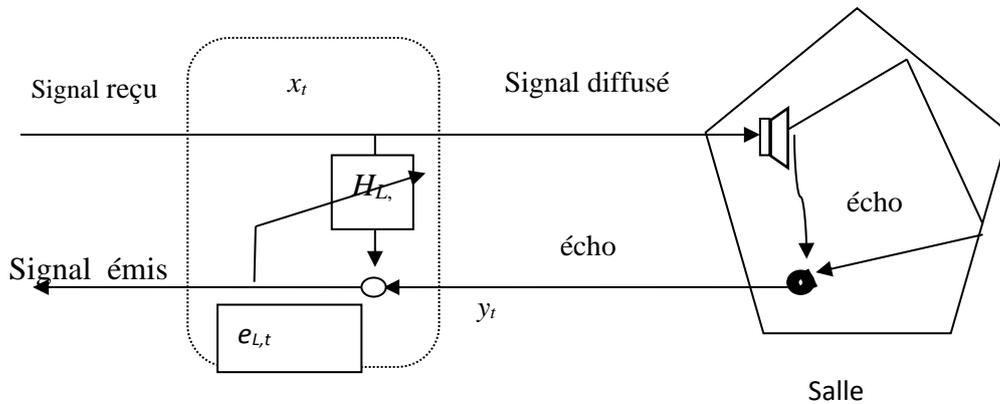


Figure IV.1 : Modèle de terminal audio avec écho acoustique

(La partie encadrée schématise le principe de l'annulation d'écho)

IV.3. description des signaux de tests

Les signaux utilisés dans les simulations sont :

- Le signal parole est constitué d'une phrase phonétique équilibrées, échantillonnées à 16 KHZ et codé sur 32bits. Cette phrase est prononcée par un locuteur masculin.

phrase : « un loup se jeta immédiatement sur la petite chèvre »

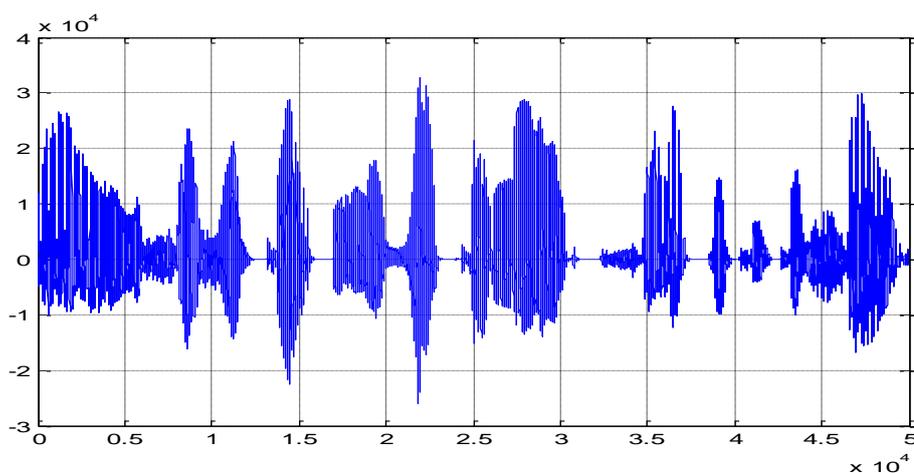


Figure IV.2 : Signal parole

- Un signal bruit stationnaire à spectre moyen (bruit USASI) qui est très intéressant grâce à son spectre, il est souvent utilisé comme signal de test dans les applications d'annulation acoustique.

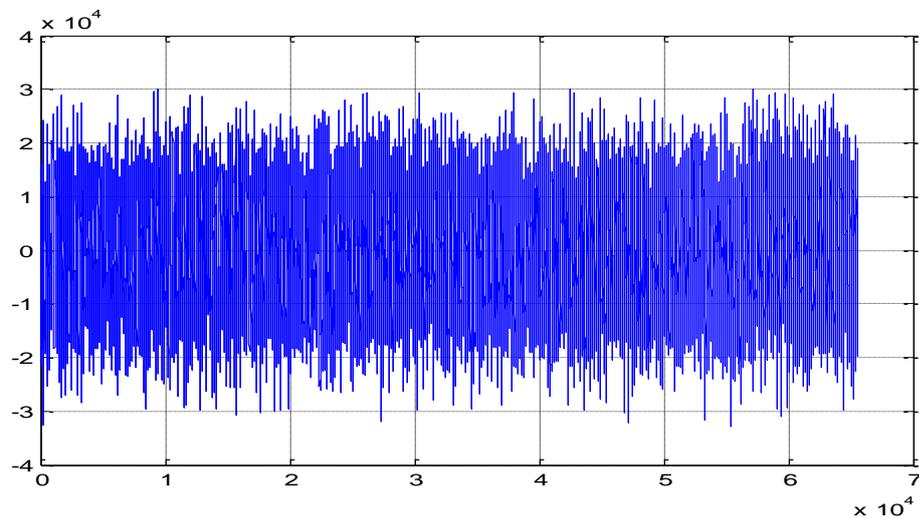


Figure IV.3 : Bruit USASI

- La réponse impulsionnelle d'une salle de conférence

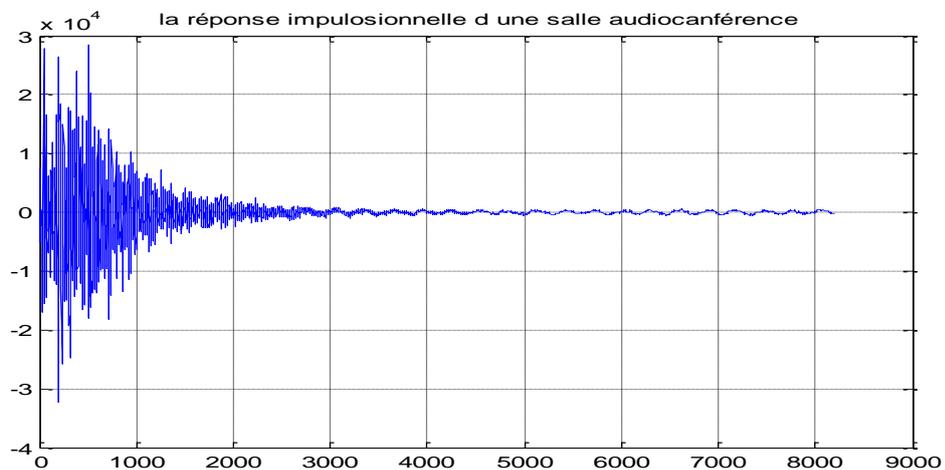


Figure IV.4 : La réponse impulsionnelle d'une salle

Remarque :

L'indice de performance utilisé dans nos test est l'évolution temporelle de l'erreur de filtrage a priori exprimé en (dB) est donnée par :

$$EQM(t) = 10 \log (\sigma_{e_{L,t}}^2)$$

Où $\rho_{e_{L,t}}^2$ désigne une moyenne temporelle effectuée sur un certain nombre d'échantillon consécutifs, et $\log(.)$ représente le logarithme à base 10, avec :

$$\rho_{e_{L,t}}^2 = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L e_{L,t}^2$$

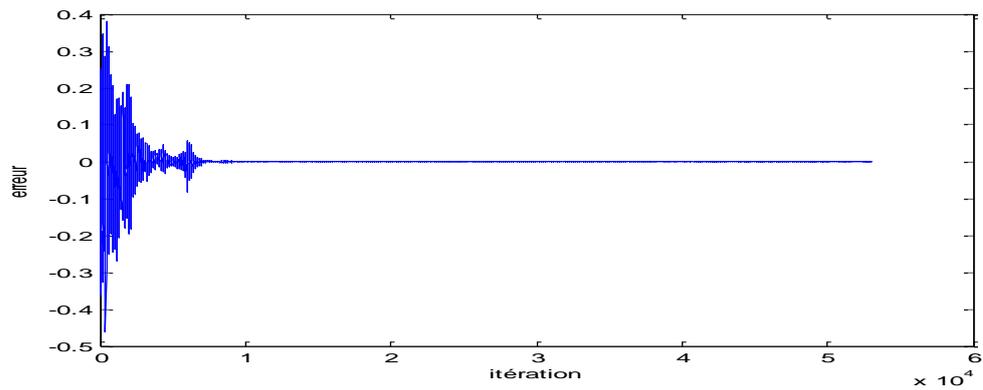
Où $e_{L,t}$ représente l'erreur de filtrage a priori calculée avant la mise a jour du filtre

IV.4.L'algorithme NLMS:

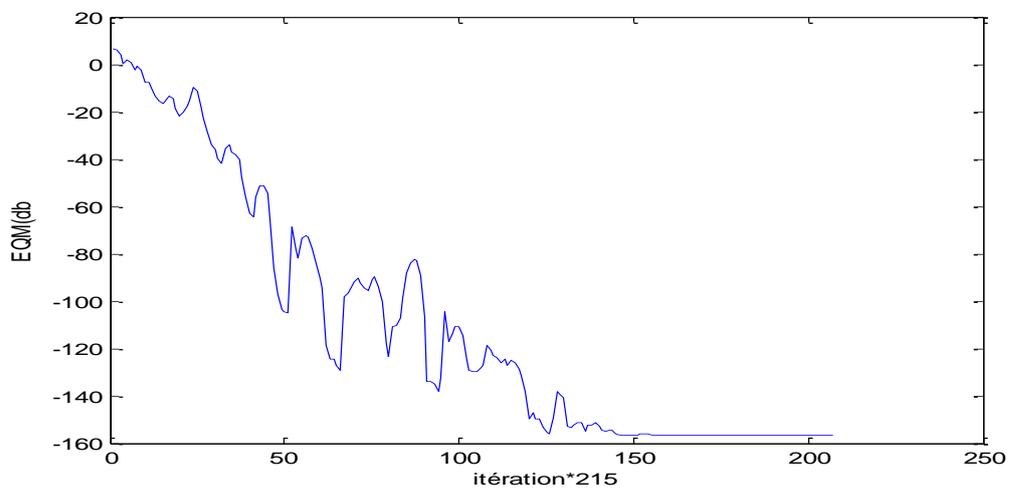
1. Introduction des données réelles :
 - Signal de test (la parole) (le vecteur X)
 - Introduction de la réponse impulsionnelle de la salle (le vecteur h)
 - le signal écho y
2. Initialisation :
 - Choix de la taille du filtre
 - Initialisation des coefficients du filtre adaptatif (la réponse de la salle estimé $\hat{h} = 0$)
 - Le vecteur d'erreur $e=0$
 - $\mu = 0.75$: pour assurer la convergence de l'algorithme ($0 < \mu < 1$)
3. Le filtrage : $e = y - X^T \hat{h}$
L'adaptation $\hat{h}(k+1) = \hat{h}(k) + \mu \frac{e(k).x(k)}{x^T(k)x(k)}$
4. Calcul de MSE (Mean Squared Error)

IV.5 .simulation par MATLAB

- I. Pour la 1ere simulation on a choisi la taille de filtre L=64 :



(a)



