

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche
scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة

Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا

Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك

Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Télécommunication

Spécialité Réseaux & Télécoms

présenté par

HENOUDA Wassim

&

DOUMI Dalila Sirine

Annulation efficace de l'écho acoustique par l'algorithme LMF normalisé

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2022-2023

REMERCIEMENTS

Nous tenons, avant tout, à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté la santé et la patience et de nous avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et les moments difficiles pour aboutir à ce travail

Nous adressons nos remerciements les plus sincères à notre encadrant

Monsieur DJENDI Mohamed

professeur à l'université de Blida, pour sa direction et son accompagnement tout au long de cette année

Travailler avec lui a été un honneur et nous avons grandement apprécié sa précieuse assistance sa disponibilité et son soutien

Nous espérons avoir l'opportunité de collaborer à nouveau avec lui à l'avenir

Nos sincères remerciements lui sont adressés

Nous tenons à exprimer notre profonde

gratitude envers les membres du jury pour l'honneur et l'intérêt

qu'ils ont porté à notre mémoire en acceptant de l'examiner et de l'évaluer

Nous souhaitons également remercier chaleureusement toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à l'élaboration de ce mémoire.

Leur soutien et leurs contributions

ont été précieux tout au long de ce processus

DEDICACES

Avec un énorme plaisir, je dédie ce travail :

*A l'âme de mon père que dieu lui fasse miséricorde
et ma mère que dieu la protège
qui depuis mon enfance a toujours fait son maximum
en consacrant temps et argents, pour m'éveiller et m'encourager dans mes
passions
C'est grâce à vous et pour vous que
Je me donne à fond dans mes études.*

*Aucun mot ne saurait exprimer ce que je vous dois, ni combien je
Vous aime.*

Qu'Allah vous bénisse.

A mes deux frères Sameh et Anouar je vous aime très fort.

Ainsi qu'à mes tantes et mes oncles

*A mon encadrant Monsieur DJENDI Mohamed qui m'a facilité le
Chemin de mes études, par ses précieux conseils et orientations
bénéfiques.*

*A tous mes amis, sources de mon inspiration et mon courage, qui ont contribué
à la réussite de ce travail d'une manière indirecte, d'y avoir
apporté tant d'humeur et d'amour et pour tout le soutien moral prodigué
dans mes moments mes plus difficiles.*

WASSIM

DEDICACE

En premier lieu, je remercie Allah de m'aider tous à faire que le bien.

Je dédie ce modeste travail à :

A Ma chère maman qui m'a soutenu et encouragé durant ces années d'étude ;

A Mon père pour son soutien absolu ;

A ma sœur et mon frère ;

A ma grande famille ;

A tous mes amis sans exceptions ;

A tous ceux que j'aime

SIRINE

ملخص: ان وجود صدى صوتي له تأثير كبير على جودة الاتصال. في هذه المذكرة، سنتناول التحدي المتمثل في إلغاء الصدى الصوتي في الأماكن المغلقة. لهذا، أجرينا دراسة متعمقة وأجرينا عمليات محاكاة باستخدام الخوارزمية الرابعة الأقل متوسطاً، **NLMF**. تؤكد النتائج التي تم الحصول عليها من هذه المحاكاة فعالية هذه الخوارزمية في مجال إلغاء الصدى الصوتي.

الكلمات المفتاحية: الترشيح التكيفي، الصدى الصوتي، **NLMF**، إلغاء الصدى الصوتي.

Résumé : La présence d'un écho acoustique a un impact considérable sur la qualité de la communication. Dans ce mémoire, nous abordons le défi de l'annulation de l'écho acoustique dans les espaces clos. Pour cela, nous avons mené une étude approfondie et réalisé des simulations en utilisant l'algorithme NLMF. Les résultats obtenus à partir de ces simulations confirment l'efficacité de cet algorithme dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique.

Mots clés : filtrage adaptatif, écho acoustique, **NLMF**, annulation d'écho acoustique.

Abstract: The presence of an acoustic echo has a considerable impact on the quality of the communication. In this thesis, we address the challenge of acoustic echo cancellation in enclosed spaces. For this, we conducted an in-depth study and performed simulations using the NLMF. The results obtained from these simulations confirm the effectiveness of this algorithm in the field of acoustic echo cancellation.

Keywords: adaptive filtering, acoustic echo, **NLMF**, acoustic echo cancellation.

Liste des acronymes et abréviations

LMS	Least Mean Square
LMF	Least Mean Fourth
NLMS	Normalized Least Mean Square
NLMF	Normalized Least Mean Fourth
NLMF-VSS	Normalized Least Mean Fourth – Variable Step
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
EQMM	Erreur Quadratique Moyenne Minimale
SNR	Signal to Noise Ratio
AEC	Acoustic Echo Cancellation
DSP	Déigital signal processor
MSE	Mean Square Error

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE

Chapitre 01

Généralités sur la parole, le bruit et l'écho acoustique

1.1	Introduction.....	4
1.2	Notion générale sur la parole	4
1.2.1	Définition de la parole	4
1.2.2	Production de la parole	4
1.2.3	Perception de la parole.....	5
1.2.4	Classification du son de parole	5
1.3	Notion générale sur le bruit et l'écho.....	6
1.3.1	Bruit acoustique	6
1.3.2	Bruit blanc et bruit coloré	7
1.3.3	Rapport signal sur bruit.....	7
1.3.4	Echo	7
1.3.5	L'écho dans le système des télécommunications.....	8
1.3.6	Acoustique	8
1.3.7	Acoustique des salles	9
1.3.8	Canal acoustique	9
1.3.9	Les domaines de l'acoustique	10
1.3.10	Principe de l'annulation d'écho acoustique	10
1.4	Conclusion	11

Chapitre 02

Principes fondamentaux des techniques de filtrage et d'algorithmes adaptatifs

2.1	Introduction.....	14
2.2	Filtrage adaptatif	14
2.2.1	Principe du filtrage adaptatif.....	14
2.2.2	Définition	14
2.2.3	Critères de comparaison des filtres adaptatifs	15
2.2.4	Applications des filtres adaptatifs	15
2.3	Filtre de Wiener	15
2.4	Algorithme adaptatif	19
2.4.1	Définition	19
2.4.2	Les critères essentiels pour choisir un algorithme adaptatif efficace	19
2.4.3	Algorithm LMS (Least Mean Squares).....	20
2.4.4	Algorithm NLMS (Normalized Least Mean Squares).....	21
2.5	Avantages et inconvénients de chaque algorithme	23
2.6	Conclusion	24

Chapitre 03

Principe et dérivation des algorithmes adaptatifs LMF et NLMF

3.1	Introduction.....	26
3.2	Problème de stabilité de l'algorithme LMF	26
3.3	Algorithm NLMF (Normalized Least Mean Fourth).....	28
3.4	Conclusion	31

Chapitre 04

Résultats des simulations

4.1	Introduction.....	37
4.2	Simulation.....	37
4.2.1	Présentation des signaux d'essai.....	37
4.3	Evaluation du nouvel algorithme proposé NLMF-VSS avec différents pas d'adaptation.....	38
4.4	Paramètres de simulations.....	38
4.5	Test de l'algorithme NLMF-VSS proposé avec le signal de bruit.....	39
4.5.1	Effet de la taille de filtre L.....	39
4.5.2	Effet de rapport signal sur bruit RSB.....	41
4.5.3	L'effet de la taille de pas μ	43
4.5.4	Effet de la sparcité de la réponse impulsionnelle.....	46
4.6	Conclusion.....	48