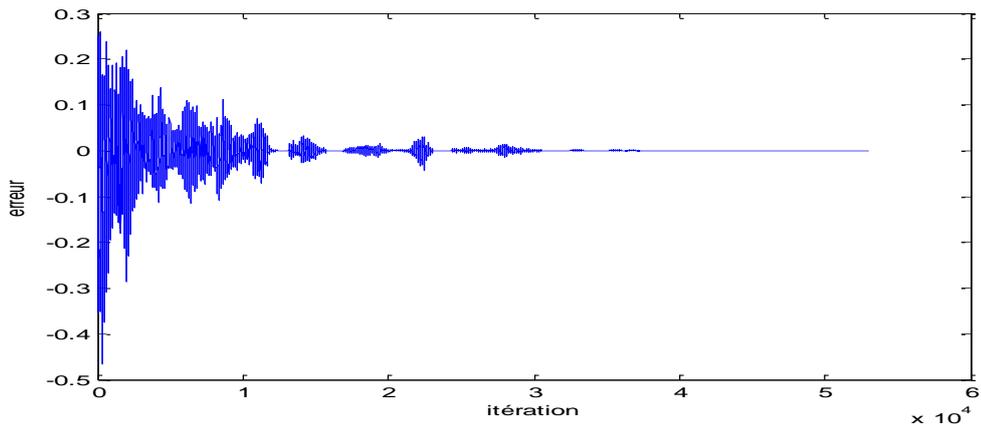
(b)

Figure IV.5 : a)Allure le signal d'erreur

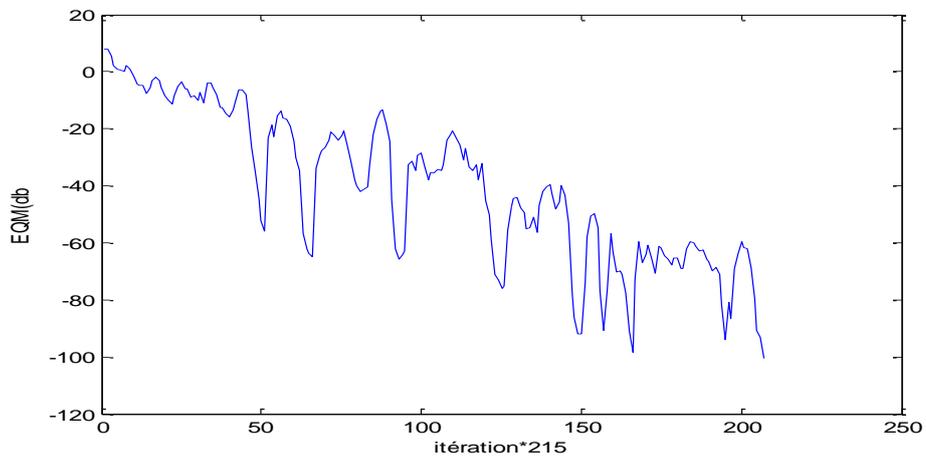
b) Le signal de l'erreur quadratique moyenne en (dB)

$$EQM= 3.3793e-04$$

II. Pour la 1 ere simulation on a choisi la taille de filtre $L=256$:



(a)



(b)

Figure IV.6 : a) Allure le signal d'erreur

b) le signal de l'erreur quadratique moyenne en (dB)

EQM= 6.2619e-04

- Les résultats des erreurs quadratiques moyennes obtenues avec l'algorithme NLMS en fonction de la taille du filtre adaptatif sont donnés par le tableau IV.1

L	EQM
32	2.5978e-04
64	3.3793e-04
256	6.2619e-04
512	0.3220
1024	0.3220

Tableau IV.1.EQM pour des différentes tailles de filtre L données

Discussion

Les simulations on été réalisées avec un signal d'entrée de parole pour des différentes tailles de filtres L données.

Le tableau IV.1 montre clairement le bon comportement de l'algorithme du gradient stochastique(NLMS) pour les tailles de filtres 32 et 64 point. Une dégradation importante et croissante est remarquée si la taille de filtre est égale à 512 et 1024.

IV.6.Description du réseau de neurones.

A l'aide du logiciel Matlab. Nous avons procédé à des simulations pour tester l'efficacité des réseaux de neurones particulièrement pour l'annulation d'écho acoustique et dont lequel on permettant l'utilise comme un filtres adaptatifs non linéaires. Nous désignons par réseau de neurones adaptatif un réseau de neurones dont l'apprentissage est effectué en permanence, pendant son utilisation : ainsi, un prédicteur de parole reçoit en permanence un signal de parole échantillonné, et doit s'adapter en permanence aux caractéristiques du signal, lesquelles ne sont pas connues à l'avance et peuvent varier au cours du temps. L'apprentissage est donc effectué à partir d'un ensemble de données. D'abord nous avons fait entrer le signal d'entrée (signal de la parole) et une sortie désirée, la réponse du filtre, la taille du filtre L=64, nombre des échantillons N=80000échantillons.

Le réseau doit calculer la MSE et la comparer avec celle mesurée par l'algorithme de gradient stochastique NLMS.

On entraîne le réseau suivant les orientations de l'apprentissage supervisé pour se rapprocher ou atteindre la cible. Si l'erreur entre les résultats obtenus par le réseau et les mesures est nulle ou bien faible, alors le réseau est valide. La fonction MSE (Mean Squared Error) est utilisée au cours de l'apprentissage pour indiquer l'erreur faite par le réseau.

$$MSE = \sum_{i=1}^N e(i)^2$$

Où e est l'erreur faite par la prédiction initiale ; $e = y_{\text{écho}} - y_{RN}$

Et N est le nombre des termes reconstitués.

La racine carrée de cette erreur représente la performance « perf ».

Par la suite, pour l'étape de la validation nous avons fait entrer un échantillon ; avec les mêmes données, le réseau doit calculer l'erreur du filtre grâce au RN déjà élaborée, enfin on compare les résultats obtenus avec celles du 1^{er} échantillon.

Pour la création de ce RN il faudra choisir la fonction adéquate. Nous avons fait des essais avec un certain nombre de fonctions. L'apprentissage a été fait pour le signal de parole (Figure IV.2) de 800 échantillons et la validation a été faite pour 80000 échantillons. Nous notons que les fonctions suivantes utilisent la règle d'apprentissage.

Pour la création de ce RN il faudra choisir la fonction adéquate. Nous avons fait des essais avec un certain nombre de fonctions. Nous notons que les fonctions suivantes utilisent la règle d'apprentissage par rétro propagation 'BTF'.

La simulation :

Pour la simulation nous avons utilisé les fonctions suivantes :

NEWFF : Créer un réseau feed-forward. ,

NEWCF : Créer un réseau formable de propagation en cascade vers l'avant.

NEWFFTD : Créer un réseau de propagation par propagation d'entrée et de délai

Fitnet : c'est un MLP standard avec une couche cachée et une sortie de couche linéaire

Le RNA utilisé est un réseau multicouche avec les caractéristiques suivantes :

- Il possède un réseau de trois couches :

Couche d'entrée d'un seul neurone, couche cachée de 5 neurones et couche de sortie de un neurone.

- La fonction d'activation de neurone de la couche cachée est une sigmoïde «tansig» et pour le neurone de la couche de sortie est une fonction de transfert linéaire «purelin».
- Le poids et les biais sont initialisés aléatoirement.

L'entraînement ce fait par 1000 itérations. Les figures suivantes illustrent respectivement l'apprentissage et la validation du réseau de neurone.

L'apprentissage et la validation ce fait selon les étapes suivants pour tous les fonctions qu'on l'avait utilisées :

IV.7.L'algorithme de la procédure de l'apprentissage supervisé :

- Initialisation.
- Charge des données du signal d'entrée (la parole) et d'écho.
- Création du réseau de neurones (nombre de RN, la fonction d'activation, le mode de trainage, la méthode d'apprentissage supervisé, critère d'arrêt).
- Affichage de résultats.
- Evaluation des performances de l'apprentissage.

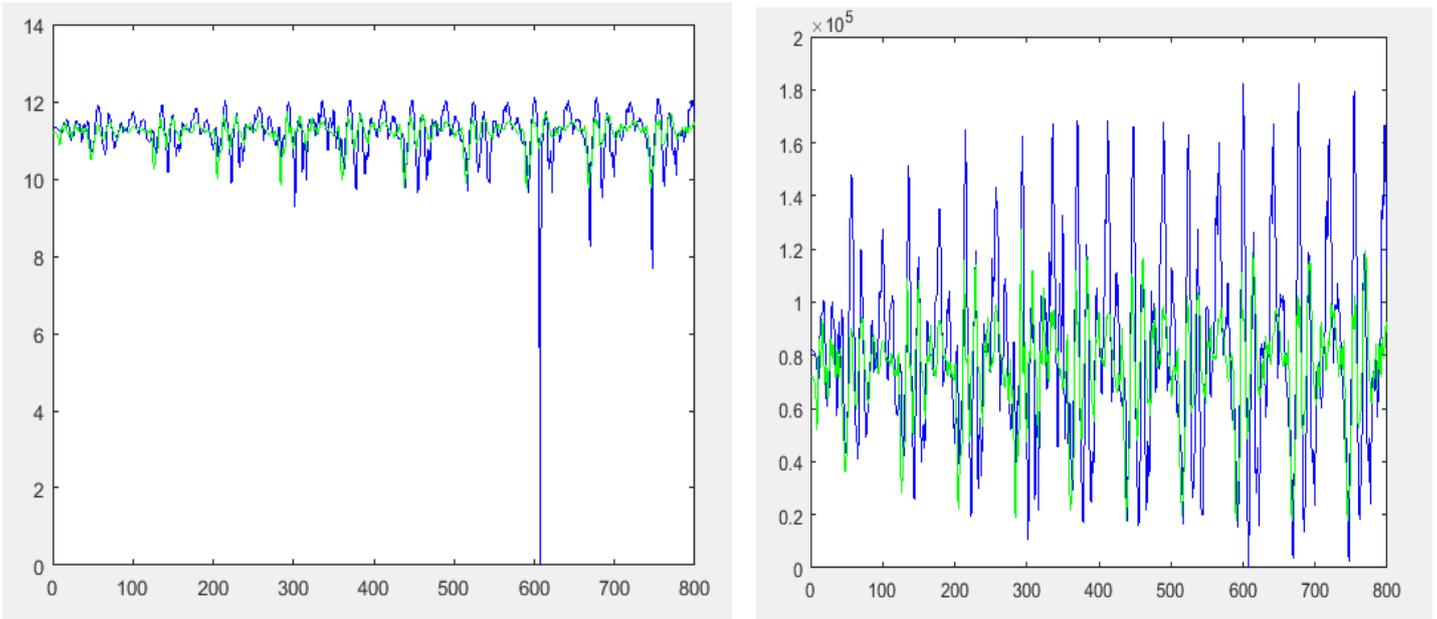
IV.8.L'algorithme de la validation :

- Initialisation.
- Charge les données du signal de parole.
- L'appel aux RN avec les poids.
- Affichage des résultats de la modélisation avec le RN.
- Charge la donnée pour écho mesuré.
- Evaluation du modèle.

IV.9.Résultats :

Après 7 itérations les résultats obtenus sont illustrés par les figures

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise



(a)

En bleu : le signal d'entré.
En vert : le signal estimé.

En
fonction
du temps

(b)

En bleu : Log du signal d'entré.
En vert : L'Exp du signal estimé.