Conclusion générale

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE

Liste des figures

Figure 1. 1 Modèle physiologique de la production de la parole.....	4
Figure 1. 2 Modèle simple de production de la parole.....	5
Figure 1. 3 Comparaison d'un son voisé et d'un son non voisé.....	6
Figure 1. 4 représentation d'un signal sinusoïdal bruité.....	6
Figure 1. 5 Rapport signal sur bruit.....	7
Figure 1. 6 Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique.....	9
Figure 1. 7 principe de l'annulation d'écho acoustique.....	10
Figure 2. 1 principe de filtre adaptatif.....	14
Figure 2. 2 Principe du filtre de Wiener.....	16
Figure 3. 1 Schéma fonctionnel de l'algorithme LMF.....	26
Figure 4. 1 signal de parole, fréquence d'échantillonnage est de 8kHz.....	37
Figure 4. 2 Bruit blanc.....	38
Figure 4. 3 Effet de la taille de filtre L sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $L=32$ et $RSB=35$, $\mu=0,5$	39
Figure 4. 4 Effet de la taille de filtre L sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $L=128$ et $RSB=35$, $\mu=0,5$	40
Figure 4. 5 Effet de la taille de filtre L sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $L=256$ et $RSB=35$, $\mu=0,5$	41
Figure 4. 6 Effet de rapport signal sur bruit RSB sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $RSB=10$ et $L=256$, $\mu=0,5$	42
Figure 4. 7 Effet de rapport signal sur bruit RSB sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $RSB=35$ et $L=256$, $\mu=0,5$	42
Figure 4. 8 Effet de rapport signal sur bruit RSB sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $RSB=45$ et $L=256$, $\mu=0,5$	43
Figure 4. 9 Effet de taille de pas μ sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,5$ et $RSB=35$, $L=256$	44
Figure 4. 10 Effet de taille de pas μ sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,05$ et $RSB=35$, $L=256$	44
Figure 4. 11 Effet de taille de pas μ sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,005$ et $RSB=35$, $L=256$	45
Figure 4. 12 Effet de la sparcité de la RI sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,5$ et $RSB=35$, $L=256$ (cas fortement sparce).....	46
Figure 4. 13 Effet de la sparcité de la RI sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $M=0,05$, $\mu=0,5$ et $RSB=35$, $L=256$ (cas sparce).....	47
Figure 4. 14 Effet de la sparcité de la RI sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $M=0,005$, $\mu=0,5$ et $RSB=35$, $L=256$ (cas faiblement sparce).....	47

Liste des tableaux

<i>Tableau 2- 1 Résumé des équations du filtre de Wiener</i>	19
<i>Tableau 2- 2 Résumé des équations du filtre adaptatif LMS</i>	21
<i>Tableau 2- 3 Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS</i>	23
<i>Tableau 2- 4 Avantages et inconvénients de LMS et NLMS</i>	24
<i>Tableau 3- 1 Résumé des équations de l'algorithme adaptatif LMF</i>	28
<i>Tableau 3- 2 Résumé des équations du filtre adaptatif NLMF</i>	31
<i>Tableau 4- 1 Différents paramètres utilisés pour la simulation</i>	39

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

La télécommunication a évolué pour rendre la communication plus rapide, plus facile et plus accessible à tous, mais malheureusement il y a un problème qui s'avère notamment dans la communication bidirectionnelle telle que (les appels téléphoniques ; conférence en ligne) Ce problème est l'écho acoustique qui est un signal apparaît à cause du couplage inévitable entre le haut-parleur et le microphone et qui est renvoyé au locuteur distant que celui-ci reçoit l'écho de sa propre voie.

Pour qu'une communication soit de très bonne qualité, on doit éviter ce phénomène gênant en mettant en œuvre un traitement spécifique consistant l'annulation de l'écho acoustique, ce traitement est un processus appliqué au son pour empêcher les interlocuteurs d'entendre leur propre voie.

L'annulation d'écho acoustique est une application typique de filtrage adaptatif dont le principe est l'identification d'un canal de couplage acoustique avec une entrée et une sortie remarquables, mais comme ces signaux sont non stationnaires on a rencontré un nouveau problème qu'on a essayé de le résoudre en utilisant non seulement des filtres mais des filtres et des algorithmes adaptatifs tels que LMS (Least Mean Squares), NLMS (Normalized Least Mean Squares), LMF (Least Mean Fourth), mais à chaque fois que nous appliquons un algorithme spécifique parmi ces algorithmes, nous découvrons après un certain temps qu'il existe une lacune à laquelle il faut remédier en introduisant de nouveaux algorithmes ou en développant l'un d'entre eux, pour notre étude nous avons développé l'algorithme LMF vers NLMF, qui a montré une grande efficacité.

L'objectif de notre mémoire consiste à améliorer l'efficacité de la méthode d'annulation d'écho acoustique en proposant l'utilisation de l'algorithme NLMF.

Ce rapport de mémoire de Master est composé de quatre chapitres :

Le premier chapitre : Généralité sur la parole, le bruit et l'écho acoustique.

Dans ce chapitre, il sera présenté les notions de base de la parole, le bruit et l'écho acoustique.

Le deuxième chapitre : Principes fondamentaux des techniques de filtrage et d'algorithmes adaptatifs.

Dans ce chapitre nous allons présenter les filtres et les algorithmes adaptatifs les plus répandus comme LMS, NLMS.

Le troisième chapitre : principe d'algorithme LMF et NLMF

Ce chapitre traite l'algorithme que nous développons dans ce projet de fin d'étude pour l'amélioration d'annulation de l'écho acoustique à savoir le NLMF.

Le quatrième chapitre : Résultat et simulation

Dans ce chapitre, on présentera les résultats de simulations de l'algorithme NLMF, évalués selon divers critères de performance.

Finalement, notre travail sera finalisé par une conclusion générale.

Chapitre 01

Généralités sur la parole, le bruit et l'écho acoustique

1.1 Introduction

La parole est un moyen de communication entre les êtres humains, peut être modélisée par le résultat de l'excitation du conduit vocal par un train d'impulsions ou un bruit.

Parmi les phénomènes gênants et qui perturbent la parole : l'écho acoustique qui se produit lorsqu'un son est réfléchi par une surface et renvoyé vers l'auditeur avec un délai.

Dans ce chapitre ; nous allons présenter des généralités sur la parole, bruit, écho acoustique et le principe de son annulation (l'annulation d'écho acoustique).

1.2 Notion générale sur la parole

1.2.1 Définition de la parole

La parole est la manière naturelle et la forme la plus commune de communication humaine. Physiquement, elle est un signal réel, continu, d'énergie finie, non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps, peut être considérée : (périodique, aléatoire, impulsionnelle) [1].

1.2.2 Production de la parole

La production de la parole est l'opération la plus complexe de l'activité biologique humaine, est un système dynamique, dont le comportement à un moment donné dépend de ses états antérieurs. Le système est donc dépendant d'une variable paramétrable.

Elle fait intervenir plusieurs organes. La source de la parole provient des poumons qui émettent un flux d'air, qui va traverser le larynx pour faire vibrer ou non les cordes vocales. Il va ensuite traverser le conduit vocal (cavité nasale et buccale) et les articulateurs tels que les lèvres et la langue. (Figure 1.1).

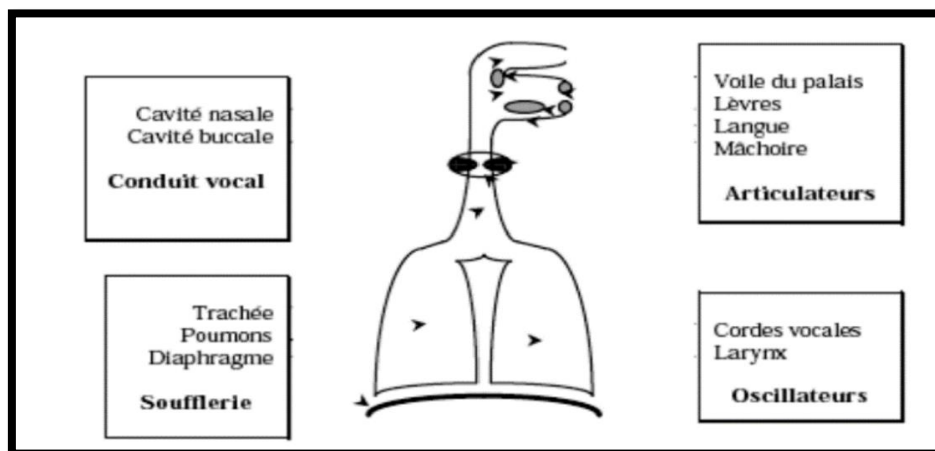


Figure 1. 1 Modèle physiologique de la production de la parole.

L'évolution temporelle de la fréquence fondamentale F_0 ou pitch est une information spécifique à chaque locuteur, qui varie en fonction des phonèmes qu'il prononce au cours d'une phrase. [2]

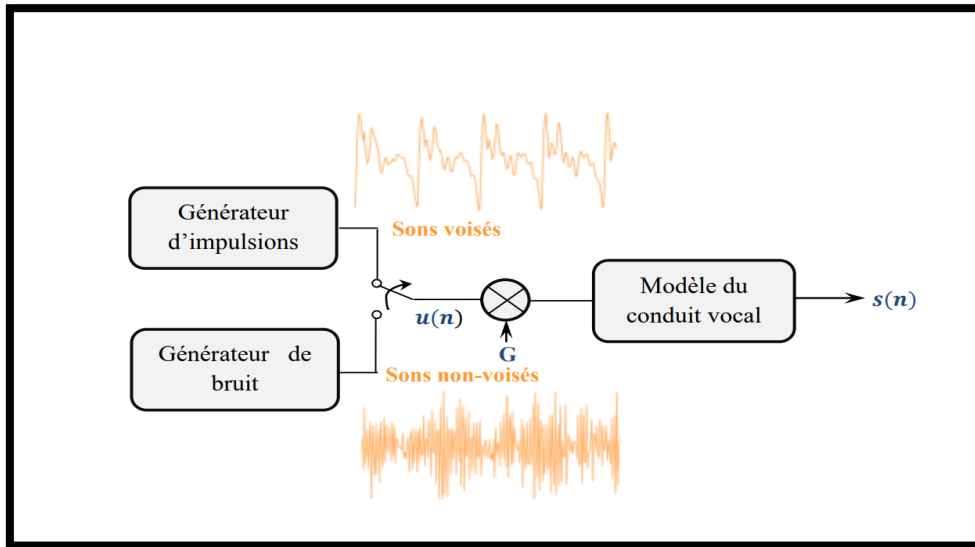


Figure 1. 2 Modèle simple de production de la parole

1.2.3 Perception de la parole

La perception de la parole est un processus complexe qui est influencé par de nombreux facteurs, tels que le bruit de fond, le contexte linguistique et la qualité du signal acoustique. Les caractéristiques de ce signal sont appelées traits acoustiques tels que la fréquence fondamentale qui est l'un des traits acoustiques les plus importants de la parole, elle correspond à la fréquence de base de la vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur. Il y'a un autre trait qui s'appelle le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix.

Le dernier trait acoustique est l'énergie qui est liée à l'amplitude du signal sonore de la parole. Elle est plus forte pour les segments voisés [3].

1.2.4 Classification du son de parole

Le signal de parole est globalement non stationnaire mais peut être considéré comme stationnaire sur de très courtes périodes, de l'ordre de 20ms (signal pseudo-stationnaire). Sur un segment de parole de cette longueur la voix est habituellement et schématiquement séparée en trois classes distinctes :

Sons voisés : les sons voisés c'est lorsqu'il y a vibration des cordes vocales, ils représentent les voyelles, le signal est alors quasi périodique modélisé par train d'impulsions périodiques de fréquence dite de voisement F_0 , qui correspond à la fréquence de vibration des cordes vocales, la fréquence fondamentale ou pitch [4].

Sons non voisés : les sons non voisés dans le cas d'un simple soufflement, le signal est alors considéré comme un bruit blanc filtré par le conduit vocal (signal aléatoire).

Silences : Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique il s'agit de bruits, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile [5].

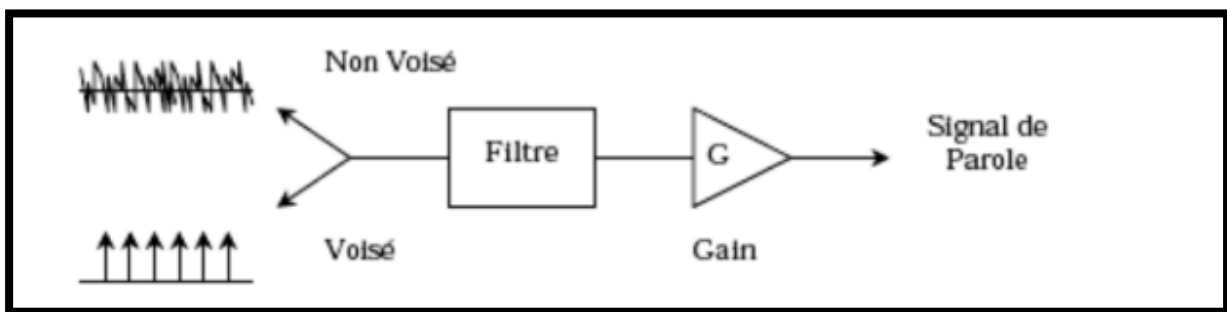


Figure 1. 3 Comparaison d'un son voisé et d'un son non voisé

1.3 Notion générale sur le bruit et l'écho

1.3.1 Bruit acoustique

Un bruit correspond à tout phénomène perturbateur gênant la transmission ou l'interprétation d'un signal. Il existe plusieurs types de bruit comme bruit blanc, coloré... .

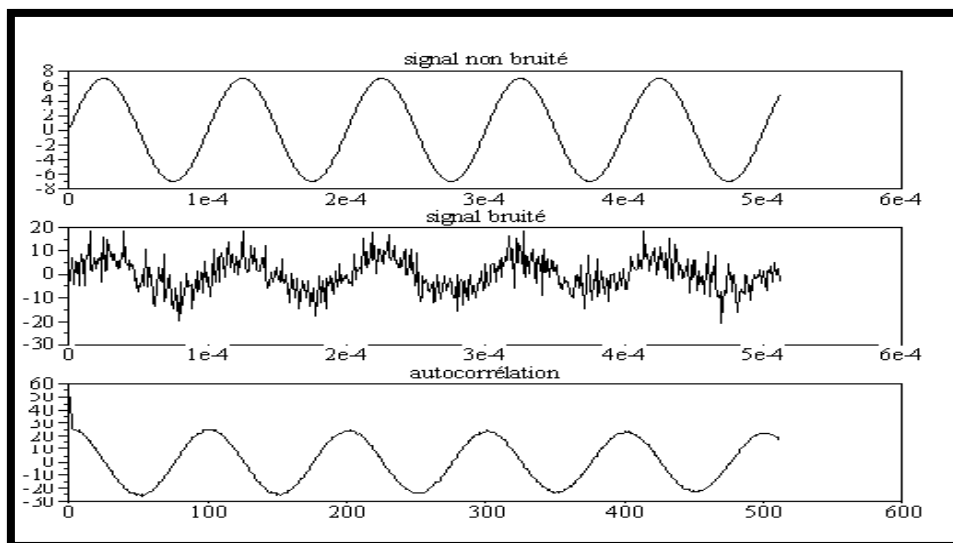


Figure 1. 4 représentation d'un signal sinusoïdal bruité

1.3.2 Bruit blanc et bruit coloré

Un bruit blanc est un signal aléatoire stationnaire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante (la fonction d'autocorrélation est l'impulsion de Dirac). [2]

Le bruit coloré est un bruit blanc dont on abaisse la puissance sonore de 3dB à chaque octave (filtré), la fonction d'autocorrélation ne sera pas une impulsion de Dirac, mais c'est une courbe étroite et la DSP n'est pas constante en fonction de fréquence.

1.3.3 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit est le rapport des puissances entre la partie du signal qui représente une information et le reste qui constitue un bruit de fond. C'est un indicateur de qualité de la transmission d'une information. Il s'exprime dans ce cadre généralement en décibels (dB).

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{p^s}{p^b} \right)$$

- P_s : la puissance du signal.
- P_b : la puissance du bruit.