Figure IV.7 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF

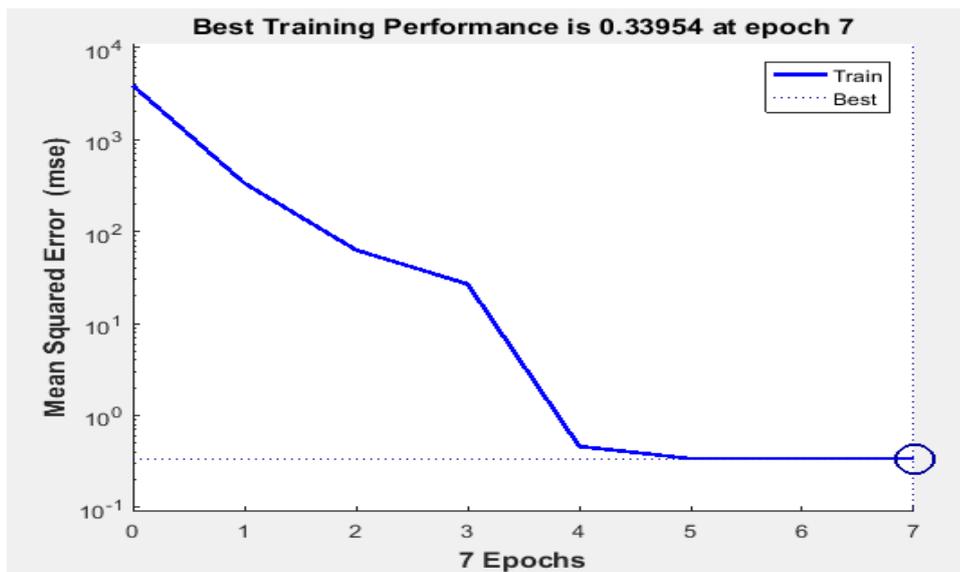


Figure. IV.8 : La performance de la fonction NEWFF est de 0.33954 à 7epochs.

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise

La performance de validation optimale est de 0.33954 à l'époque 7. La Figure IV.8 montre deux graphiques pour les paramètres d'apprentissage du ANN par rapport aux époques (passage de toutes les données d'apprentissage via une boucle d'itération). On peut voir que le processus de formation en réseau s'est achevé avec 7 epochs.

Après l'utilisation de la fonction NEWFF avec 14 et 27 itérations et toujours avec la fonction NEWFF.

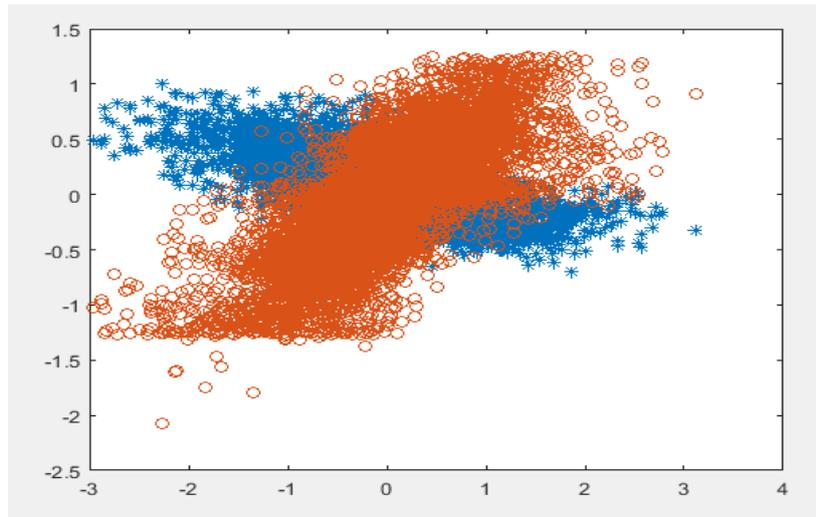


Figure. IV.9 : L'apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF pour 14 epochs

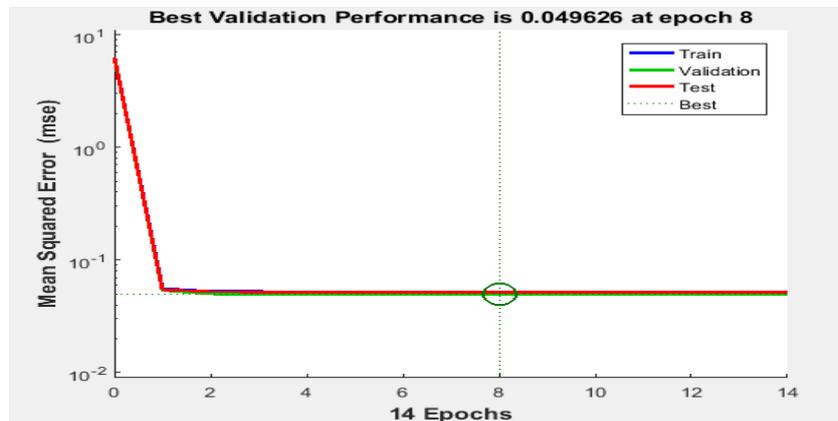


Figure. IV.10 : La performance de la fonction NEWFF est de 0.049626 à 8 epochs.

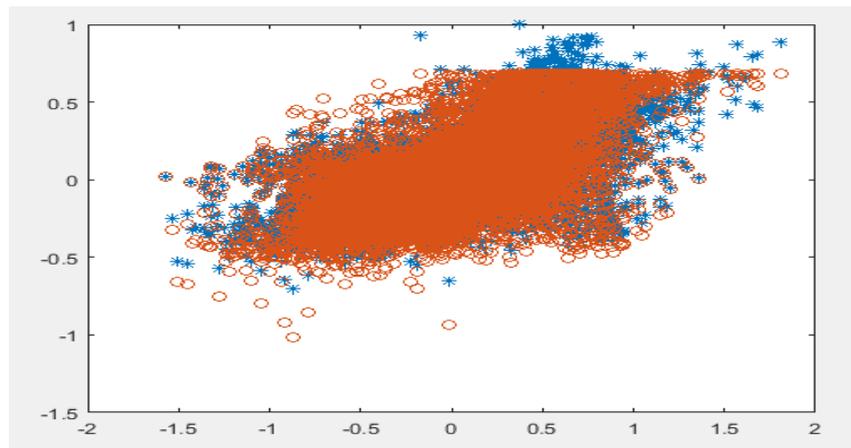


Figure. IV.11 :L'apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF pour 27 epochs

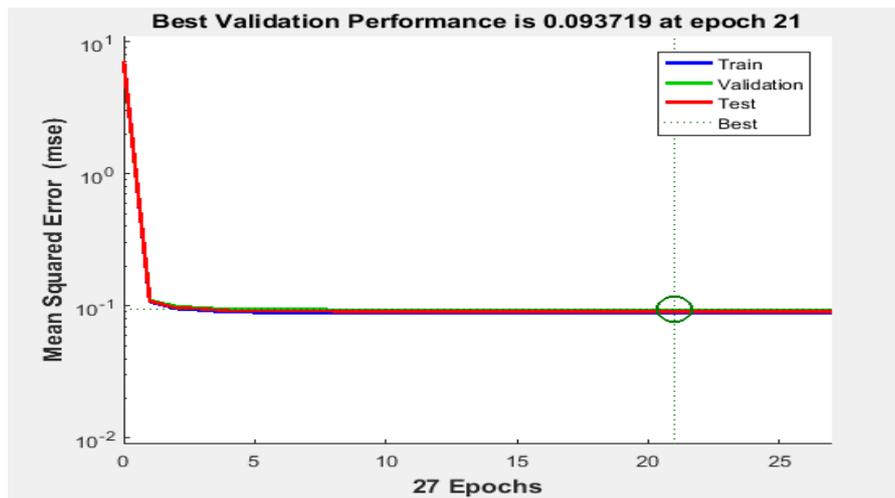
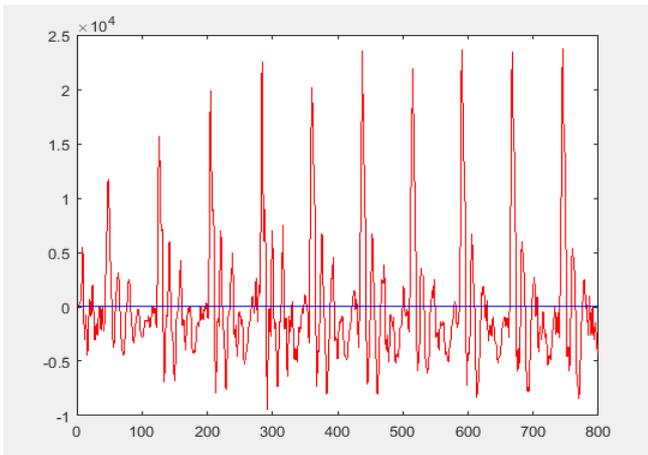


Figure. IV.12 :La performance de la fonction NEWFF est de 0.093719 à 21 epochs.

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise

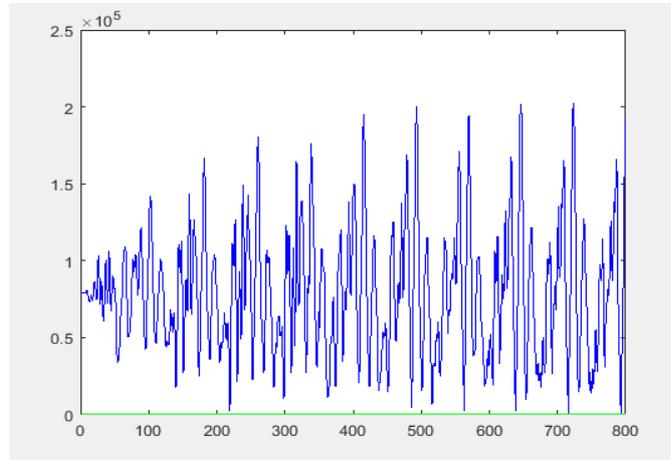
Après 7 itérations et l'utilisation de Feed-Forward net les résultats obtenus sont illustrés par les figures



En bleu : le signal d'entré.

En rouge : le signal estimé.

(a)



En bleu : le signal d'entré.

En vert : le signal estimé.

(b)

Figure IV.13 : L'apprentissage du réseau pour la fonction Feed-Forwardnet.