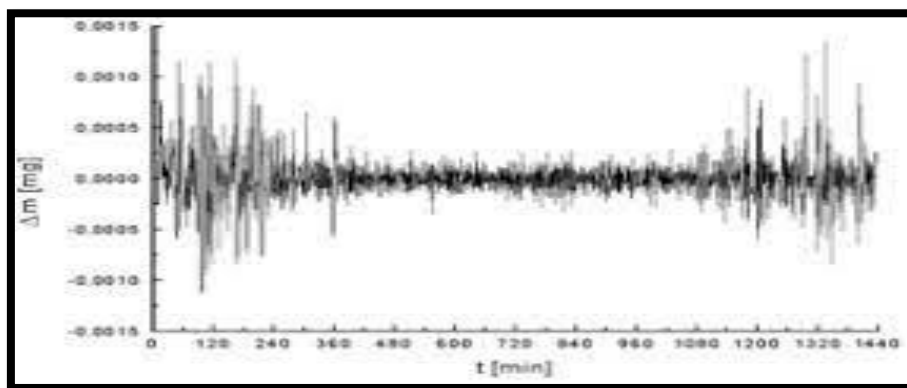


Figure 1. 5 Rapport signal sur bruit

1.3.4 Echo

Le phénomène d'écho se produit lorsque le signal vocal émis est réfléchi, provoquant une réverbération. L'écho est une répétition du signal qui se produit lorsque les caractéristiques du milieu à travers lequel l'onde se propage changent, entraînant des réflexions.

Les échos sont utilement utilisés dans les sonores et les radars pour la détection et à des fins d'exploration.

1.3.5 L'écho dans le système des télécommunications

Il existe deux différents types de l'écho dans le système de télécommunication, acoustique et électrique chacun a des origines. L'écho peut être Caractériser par la réponse impulsionnelle associée au chemin entre ses points Lancés et observés [6].

L'écho électrique

L'écho électrique se réfère à la répétition indésirable d'un signal électrique dans un système de communication ou de transmission. Lorsqu'un signal est transmis sur une ligne de communication, il peut se refléter à partir de différents points de discontinuité, tels que des connexions mal adaptées ou des changements d'impédance. Cette réflexion génère une version retardée et affaiblie du signal original, qui se superpose au signal initial et peut provoquer des interférences et une dégradation de la qualité de la transmission. L'écho électrique est souvent résolu en utilisant des dispositifs d'annulation d'écho ou des techniques de filtrage pour éliminer ou atténuer efficacement ces réflexions indésirables.

L'écho acoustique

L'écho acoustique fait référence à la répétition du son perçu après une réflexion ou une réverbération dans un environnement. Lorsqu'un son est émis et se reflète sur des surfaces solides, il peut revenir vers l'auditeur avec un léger délai et une atténuation. Cela crée une perception distincte de répétition du son, connue sous le nom d'écho acoustique. L'écho acoustique peut être rencontré dans des environnements réverbérants tels que les salles vides, les grands espaces ouverts ou les espaces avec des surfaces réfléchissantes.

1.3.6 Acoustique

L'acoustique est la partie des sciences qui s'intéresse aux sons, depuis leur émission, ou production (source), à leur transmission dans le milieu, jusqu'à leur réception (microphone) et leur perception (oreille).

On distingue deux aspects de l'acoustique :

L'aspect objectif : Recherche impliquant des grandeurs physiques liées aux vibrations acoustiques.

L'aspect perceptif : qui concerne l'étude des sensations auditives/perceptives provoquées par les sons.

1.3.7 Acoustique des salles

Les acoustiques utilisent des méthodes électroacoustiques pour améliorer ou modifier les propriétés acoustiques dans diverses situations, qu'il s'agisse de corriger une pièce mal conçue ou de modifier l'acoustique d'une salle multifonctionnelle. De plus en plus d'acousticiens s'intéressent aux systèmes électro-acoustiques pour améliorer les propriétés acoustiques d'une pièce. Ces systèmes sont basés sur une disposition matricielle de microphones et de haut-parleurs pour modifier la répartition de l'énergie dans la pièce. Le problème abordé ici est le contrôle de la stabilité et du niveau de rétroaction des haut-parleurs de la boucle vers les microphones à proximité [7].

1.3.8 Canal acoustique

C'est un support (physique ou non) permettant la transmission d'une certaine quantité d'informations, depuis une source (ou émetteur) vers un destinataire (ou récepteur).

Le canal acoustique est un canal de transmission qui est caractérisé par sa réponse impulsionnelle qui interprète le phénomène physique comme une suite de réflexions, de diffractions et de diffusion sur les parois, dont l'effet global décroît exponentiellement avec le temps [8].

La réponse impulsionnelle d'un canal acoustique se présente sous la forme d'une onde directe et d'une succession d'ondes réfléchies par les parois d'une salle particulière la figure (1.6) représente la réponse impulsionnelle du canal acoustique.

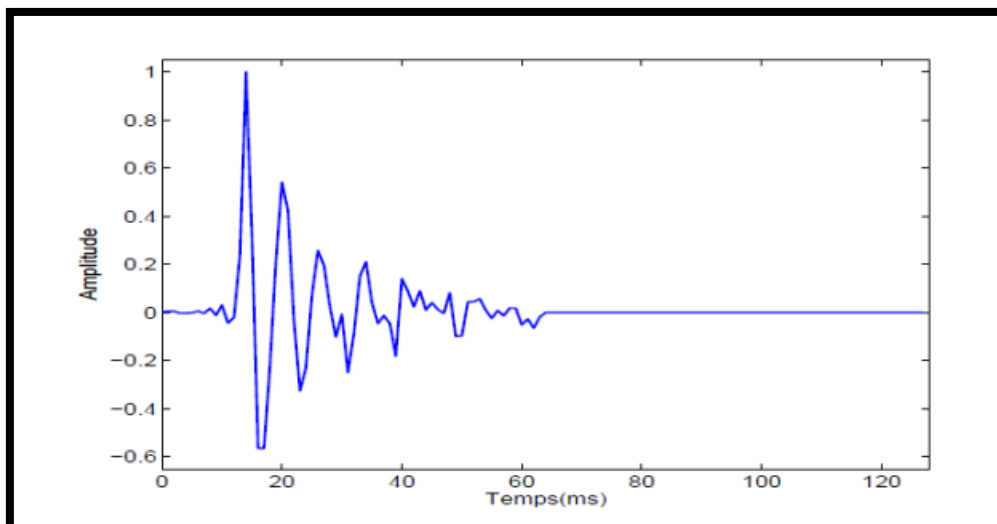


Figure 1. 6 Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique.

1.3.9 Les domaines de l'acoustique

L'acoustique musicale : s'intéresse à la production et à la perception des sons musicaux.

L'acoustique environnementale : se préoccupe des nuisances sonores.

L'électroacoustique : étudie spécialement les transducteurs électroacoustiques (microphones, haut-parleurs, hydrophones).

L'acoustique des salles : matériaux absorbants, acoustique des espaces clos, réverbération.

1.3.10 Principe de l'annulation d'écho acoustique

L'annulation d'écho acoustique est un des axes d'évolution récents les plus importants dans le domaine des communications. Il s'agit d'une application des techniques d'identification des systèmes, le système à étudier étant le chemin d'écho acoustique.

En télécommunications, il est souvent nécessaire d'éliminer des échos gênants. C'est notamment le cas pour la transmission des 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. Une solution simple et commune vient immédiatement à l'esprit. En effet, l'utilisation de filtres adaptatifs pour estimer l'écho est devenue courante dans les applications de téléphonie. Ce procédé (figure) permet la construction d'une image de l'écho qui sera soustraite au signal reçu.