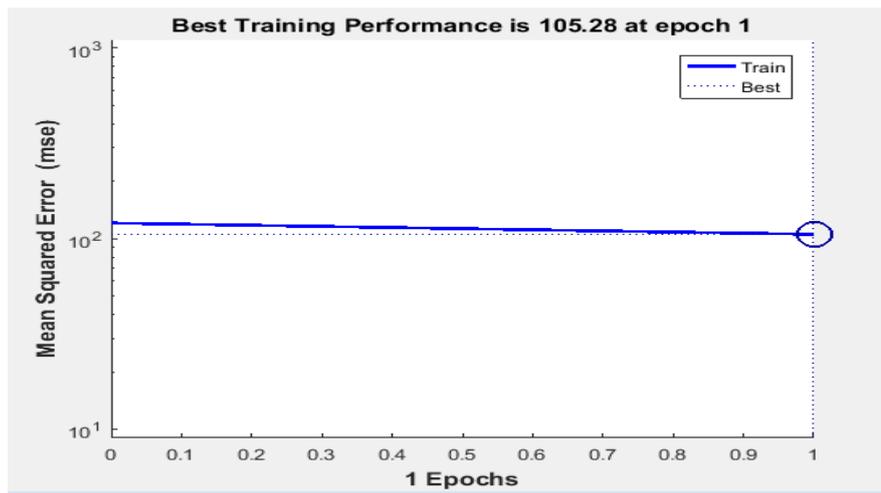
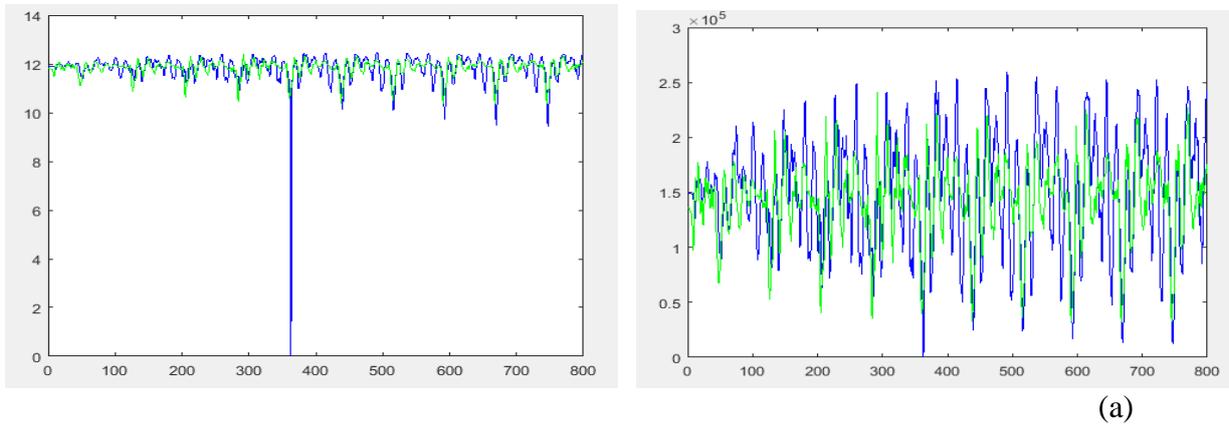


Figure. IV.14 : La performance de Feed-Forwardnet est de 105.28 à une itération

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise



(b)

En bleu : le signal d'entré.
 En vert : le signal estimé.

En
 fonction
 du temps

En bleu : Log du signal d'entré.
 En vert : L'Exp du signal estimé.

Figure IV.15 : Apprentissage du réseau pour la fonction Feed-Forwardnet.

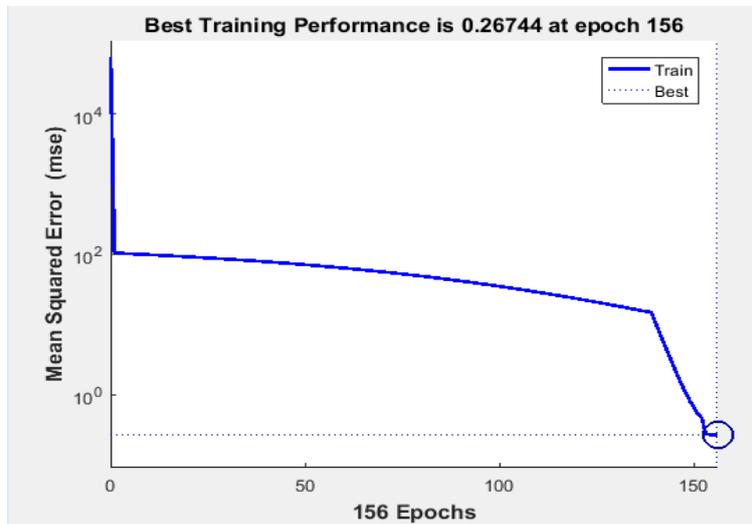


Figure IV. 16 : la performance de la fonction NEWFF est de 0.26744 à 156 epochs.

- Après 14 itérations et l'utilisation de la fonction NEWCF les résultats obtenus sont illustrés par les figures suivantes :

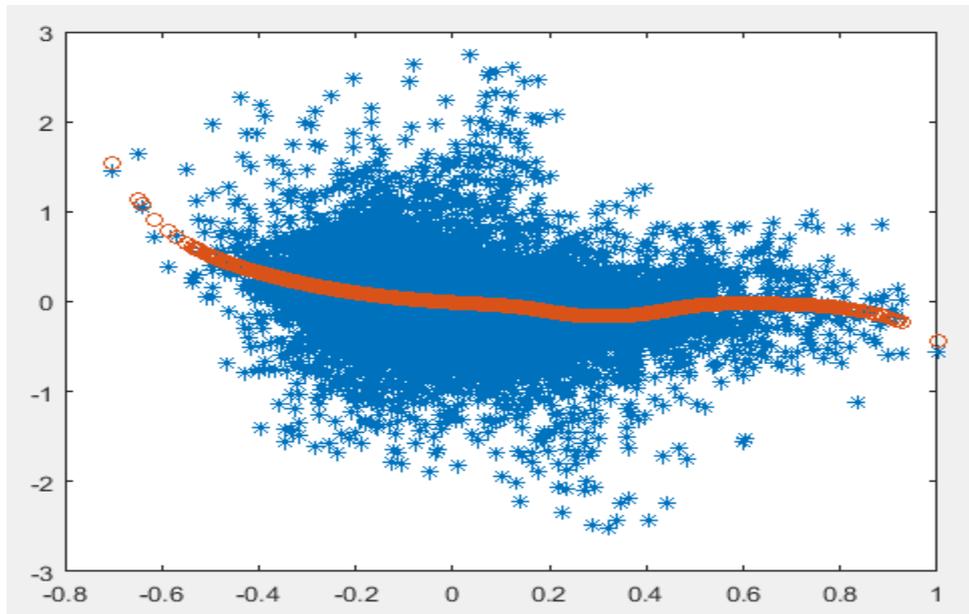


Figure.IV.17 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWCF.

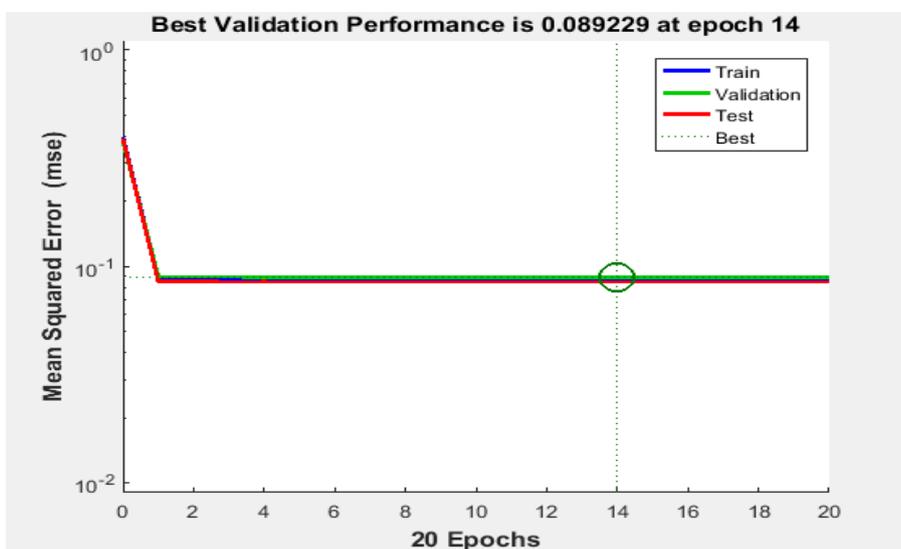


Figure 1V.18 : .La performance de NEWCF est de a 14 Epochs.

La performance de validation optimale est de 0,089229 à 14 Epochs. La Figure IV.18 montre trois graphiques pour les paramètres d'apprentissage du sous-système ANN par rapport aux époques (passage de toutes les données d'apprentissage via une boucle d'itération). On peut voir que le processus de formation en réseau s'est achevé avec 20epochs.

- Après l'utilisation de la fonction NEWFF et on ajouter un vecteur l'erreur, sa donne les résultats suivants :

Erreur=0.00001

Progress			
Epoch:	0	0 iterations	1000
Time:		0:00:00	
Performance:	0.00	0.00	0.00
Gradient:	0.00	0.00	1.00e-07
Mu:	0.00100	0.00100	1.00e+10
Validation Checks:	0	0	6

Figure IV.19 :.Outils de l'entrainement de réseau neurones

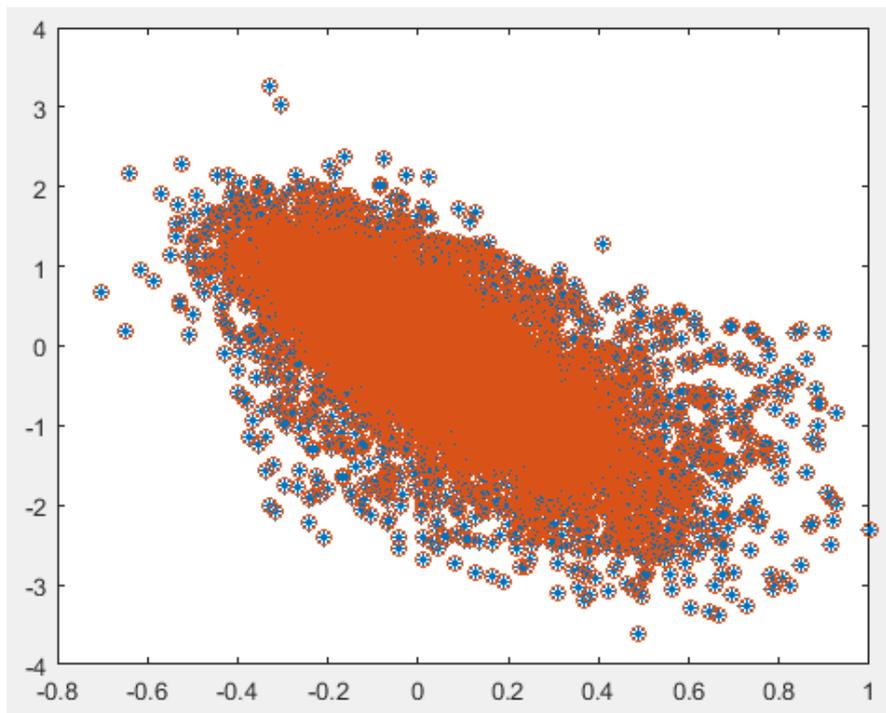


Figure IV.20 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF.

- Le même programme précédent avec la fonction NEWFFTD et NEWFF sa donne les résultats suivants :

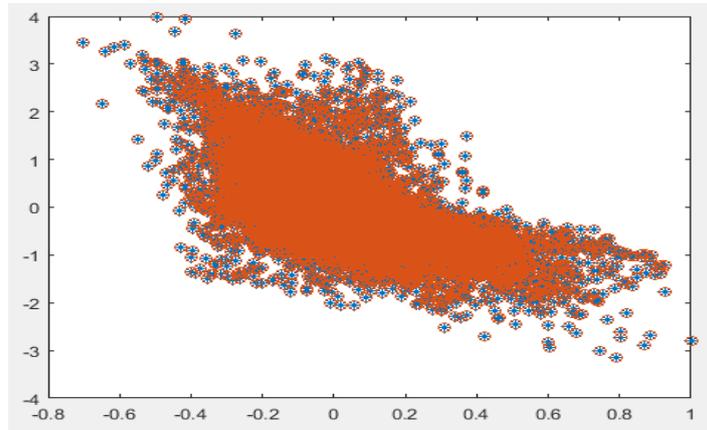


Figure IV.21 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFFTD.

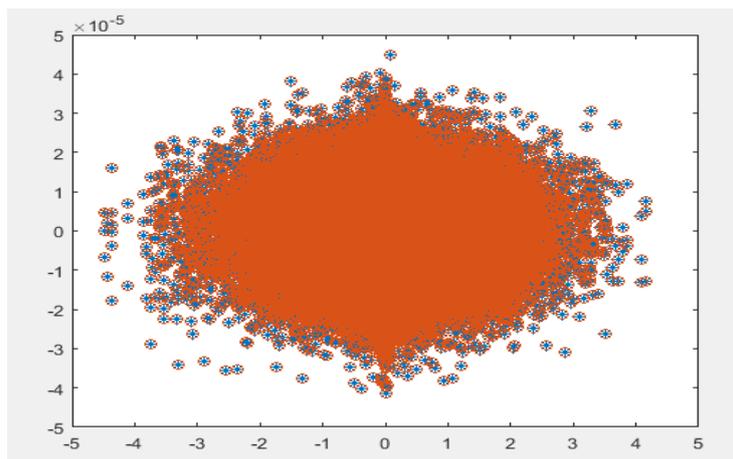


Figure IV.22 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF.

Il fait du l'apprentissage mais il nous affiche les figures directement avec l'instruction « net.trainParam » il affiche les paramètres suivants :

```
Show Training Window Feedback showWindow: true
Show Command Line Feedback showCommandLine: false
Command Line Frequency show: 25
Maximum Epochs epochs: 1000
Maximum Training Time time: Inf
Performance Goal goal: 0
Minimum Gradient min\_grad: 1e-07
Maximum Validation Checks max\_fail: 6
Mu mu: 0.001
Mu Decrease Ratio mu\_dec: 0.1
Mu Increase Ratio mu\_inc: 10
Maximum mu mu\_max: 10000000000
```

Figure IV.23 : Les paramètres de l'apprentissage.

- Avec la fonction NEWCF et après 4 itérations on obtient les résultats suivants

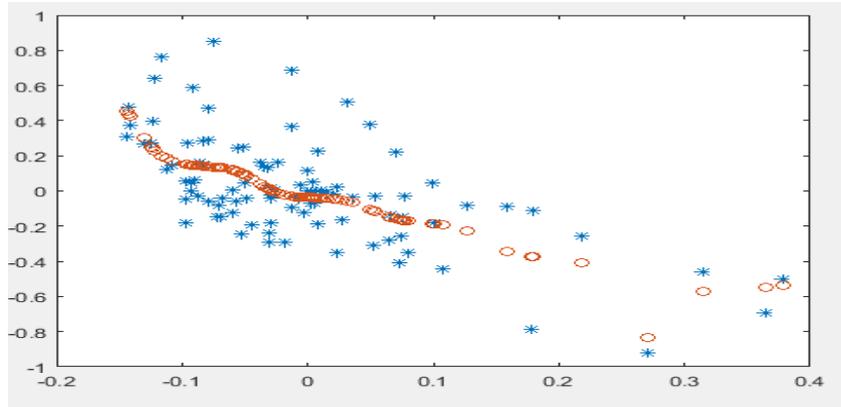


Figure IV.24 : Apprentissage du réseau pour la fonction NEWFF

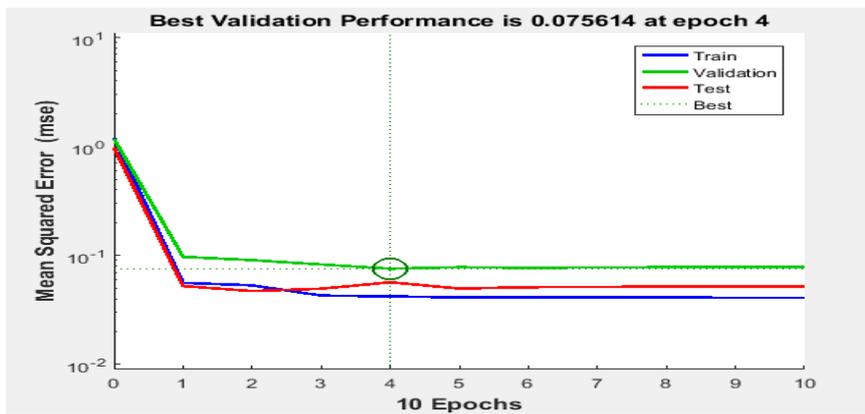


Figure IV.24 : La performance de NEWCF est de a 4 Epochs.

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise

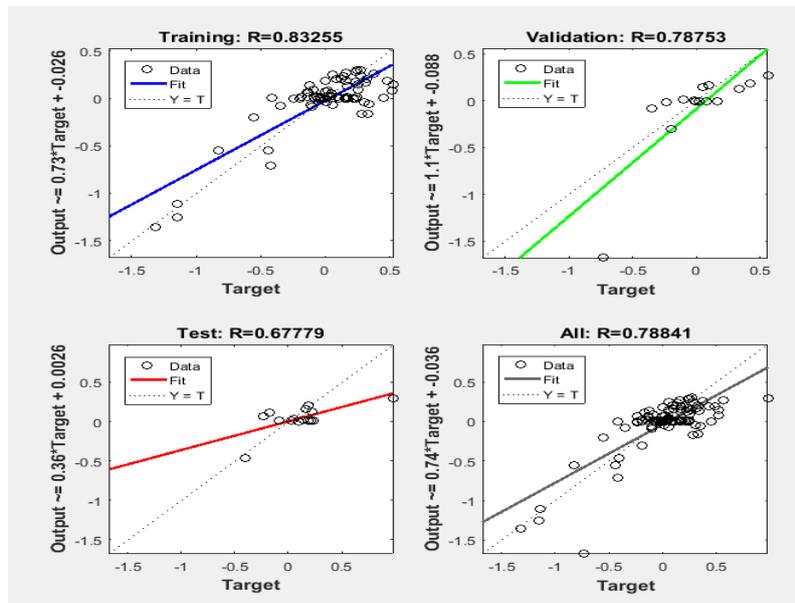
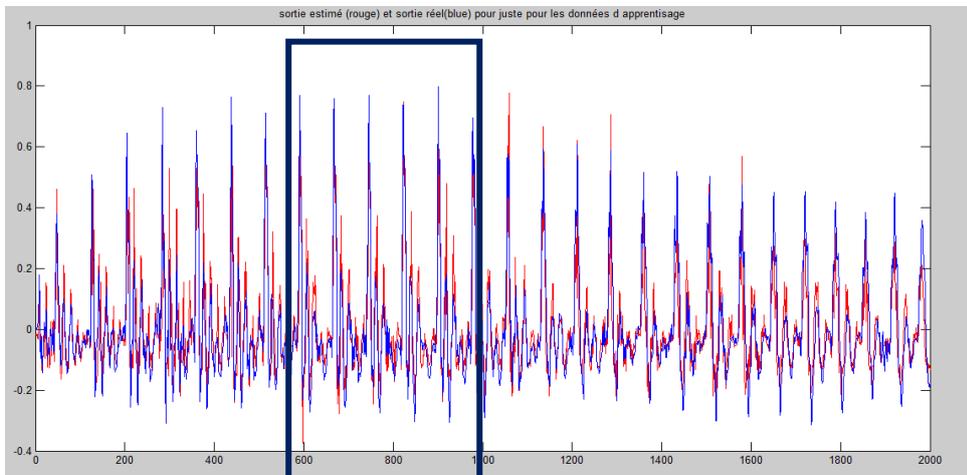


Figure IV.25 : Régression des échantillons d'apprentissages (800 échantillons

- Les résultats obtenus avec cascadeforwardnet :

Allures des signaux réelles et estimé



Le zoom

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise

Avec un zoom on obtient la figure suivante

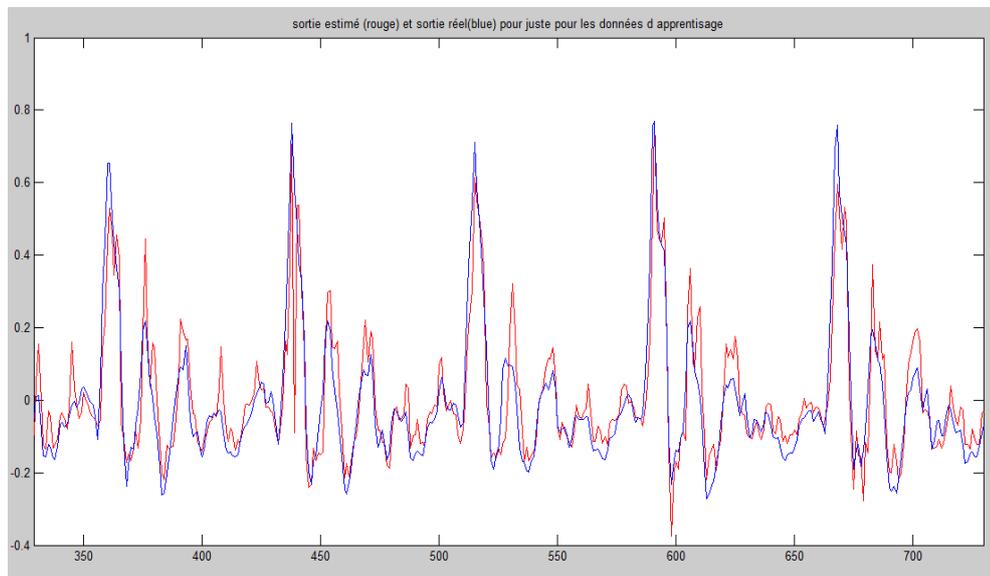


Figure IV.26 : Allures des signaux réelles et estimés

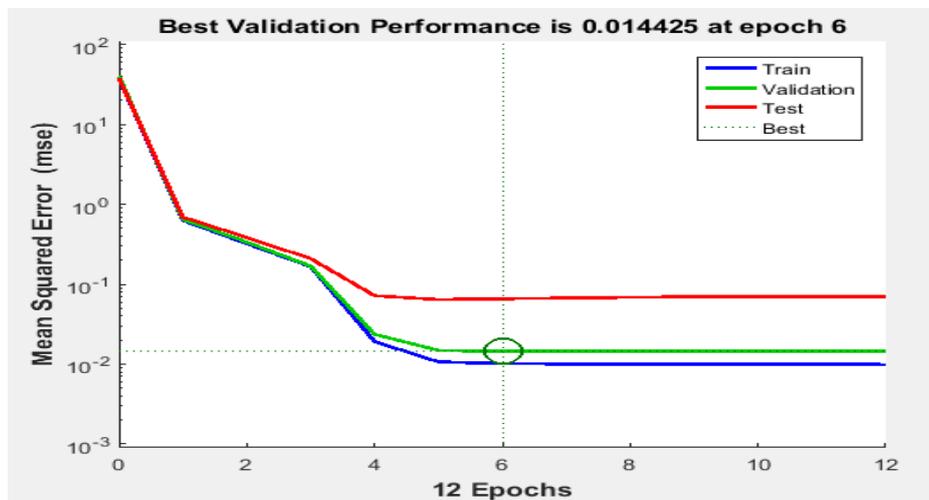


Figure IV.27: La performance de la fonction cascadeforwardnet a 6 epochs.