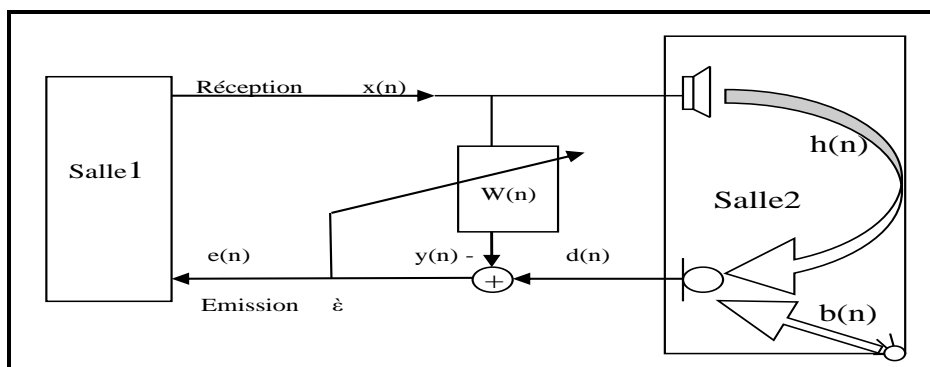


Figure 1. 7 principe de l'annulation d'écho acoustique.

1.4 Conclusion

Au cours de ce premier chapitre, nous avons présenté dans la première partie, quelques généralités sur la parole. Dans la deuxième partie, nous avons cité les différents types de bruit et l'écho acoustique.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter le filtrage et les algorithmes adaptatifs.

Chapitre 02

Principes fondamentaux des techniques de filtrage et d'algorithmes adaptatifs

2.1 Introduction

En traitement du signal de parole, le filtrage et les algorithmes adaptatifs sont utilisés pour réduire l'écho acoustique dans les enregistrements vocaux. L'écho acoustique peut rendre la communication difficile et affecter la qualité du signal vocal. Les filtres peuvent être conçus pour éliminer l'écho, tandis que les algorithmes adaptatifs ajustent les paramètres en temps réel pour s'adapter aux changements dans le signal vocal. Ensemble, ils permettent d'améliorer la qualité et la compréhensibilité du message vocal.

Dans ce chapitre, nous examinerons les principes fondamentaux de ces techniques, en commençant par une introduction aux concepts de base du filtrage et de l'adaptation algorithmique, en passant en revue les différents types de filtres et d'algorithmes adaptatifs, et en explorant les applications pratiques de ces techniques dans divers domaines.

2.2 Filtrage adaptatif

2.2.1 Principe du filtrage adaptatif

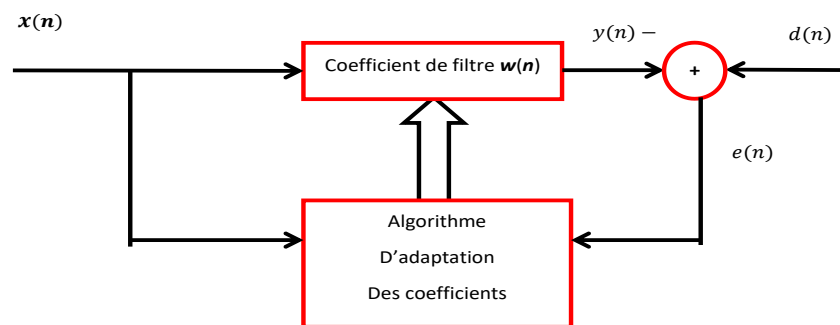


Figure 2. 1 principe de filtre adaptatif

Le principe de filtrage adaptatif repose sur l'ajustement automatique d'un filtre numérique en fonction de l'environnement et des signaux d'entrée $x(n)$. Ce processus vise à minimiser une fonction d'erreur $e(n)$ qui représente la différence entre la sortie du filtre $y(n)$ et un signal de référence désiré $d(n)$. Les filtres adaptatifs sont largement utilisés dans diverses applications, telles que l'annulation d'écho, la réduction du bruit, la séparation de sources et l'égalisation de canaux de communication.

2.2.2 Définition

Les filtres adaptatifs sont des filtres numériques qui sont capables de s'adapter automatiquement aux caractéristiques du signal à filtrer en temps réel. Contrairement aux filtres classiques dont les paramètres sont fixes, les filtres adaptatifs peuvent ajuster leurs coefficients

en fonction des variations du signal à filtrer. Ils utilisent des algorithmes qui permettent de trouver les coefficients de filtre optimaux qui minimisent l'erreur de prédiction entre le signal d'entrée et le signal de sortie filtré. Les filtres adaptatifs sont utilisés dans de nombreuses applications telles que le traitement de signal, le traitement de parole, le traitement d'image, la communication numérique, la robotique et l'apprentissage automatique.

2.2.3 Critères de comparaison des filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [8] :

- Le critère d'optimisation.
- L'algorithme de mise à jour des coefficients.
- La structure du filtre programmable.
- Le type de signal traité, mono ou multidimensionnel.

2.2.4 Applications des filtres adaptatifs

Le filtrage adaptatif est un outil extrêmement utile dans le traitement du signal, les communications numériques et le contrôle automatique. Les applications sont variées, mais toutes partagent une caractéristique commune : elles utilisent une entrée $\mathbf{x}(n)$ et une réponse désirée (ou référence) $d(n)$, et l'erreur $e(n)$: qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie filtrée $y(n)$, est utilisée pour adapter les coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$. La principale différence entre les applications réside dans la manière dont la réponse désirée $d(n)$ est définie [9].

On peut distinguer quatre grandes classes d'applications :

- Identification de systèmes.
- Prédiction.
- Modélisation inverse.
- Annulation d'interférences.

2.3 Filtre de Wiener

Le filtre Wiener est un filtre statistique qui vise à estimer un signal à partir d'un signal bruité en minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM), en se basant sur les caractéristiques statistiques du signal et du bruit. [10]

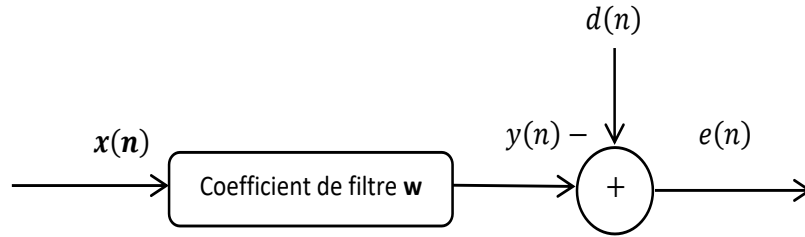


Figure 2. 2 Principe du filtre de Wiener

Les signaux utilisés dans le filtre Wiener sont :

- $x(n)$: le signal d'entrée de filtre.
- $w(n)$: les coefficients de filtre.
- $y(n)$: le signal de sortie de filtre.
- $d(n)$: le signal de référence.
- $e(n)$: le signal d'erreur.

On note :

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

On définit la sortie du filtre dans le cas général comme suit :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w(k) * x(n - k) \quad (2. 1)$$

Où :

$$w(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{M-1}]$$

$$x(n) = [x(n), x(n - 1), \dots, x(n - M + 1)]$$

Et la représentation de l'équation (2.1) sous forme réelle comme suit :

$$y(n) = w^T(n)x(n) \quad (2. 2)$$

Pour une séparation optimisée entre le signal et le bruit, on minimise la fonction coût :

$$J = E[e(n)e^*(n)] = E[|e(n)|^2] \quad (2. 3)$$

En introduisant les vecteurs : $w(n)$ et $x(n)$ on aura :

$$e(n) = d(n) - w^T(n)x(n) \quad (2. 4)$$

En introduisant la relation (2.2) dans la fonction coût elle devient :

$$J = E[(d(n) - w^T(n)x(n))(d^*(n) - w^T(n)x^*(n))]$$

$$\begin{aligned}
 J &= E[|d(n)|^2] - E[d(n)\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)^*] - E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)d^*(n)] + E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)\mathbf{w}^T \mathbf{x}^*(n)] \\
 J &= E[|d(n)|^2] - \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n)^* d(n)] - \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n)d^*(n)] + E[\mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^*(n)]\mathbf{w}^T \\
 J &= \sigma_d^2 - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{xd} - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{xd}^* + \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Avec :

\mathbf{R}_{xd} : Matrice d'inter-corrélation entre $d(n)$ et $\mathbf{x}(n)$

\mathbf{R}_{xx} : Matrice d'autocorrélation du signal $\mathbf{x}(n)$

E : espérance

Le vecteur optimum \mathbf{w}_{opt} est celui qui annule le gradient du critère :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 0 \tag{2.6}$$