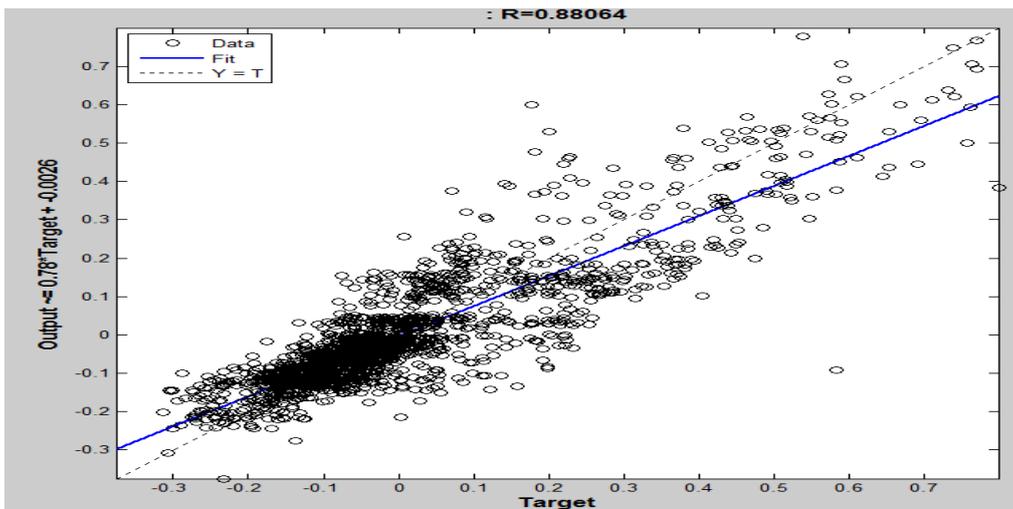


Figure IV.28. Régression des échantillons d'apprentissages (2000 échantillons)

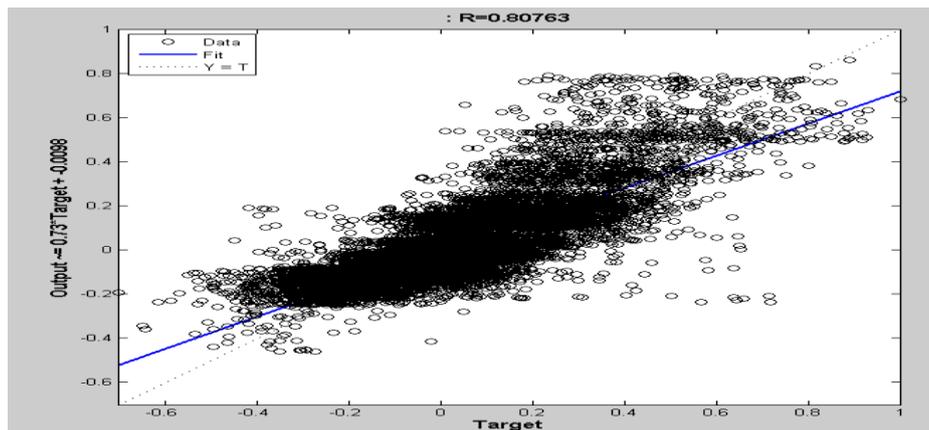


Figure IV.29 Régressions pour toutes les données (80000 échantillons)

- Les résultats obtenus avec la fonction **Fitnet** avec (800 échantillons) et la validation pour (80000 échantillons).

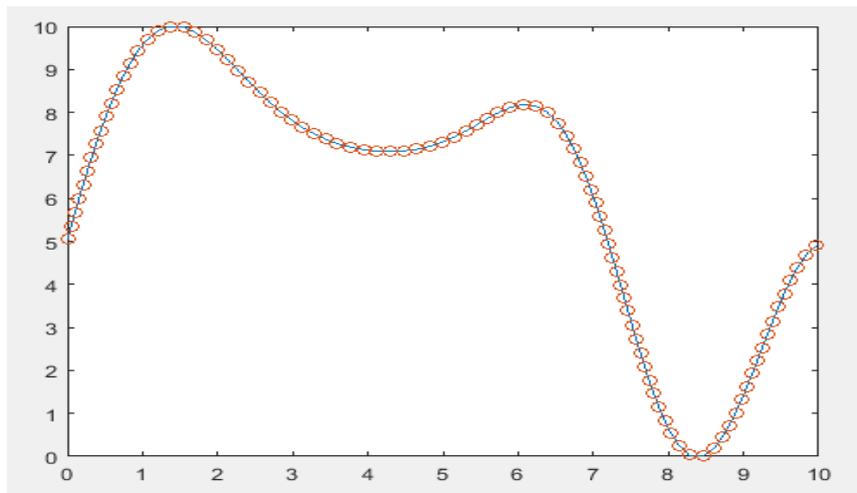


Figure IV.30 : Apprentissage du réseau pour la fonction Feed-Forwardnet

L'erreur quadratique moyenne par rapport aux époques de NN est illustrée à la figure IV.31, et l'histogramme des erreurs avec 20 intervalles (barres) est également illustré à la figure IV.32.

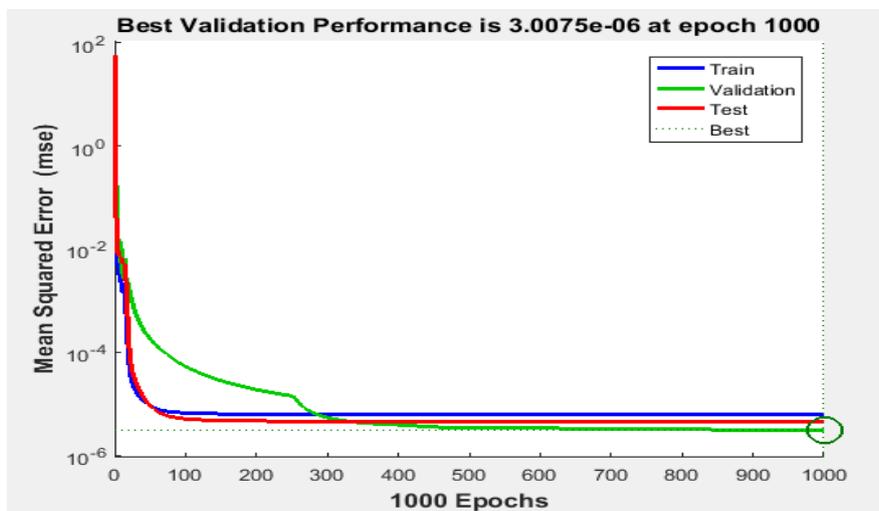


Figure IV.31 : .La performance de Feed-Forwardnet à 1000Epochs pour 800 échantillons.

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise

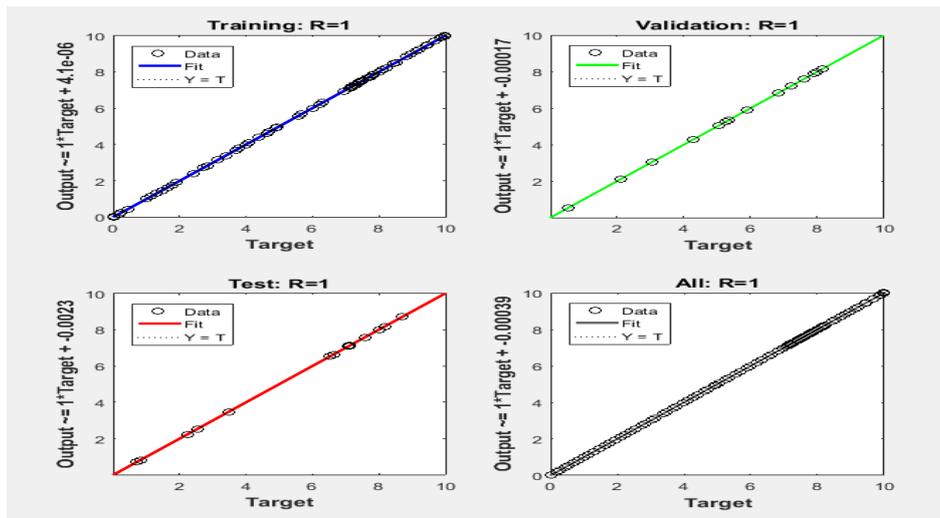


Figure IV.32 : Régression des échantillons d'apprentissages (800 échantillons)

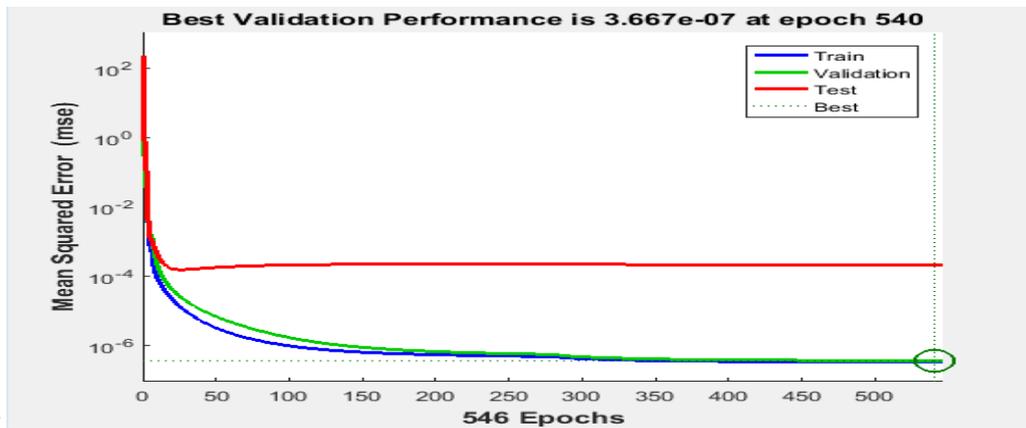


Figure IV.33 : La performance de Feed-Forwardnet a 540 Epochs pour 8000 échantillons.

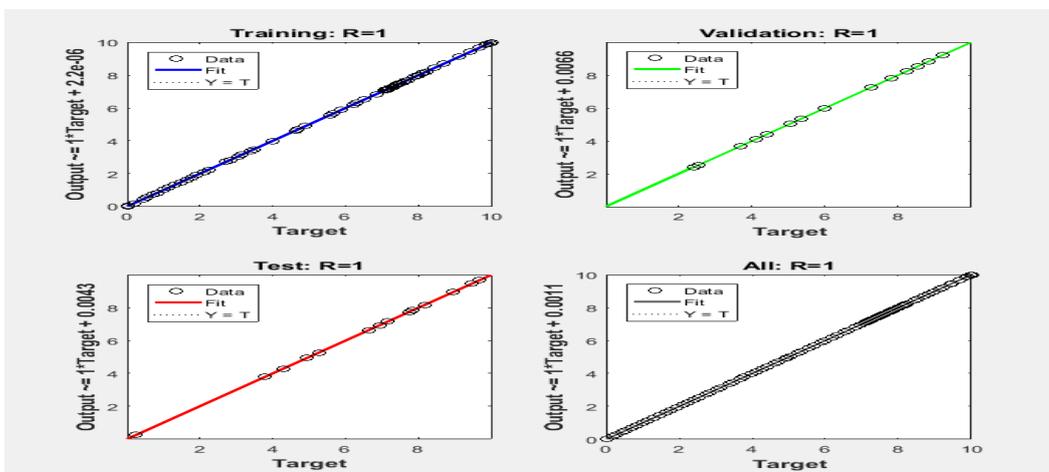


Figure IV.34 : Régression des échantillons d'apprentissages (8000 échantillons)

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise

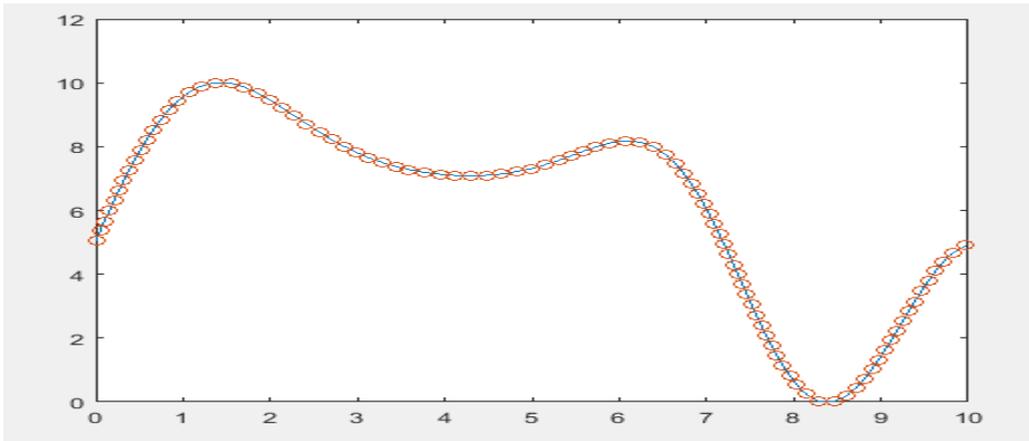


Figure IV.35 : Apprentissage du réseau pour la fonction Fitnet.

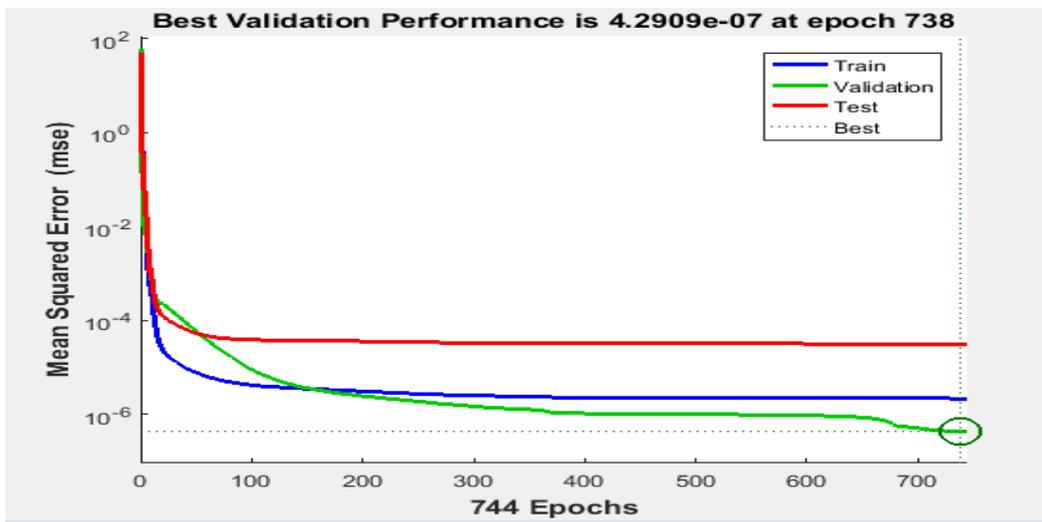


Figure IV.36 : La performance de Fitnet 738 Epochs pour 800 échantillons.

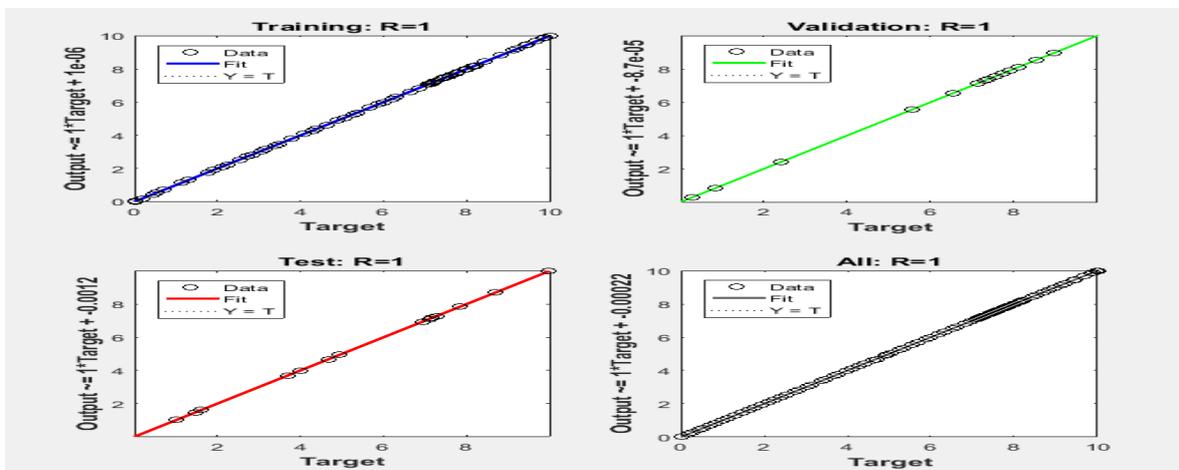


Figure IV.37: Régression des échantillons d'apprentissages (800 échantillons)

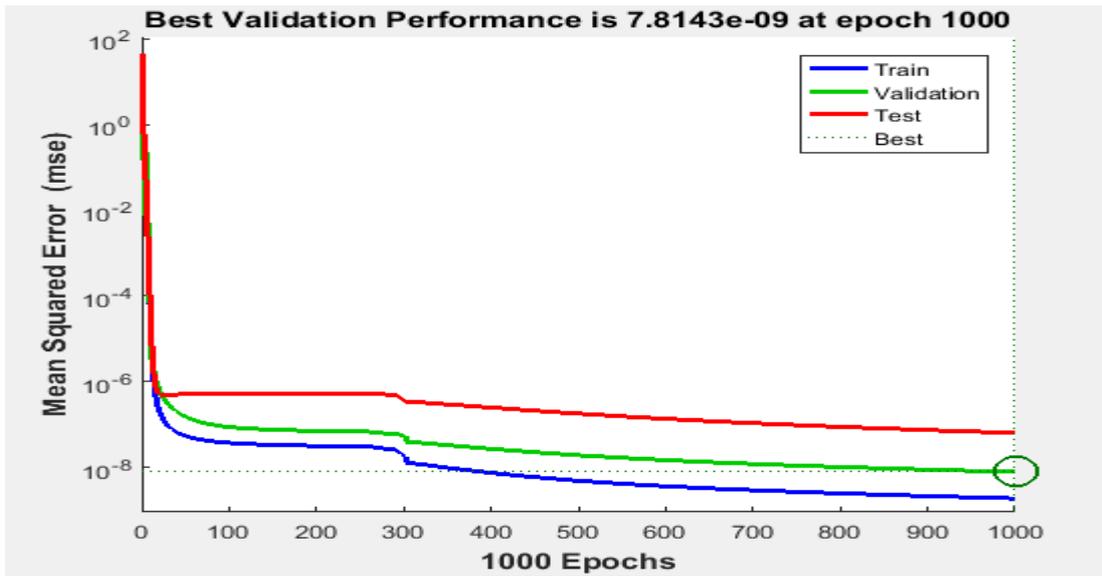


Figure IV.38 : La performance de Fitnet a1000 Epochs pour 80000 échantillons.

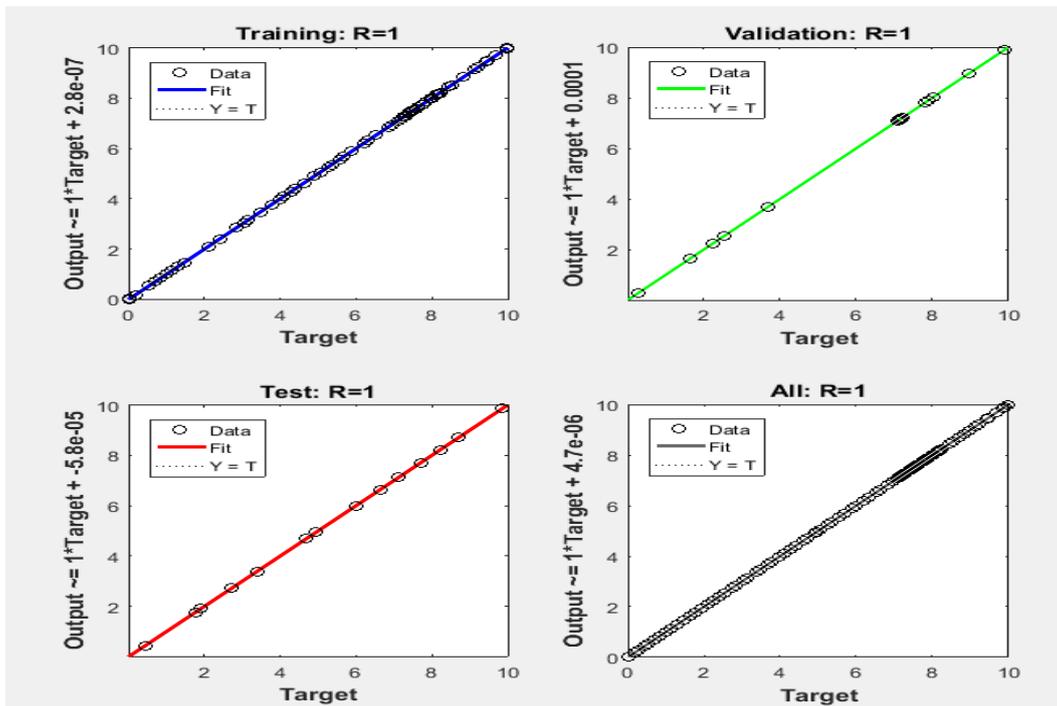


Figure IV.39 : Régression des échantillons d'apprentissages (80000 échantillons)

IV.10 .Discussion :

L'erreur MSE (Mean Square Error) de l'ANN a diminué avec les époques. Un ANN bien formé devrait avoir un MSE très faible à la fin de la phase de l'entraînement, ce qui, dans cet exemple ou l'erreur est égale à $7.8143e-09$ « ce MSE étant très petit (proche de zéro). Pour 80000 échantillons et $4.2909e-07$ pour 800 échantillons pour la fonction Fitnet a 1000 Epochs (figures IV.36, 38). Ainsi pour l'exemple ou l'erreur est égale à $3.667 e-07$ pour 8000 échantillons et de $3.0075e-06$ pour 800 échantillons a 540 Epochs (figures 31,33) pour la fonction Feed-forwardnet .cette procédure donne des très bons résultat par rapport à celle mesure d'après l'utilisation du l'algorithme NLMS $EQM=3.3793e-04$

Les résultats obtenus dans les figures(8,10,11,12,13,14,15,16,17,18,19et surtout 20,21,22 ,20) furent décevants. En effet, malgré de nombreux essais, on n'a jamais pu obtenir des résultats comparables à ceux obtenus avec la première méthode, bien que l'apprentissage se soit bien passé à part l'apprentissage de l'approche utilisé avec la fixation de l'erreur (les figures 20,21,22). Cela vient sans doute du fait que l'on donne moins d'informations au réseau en entrant des caractéristiques qu'en codant directement la position. De plus, les caractéristiques choisies ne sont peut-être pas les plus pertinentes.