On a :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= \frac{\partial E[e(n)^2]}{\partial \mathbf{w}} \\
 \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E[e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}] \\
 \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= -2E[e(n)\mathbf{x}(n)]
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E[e_{min}(n)\mathbf{x}(n)] = 0 \tag{2.8}$$

En développant l'équation (2.7), nous obtenons :

$$E[\mathbf{x}(n)(d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt})] = 0$$

Alors l'équation devient :

$$E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]\mathbf{w}_{opt} = E[\mathbf{x}(n)d(n)]$$

Formule de Wiener ou équation de Wiener Hopf :

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xd} \tag{2.9}$$

La solution de cette relation donne le filtre optimal de Wiener :

$$\mathbf{w}_{opt} = (\mathbf{R}_{xx})^{-1} \mathbf{R}_{xd} \tag{2.10}$$

Calcul de l'EQM minimal (EQMM) :

On a :

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

A l'optimum on a :

$$e_{opt}(n) = d(n) - y_{opt}(n)$$

Alors la valeur de l'EQMM est :

$$J_{min} = E[e_{min}(n)^2]$$

Et on sait selon le théorème de la projection orthogonale que :

$$d(n) = y_{opt}(n) \perp e_{opt}(n)$$

On déduit par le théorème de Pythagore :

$$E[d(n)^2] = E[y_{opt}(n)^2] + E[e_{opt}(n)^2]$$

$$\sigma_d^2 = \sigma_{y_{opt}}^2 + J_{min}$$

$$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2 \quad (2. 11)$$

Résumé :

Tableau 2- 1 Résumé des équations du filtre de Wiener

❖ Signal entré	$\mathbf{x}(n)$
❖ Signal désirée	$d(n)$
❖ Coefficient du filtre	$\mathbf{w}(n)$
❖ Signal erreur	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
❖ Matrice d'autocorrélation	\mathbf{R}_{xx}
❖ Matrice d'inter-corrélation	\mathbf{R}_{xd}
❖ Equation de Wiener-Hopf	$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xd}$
❖ EQMM	$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2$

2.4 Algorithme adaptatif

Dans cette partie nous allons fournir une courte explication sur l'algorithme adaptatif, ainsi que les critères à prendre en compte pour choisir le bon algorithme adaptatif, et présenter les trois algorithmes les plus couramment utilisés pour le filtrage adaptatif. [11]

2.4.1 Définition

L'algorithme adaptatif est un processus de traitement de signal qui utilise un système en boucle fermée pour ajuster automatiquement ses paramètres en réponse à des changements dans l'environnement ou les données d'entrée, dans le but d'optimiser la performance du système.

2.4.2 Les critères essentiels pour choisir un algorithme adaptatif efficace

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants : [12]

- Convergence : Il s'agit de la capacité de l'algorithme à atteindre un état stable en minimisant l'erreur de prédiction du signal de sortie.
- Vitesse de convergence : Il s'agit du temps nécessaire pour que l'algorithme converge vers un état stable. Les algorithmes avec une vitesse de convergence plus rapide sont généralement préférés.

- Robustesse : Il s'agit de la capacité de l'algorithme à maintenir une performance acceptable dans des conditions variables ou difficiles, telles que des signaux d'entrée bruyants ou des changements soudains dans l'environnement.
- Complexité : Il s'agit de la quantité de ressources nécessaires pour implémenter l'algorithme, tels que le temps de calcul, la mémoire et le matériel. Les algorithmes moins complexes sont souvent préférés en raison de leur efficacité et de leur rapidité.
- Stabilité : Il s'agit de la capacité de l'algorithme à résister aux perturbations et à ne pas diverger ou osciller.
- Performance : Il s'agit de la qualité globale de la sortie de l'algorithme en termes de réduction du bruit, de la distorsion, de la séparation de sources, etc.

2.4.3 Algorithm LMS (Least Mean Squares)

Dans la résolution de l'équation de Wiener Hopf avec l'algorithme du gradient on rencontre un problème à savoir que les grandeurs \mathbf{R}_{xx} et \mathbf{R}_{xd} sont inconnues. C'est alors que l'algorithme du gradient stochastique LMS (Least Mean Square) a été introduit par Widrow-Hoff. LMS découle de l'algorithme du gradient qui consiste à remplacer les grandeurs \mathbf{R}_{xx} et \mathbf{R}_{xd} par une estimation à l'instant n .

Dans le cas du LMS, on choisit les estimations les plus simples possible, à savoir :

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (2.12)$$

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n) = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.13)$$

Alors le gradient de la fonction coût devient :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial (e(n)^2)}{\partial \mathbf{w}}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2e(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.14)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n) + 2\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.15)$$

Étant donné que l'LMS dérive de l'algorithme du gradient déterministe, la mise à jour du filtre est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (2.16)$$

Avec :

μ : Pas d'adaptation

En remplaçant la relation (2.13) dans (2.15) alors la formule de mise à jour du filtre devient :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n) \quad (2. 17)$$

Pour que cette formule (2.16) converge il existe une condition nécessaire et suffisante qui est :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (2. 18)$$

Il existe une autre condition plus précise, mais qui s'appuie également sur des hypothèses contestables :

$$\mu < \frac{2}{\alpha \text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})}$$

Avec :

$\text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})$: Désigne la somme des éléments de la diagonale appartenant à la matrice d'autocorrélation.

Résumé : tableau 2- 2

Tableau 2- 2 Résumé des équations du filtre adaptatif LMS

❖ Signal entré	$\mathbf{x}(n)$
❖ Signal sorti	$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
❖ Signal erreur	$e(n) = d(n) - y(n)$
❖ Équation de mise à jour	$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n)$
❖ Condition de convergence	$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$

2.4.4 Algorithm NLMS (Normalized Least Mean Squares)

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal entré $\mathbf{x}(n)$.

Pour des signaux non stationnaires l'énergie de signal $\mathbf{x}(n)$ varie avec le temps, l'algorithme LMS aura dû mal à fonctionner correctement puisque μ est constant, L'algorithme LMS normalisé est obtenu en minimisant la fonction coût suivant :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.19)$$

Avec la contrainte :

$$h(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \quad (2.20)$$

$h(n)$: l'écho acoustique

En utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange et en minimisant par rapport à $\mathbf{w}(n+1)$ on obtient :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 + \lambda[d(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)]$$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n+1)} = 0$$

$$2[\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)] - \lambda\mathbf{x}(n) = 0$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}(n) \quad (2.21)$$

Avec : λ : Multiplieur de Lagrange. Or d'après :

$$h(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)$$

$$h(n) = (\mathbf{w}^T(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}^T(n))\mathbf{x}(n)$$

$$h(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)$$

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (2.22)$$

En remplaçant (2.22) dans (2.21) on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)}\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.23)$$

On rajoute deux facteurs, μ comme étant un paramètre de régulation (pas d'adaptation) et δ pour qu'il n'y est pas de division sur zéro ou sur de petits nombres.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+\delta}\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.24)$$

L'étude de la stabilité de NLMS se fait en posant l'erreur a priori $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T\mathbf{x}(n)$ soit supérieur à l'erreur à posteriori $\epsilon(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)$

$$|\epsilon(n)| < |e(n)|$$

En remplaçant la formule de mise à jour de l'NLMS dans $\epsilon(n)$ et en supposant que $\delta = 0$ on trouve :

$$\epsilon(n) = d(n) - (\mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n))^T \mathbf{x}(n)$$

$$\epsilon(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) - \mu e(n)$$

$$\epsilon(n) = e(n)(1 - \mu)$$

Donc :

$$|\epsilon(n)| < |e(n)|$$

$$|e(n)(1 - \mu)| < |e(n)|$$

$$|1 - \mu| < 1$$

$$0 < \mu < 2$$

Qui est la condition de stabilité de l'NLMS. La table 2.3 résumé les propriétés des deux algorithmes.

Tableau 2- 3 Résumé des équations du filtre adaptatif NLMS

❖ Signal entré	$\mathbf{x}(n)$
❖ Signal sorti	$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
❖ Signal erreur	$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
❖ Équation de mise à jour	$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta} \mathbf{x}(n)e(n)$
❖ Condition de convergence	$0 < \mu < 2$

2.5 Avantages et inconvénients de chaque algorithme

Dans le tableau suivant, nous allons citer les avantages et les inconvénients de chaque algorithme :

Tableau 2- 4 Avantages et inconvénients de LMS et NLMS

LMS	NLMS
❖ Simplicité de calcul	❖ Complexité de calcul
❖ Le pas d'adaptation constant	❖ Le pas adaptatif (variable)
❖ Une convergence lente avec un pas petit	❖ Rapidité de convergence
❖ Divergence avec un pas grand	❖ Bonne capacité de poursuite
❖ Bonne capacité de poursuite	

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté le concept de filtrage adaptatif, qui est une technique de traitement du signal largement utilisée pour atténuer le bruit et l'écho acoustique dans diverses applications, nous avons également examiné les algorithmes les plus couramment employés pour le filtrage adaptatif, à savoir le LMS, le NLMS, en soulignant les différences entre ces algorithmes.

Finalement ce chapitre a offert une vue d'ensemble des techniques de filtrage adaptatif les plus courantes, qui peuvent être appliquées avec succès dans diverses applications pour améliorer la qualité du signal.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les principes de l'algorithme LMF et NLMF.

Chapitre 03

Principe et dérivation des algorithmes adaptatifs LMF et NLMF

3.1 Introduction

Ce chapitre aborde les algorithmes adaptatifs basés sur les moments d'ordre supérieur du signal d'erreur, en mettant en évidence l'algorithme LMF (Least-Mean Fourth) qui présente certains avantages par rapport à l'algorithme LMS (Least Mean Square) dans certaines situations. Néanmoins, l'algorithme LMF rencontre des problèmes de stabilité qui limitent son utilisation pratique, malgré les tentatives d'amélioration de ces problèmes.

Une solution est présentée pour résoudre les problèmes de stabilité, il s'agit d'un nouvel algorithme appelé NLMF. Ce dernier normalise le terme de mise à jour du vecteur de poids en utilisant la quatrième puissance, assurant ainsi la stabilité pour toutes les statistiques d'entrée, de bruit et d'initialisation des poids. Grâce à cet algorithme, l'effet négatif du nombre de conditions est réduit, ce qui se traduit par une convergence plus rapide. Lors de la comparaison entre les algorithmes NLMF et LMF, seule la dépendance du comportement de convergence par rapport à la dispersion des valeurs propres de la matrice de corrélation des données d'entrée est examinée.

3.2 Problème de stabilité de l'algorithme LMF

Les algorithmes adaptatifs basés sur la base d'erreur ont démontré une performance supérieure à celle de l'algorithme LMS. Parmi ces algorithmes, l'algorithme LMF (Least-Mean Fourth) se distingue et offre de meilleurs résultats que l'algorithme LMS. Cependant, l'algorithme LMF rencontre plusieurs problèmes de stabilité qui peuvent restreindre son utilisation pratique en raison du manque d'une analyse approfondie de son comportement.

La Figure (3-1) présente un schéma fonctionnel du problème étudié ici

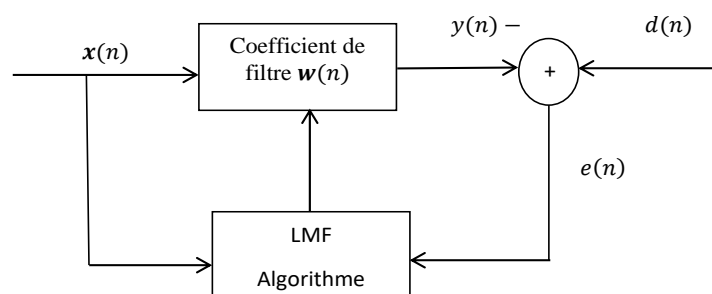


Figure 3. 1 Schéma fonctionnel de l'algorithme LMF.

Les signaux utilisés dans l'algorithme LMF sont :

- $x(n)$: le signal d'entrée du filtre.
- $w(n)$: les coefficients du filtre.
- $y(n)$: le signal de sortie du filtre.
- $e(n)$: le signal d'erreur
- $d(n)$: signal d'écho observé.

- Le signal d'écho mesuré est donné par :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) + b(n) \quad (3.1)$$

- $b(n)$: le bruit acoustique.

Où :

$$\mathbf{w}(n) \equiv (w_1(n), w_2(n), \dots, w_N(n))^T$$

- Le vecteur du signal d'entrée est défini par :

$$\mathbf{x}(n) \equiv (x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1))^T$$

avec :

L'identification de la centrale est faite par un filtre FIR adaptatif dont la longueur est supposée égale à celle de la centrale.

- Le vecteur de poids $\mathbf{w}(n)$ du filtre adaptatif est adapté sur la base de l'erreur $e(n)$ donnée par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.2)$$

- On a l'algorithme LMF qui est décrit par l'équation suivante :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.3)$$

avec $\mu > 0$, est le pas d'adaptation de l'algorithme. La condition de convergence de l'algorithme LMF est donnée par :

$$0 < \mu < \frac{1}{2E(\mathbf{b}(n)^2)E(\|\mathbf{x}(n)\|^2)} \quad (3.4)$$

avec $E(\mathbf{b}(n)^2)$ Représente la variance du bruit, et $E(\|\mathbf{x}(n)\|^2)$, représente la variance de la trame en cours de traitement du signal d'entrée.

D'autre étude montre que l'algorithme LMF dépend du réglage initial des poids du filtre adaptatif, LMF a une probabilité de divergence non nulle quelle que soit la taille du pas. La stabilité de l'algorithme LMF dépend des facteurs suivants :

1. La puissance d'entrée de filtre adaptatif

2. La puissance de bruit.
3. Le réglage initial des poids du filtre adaptatif.
4. La limite de la distribution de l'entrée du filtre adaptatif.

Résumé :**Tableau 3- 1** Résumé des équations de l'algorithme adaptatif LMF.

❖ Signal entré	$\mathbf{x}(n)$
❖ Signal sorti	$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
❖ Signal erreur	$e(n) = d(n) - y(n)$
❖ Équation de mise à jour	$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n)^3 \mathbf{w}(n)$
❖ Condition de convergence	$0 < \mu < \frac{1}{2E(\mathbf{b}(n)^2)E(\ \mathbf{x}(n)\ ^2)}$

3.3 Algorithm NLMF (Normalized Least Mean Fourth)

L'algorithme NLMF est une amélioration du LMF, il a une convergence potentiellement plus rapide que l'algorithme LMF. Le comportement de l'algorithme NLMF est indépendant des statistiques des corrélations des données d'entrée.

L'algorithme LMF est basé sur la minimisation de la fonction de coût de la quatrième erreur moyenne c'est -à dire :

$$J(n) = E[e^4(n)] \quad (3.5)$$

Où l'erreur est définie comme suit :

$$e(n) = d(n) + b(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (3.6)$$

avec :

- $d(n)$: le signal de référence.
- $\mathbf{w}(n)$: Le coefficient du filtre adaptatif.
- $b(n)$: Le bruit additif.

L'algorithme NLMF est interprété de manière similaire à l'algorithme NLMS comme la solution au problème de minimisation suivante :

$$\min_{\mathbf{w}_n} \left\{ \|d(n) + b(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)\|^4 + \left(\frac{1}{\mu} - 1\right) \|\mathbf{x}(n)\|^2 \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \right\} \quad (3.7)$$

La récursion de mise à jour des poids de l'algorithme NLMF proposé est donnée par l'expression suivante :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e^3(n) \frac{\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (3.8)$$

Le pas d'adaptation de cet algorithme est $0 < \mu < \frac{1}{3\sigma_b^2 + 1}$ pour plus d'analyse, nous définissons le vecteur d'erreur de poids comme suit :

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{opt}(n) \quad (3.9)$$

avec \mathbf{w}_{opt} représente le vecteur des coefficient optimaux.