Pour les figures (28, 29,32, 34, 37, 39) La sortie suit très bien les cibles pour l'entraînement, les tests et la validation, et la valeur R dépasse 0,80 pour la réponse totale.

IV.11. Conclusion

Pour conclure, on peut dire que la dégradation des performances (l'erreur et la vitesse de convergence) de l'algorithme du gradient stochastique NLMS en fonction de la taille du filtre est due aux non stationnarité que contient le signal parole et pour remédier à ce problème, nous avons utilisé les réseaux de neurones

Dans les réseaux multicouches, le grand problème est de déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones pour chacune de ces couches, afin d'obtenir le meilleur rapport précision/rapidité. En effet, un grand nombre de neurones augmente exagérément le temps de calcul, mais donne généralement (pas toujours !) de meilleurs résultats. Il n'existe actuellement pas de méthodes pour trouver la configuration optimale. Nous avons donc essayé plusieurs réseaux et gardé le meilleur

Chapitre IV : Etude comparative d'algorithme adaptatif (NLMS) et les réseaux de neurone utilise

Une autre difficulté est de choisir les positions (Choix de l'échantillon d'apprentissage) que l'on va faire apprendre au réseau. On a constaté en effet que si l'on montrait toutes les positions (du début d'une partie jusqu'à la fin).

Conclusion Générale

Conclusion générale et perspective

L'annulation d'écho acoustique est un problème qui se pose dans un grand nombre d'applications (téléphone main libre, téléconférence...). Les difficultés essentielles rencontrées sont d'une part liées à la durée des réponses impulsionnelles des canaux acoustiques à identifier et d'autre part à la nature des signaux à traiter.

L'algorithme de filtrage du type gradient stochastique NLMS est largement utilisé pour l'identification des réponses impulsionnelles à cause de sa faible complexité de calcul et sa stabilité numérique. Son principal inconvénient est que ces performances dépendent de la nature du signal d'entrée. La dégradation des performances de l'algorithme NLMS est due aux non-stationnarités que contient le signal parole.

L'utilisation du réseau de neurone pour la résolution ou l'estimation de l'écho acoustique à partir des mesures réelles a donné de très bons résultats par rapport à l'algorithme NLMS du point de vue de l'erreur.

Ce travail a montré que l'on pouvait utiliser les réseaux de neurones dans l'annulation d'écho acoustique, mais il faut dire aussi qu'il faut beaucoup de temps pour déterminer un « bon » réseau multicouche et de « bons » échantillons d'apprentissage. Un autre inconvénient est que le temps de calcul de la fonction d'évaluation est beaucoup plus important que dans un programme classique.

Les futurs travaux qui peuvent s'inscrire dans la suite de ce travail sont :

- La conception d'un système complet d'annulation d'écho à base de réseaux de neurones pour les futurs systèmes de téléconférence en contexte stéréophonique.

- Implémentation des annuler d'écho a base réseaux de neurones sur des carte DSP, FPGA...

REFERENCES

- [1]. J.P Julien « Acoustique des salles, prise et restitution du son, analysées à partir de la notion de canal acoustique », Note technique CENT NTILAA/TSS/128.Aout 1982.
- [2]. E. Amand, « Annulation d'écho multi-voie», rapport interne, 1994, CNET Lannion, France terminals» France.
- [3].A.Gilloire,J.F.Zurcher: «Achieving the control of the acoustic echo in audio terminals», in signal processing IV: Theories and applications, Elsevier 1988,pp.491-494
- [4]. G.Moustakides, S. Theodoridis « Fast Newton Transversal Filters - A New class of Adaptive Estimation Algorithms », IEEE Trans. Signal Processing, vol. ASSP 39, n°10, PP.2184-2193. Oct.1991
- [5]. J.P.Jullien, A. Gilloire « Mesure des réponses impulsionnelles en acoustiques» Note technique interne, CNET Lannion, 1984, France.
- [6]. G.Stoll & all., « Extension of ISO/MPEG-Audio layer II to multi-channel », 94th Audio Engineering Society Convention », Mars 1993, Berlin.
- [7]. A.Benallal, < Etude des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides et application à l'identification de réponse impulsionnelles acoustiques », thèse de doctorat, université de rennes I, France, janvier 1989
- [8]. N.Furuya, Y.Itoh, Y.Maruyama et T.Araseki, "Audio Conference Equipment with Acoustic Echo Cancellor," NEC Res. and Dev. Journal, n°76 45, pp 18-23, jan 1985
- [9]. J.P. Julien, A.Gilloire et A.Saliou, « Mesure de réponses impulsionnelles en acoustique », Note technique CNET NT/LAATSS/181, Juillet 1984.
- [10]. P.Huyes and Al, « adaptive filters - a review of technique », BT Technlogy -Journ. Vol. 10 N°1 jan. 1996.
- [11]. M.Bellanger, « Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif x, édition MASSON 1989.
- [12]. A. Benveniste, M.Metevier et P Priouret, Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques: Théorie et applications», Techniques stochastiques, MASSON 1987.

- [13].Frahang-Boroujeny., Fast LMS/Newton algorithms based on autoregressive modeling and their application to acoustic echo cancellation IEEE Transactions on signal processing, vol.45, N 8, pp 1987-2000 August 1997
- [14].M Djendi « Amélioration du comportement des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides, Application à l'identification de réponses impulsionnelles acoustiques longues» Thèse de doctorat. Ecole Nationale septembre 2006.
- [15] B.Widrow «Adaptive noise canceling principles and applications , Proc. IEEE Vol 63 pp. 1692-1716, 1976
- [16]. L. Ljung and T.Soderstrom 1983,«Theory and practice of recursive identification »M.I.T Press.1983.
- [17]. G Carayannis, D. Manolakis and N.Kalouptsidis, « A Unified View of Parametric Processing algorithms for Prewindowed Signals », signal processing. Vol. 10.N°4 ,pp 335-368, June 1986
- [18]. J.M Cioffi and T Kailath, « Fast Recursive Least Square Transversal Filters for adaptive Filtering », IEEE Trans On ASSP 32, N°2, pp.304-337, Apr 1984
- [19]. H.Schutze, Z. Ren « Numerical characteristics of Fast Least Squares Transverse Algorithms - A comparative study , Signal processing N°27, 1992
- [20].Panagiotis P. Mavridis and George V. Moustakidiss « Simplified Newton-Type Adaptive Estimation Algorithms », IEEE Transaction on signal processing. Vol 44, NO 8, August 1996.
- [21]. M.Djendi, « Réduction de la complexité des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides, application à l'annulation d'écho acoustique et implantation sur la carte DSP TMS320 C31 », Thèse de Magister université Saad Dahleb Blida, juillet 2000
- [22].A Benallal and A Gilloire, « A new method to stabilize fast RLS algorithms based on a first-order model of the propagation of numerical errors », Proc. IEEE ICASSP 1988 Conf, New York, April 1988, pp. 1373-1376.
- [23]. P Petillon, A Gilloire, S Theodoridis, < The Fast Newton Transversal Filter An Efficient Scheme for Acoustic Echo Cancellation in Mobile Radio ». IEEE Transaction on signal processing, Vol.42, NO.3, March 1994

- [24]. M. Sondhi and D.R Morgan, « Acoustic Echo Cancellation for Stereophonic Teleconferencing », Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics, Mohonk Mountain House, New Paltz, NY 1991, USA
- [25]. D. Boucherf, M. Djendi, A Guessoum, C. Ait Kaci, " Improvement of Acoustic Echo Cancellation by Gradient and Newton Adaptive Filtering Algorithms", 2005
- [26]. Farid YKHLEF, Fayçal YKHLEF, Hocine AITSAADI et Abderrezak GUESSOUM « Annulation d’Echo Acoustique et Suppression de Bruit pour les Communications Mains-libres » 22-26, 2009 – TUNISIA.
- [27]. Hassan EZZAIDI « Détection de la double parole dans le contexte de radiotéléphone main-libre en véhicule » décembre 97-UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI.
- [28]. Christophe BAILLY « L’acoustique au quotidien ! » N° 575 -Janv. / Fév. 2010-France.
- [29]. M. Djendi, A. Benallal, M. Arezki, A. Guessoum « Annulation d’Echo Acoustique avec Algorithmes d’Identification Adaptative à Complexité Réduite » Institut d’Electronique. Université de SAAD DAHLEB Route de Soumaa-. BP 270 BLIDA.
- [30]. Didier FELIX EKE « Méthode d’identification en virgule fixe d’un modèle non linéaire basé sur les algorithmes génétiques » Mai 2008-L’universite du QUEBEC A TROIS-RIVIERES.
- [31]. J.-F. Bercher & P. Jardin « Introduction au filtrage adaptatif » I4-TTS 2003 – ESIEE Paris.
- [32]. Jacob Benesty « Traitement des signaux Numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale » INRS-EMT. 2012
- [33]. Jacob BENESTY « algorithmes du type gradient a complexité de calcul réduite et a capacité de poursuite et vitesse de convergence accrues. application à l’annulation d’écho acoustique » 26.oct.1992- RPE/ETP CRPE, 38-40 rue du Général Leclerc, 92131 ISSY LES MOULINEAUX-France.
- [34]. François MICHAUT et Maurice BELLANGER « Filtrage adaptatif : théorie et applications Volume 1 théorie et algorithmes » version 6,26 Juin 2005.
- [35]. Djamila BOUCHEREF « Annulation d’écho acoustique BI-Voie par les algorithmes de filtrage adaptatif » Faculté des sciences de l’ingénieur département d’électronique –Blida, juin 2007.
- [36]. Régine Le Bouquin Jeannès-Beghdad Ayad « Système combinés d’Annulation d’écho et de réduction de Bruit » Laboratoire de Traitement du signal et de l’image –Université de Rennes1 Bat.22-Campus de Beaulieu-35042RENNES CEDEX-France.1997.

[37]. Yannick MAHIEUX, André GILLOIRE, Fadi KHALIL <<Annulation d'écho en téléconférence stéréophonique>>16septembre 1993-Centre National d'Etudes des télécommunications Route de Trégastel-22300 LANNION.

[38]. DAASSI-GNABA<< Annulation d'echo acoustique centralisée dans les réseaux radio-mobiles >> 19 septembre 2006- UNIVERSITE RENE DESCARTES - PARIS 5.

[39]. (Ahmad M. Ibrahim, 2003).

[40]. Claude TOUZET «LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS » Juillet 1992.

[41]. Ali Idri, Samir Mbarki, Alain Abran « L'interprétation d'un réseau deneurones en estimation du coût de logiciels ».

[42]. S. Marcos*, P. Roussel-Ragot**, L. Personnaz**,O. Nerrand**, G. Dreyfus**, C. Vignat* « RESEAUX DE NEURONES POUR LE FILTRAGE NON LINEAIRE ADAPTATIF » Laboratoire d'Electronique 10, rue Vauquelin 75005 PARIS.

[43]. J. Rynkiewicz, M. Cottrell, M. Mangeas, J.F. Yao «Modèles de réseaux de neurones pour l'analyse des séries temporelles ou la régression : Estimation, Identification, Méthode d'élagage SSM.+--

[44]. NAWAL CHEGGAGA « Génération de profils de vent à basse altitude par des processus à mémoire en vue d'applications éoliennes » N° d'ordre :01 / 2012 – D/EL