La soustraction \mathbf{w}_{opt} des deux côtés de (3.8) donne le résultat suivant :

$$\mathbf{v}(n+1) = \mathbf{v}(n) + 2\mu e^3(n) \frac{\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (3.10)$$

En développant l'erreur $e^3(n)$, on obtient ce qui suit :

$$e(n) = b(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)$$

$$e^3(n) = b^3(n) - 3b^2(n)\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n) + 3b(n)[\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^2 - [\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^3 \quad (3.11)$$

A la convergence, le dernier terme $[\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^3$ de l'équation de (3.11) peut être limité par sa partie linéaire, c'est-à-dire :

$$[\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^3 \leq \mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n) \quad (3.12)$$

L'objectif de (3.12) est d'éliminer les termes non linéaires dans l'expression de $[\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^3$ afin que l'analyse qui suit soit réalisable.

Par conséquent, à la convergence, l'équation (3.11) se présente comme suit :

$$e^3(n) \simeq b^3(n) - 3b^2(n)\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n) + 3b(n)[\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^2 - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n) \quad (3.13)$$

Par conséquent, cette dernière équation peut être réécrite après avoir substituer l'équation (3.13) à l'équation de mise à jour (3.10), cette dernière peut être réécrite :

$$\mathbf{v}(n+1) = \left[\mathbf{I} - 2\mu \left[3b^2(n) + 1 \right] \frac{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \right] \mathbf{v}(n) + 2\mu \left[b^3(n) + 3b(n)[\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^2 \right] \frac{\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (3.14)$$

avec \mathbf{I} représente la matrice identité.

En prenant l'espérance des deux côtés de (3.14), on obtient :

$$E[\mathbf{v}(n+1)] = \left\{ \mathbf{I} - 2\mu[3E[b^2(n)] + 1]E\left[\frac{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T}{\|\mathbf{x}(n)\|^2}\right] \right\} E[\mathbf{v}(n)] \quad (3.15)$$

Par conséquent, $\mathbf{w}(n)$ convergera vers \mathbf{w}_{opt} lorsque $n \rightarrow \infty$, puisque $\mathbf{v}(\infty) \rightarrow \mathbf{0}$, tant que :

$$0 < \mu < \frac{1}{\text{tr}\left\{E\left[\frac{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T}{\|\mathbf{x}(n)\|^2}\right]\right\}[3\sigma_b^2+1]} \quad (3.16)$$

On supprime le terme $[\mathbf{x}(n)^T \mathbf{v}(n)]^3$ Dans (3.11), il en résulterait alors la borne supérieure suivante pour la valeur de la taille de pas μ

$$0 < \mu < \frac{1}{3\sigma_b^2} \quad (3.17)$$

Pour que l'analyse des performances soit mathématiquement correcte, nous avons recours aux hypothèses indépendantes suivantes :

Hypothèse 1 : La séquence d'apprentissage $\mathbf{x}(n)$ et le bruit additif $b(n)$ sont mutuellement indépendants.

Hypothèse 2 : la séquence d'apprentissage $\mathbf{x}(n)$ satisfait aux conditions suivantes indépendante et identiquement distribuée avec une variance finie σ_x^2 .

Hypothèse 3 : Le bruit gaussien additif $b(n)$ satisfait à la condition d'indépendance (i.i.d.) avec une moyenne nulle et une variance σ_x^2 .

L'expression $\mathcal{S}(\mathbf{w}(n))$ désigne une fonction tenant compte de la dispersion qui peut être parti de l'éparpillement des canaux. En combinant le critère d'erreur de quatrième ordre (c.-à-d. $e^4(n)$) et la fonction tenant compte de la dispersion $\mathcal{S}(\mathbf{w}(n))$,

- La fonction coût de l'algorithmes NLMF parcimonieux peut être conçue comme suit :

$$G(\mathbf{w}(n)) = \frac{1}{4} e^4(n) + \lambda \mathcal{S}(\mathbf{w}(n)) \quad (3.18)$$

avec λ Désigne un paramètre de régularisation non négatif. Ce dernier permet d'ajuster l'erreur d'estimation et la force de la pénalité correspondante des algorithmes NLMF dispersés peut être dérivée comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{e^3(n)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|_2^2(\|\mathbf{x}(n)\|_2^2 + e^2(n))} - \mu\lambda \nabla_{\mathbf{w}} \mathcal{S}(\mathbf{w}(n)) \quad (3.19)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(n)e(n)\mathbf{x}(n) - \rho \nabla_{\mathbf{w}} \mathcal{S}(\mathbf{w}(n))$$

avec $\rho = \mu \lambda$, il représente le paramètre de contrainte de dispersion.

Résumé :**Tableau 3- 2** Résumé des équations du filtre adaptatif NLMF.

❖ Signal entré	$\mathbf{x}(n)$
❖ Signal sorti	$y(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) + b(n)$
❖ Signal erreur	$e(n) = d(n) + b(n) - \mathbf{x}(n)^T\mathbf{w}(n)$
❖ Équation de mise à jour	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(n)e(n)\mathbf{x}(n) - \rho\nabla_{\mathbf{w}}\mathcal{S}(\mathbf{w}(n))$
❖ Condition de convergence	$0 < \mu < \frac{1}{3\sigma_b^2}$

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les deux algorithmes, LMF et NLMF, qui sont appliqués pour AEC. Nous avons également détaillé leur structure, leur modèle mathématique ainsi que leurs équations respectives.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les résultats de simulation en fonction de plusieurs critères objectifs.

Chapitre 04

Résultats des simulations

4.1 Introduction

Ce dernier chapitre représente le fruit de cette étude théorique dans lequel nous allons présenter les résultats des simulations des algorithmes NLMS, LMF et NLMF-VSS dans le domaine d'AEC (annulation écho acoustique).

Nous allons commencer par la présentation des différentes sources des signaux qui sont utilisées dans les simulations (parole, bruit).

Comme nous allons également présenter l'influence des paramètres (la taille du filtre L ; le pas d'adaptation μ ; rapport signal sur bruit RSB et le critère de désajustement SM) et on fera une comparaison entre eux.

4.2 Simulation

4.2.1 Présentation des signaux d'essai

Un signal vocal de 8kHz a été utilisé, articulant une phrase par une voix masculine qui exprime "un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre " (Figure 4.1).

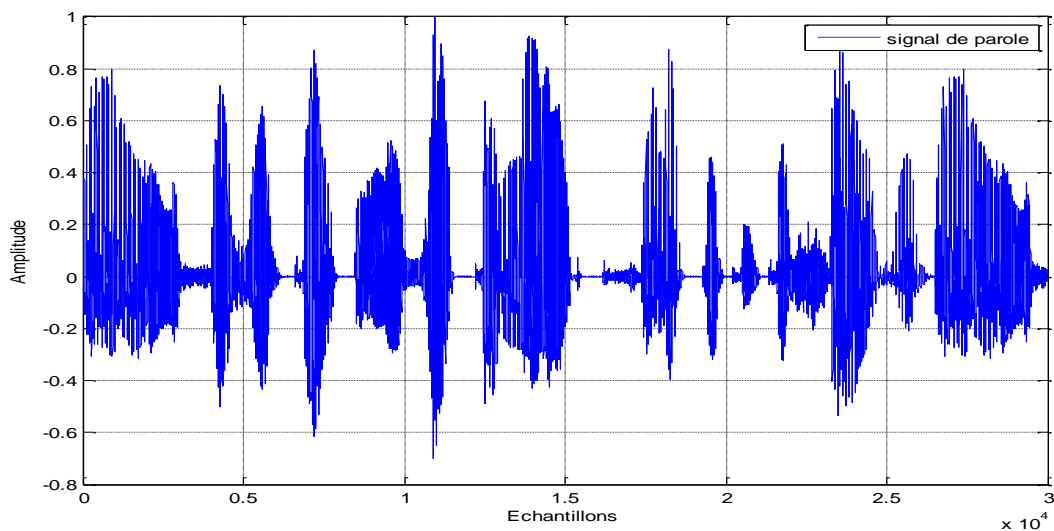


Figure 4. 1 *signal de parole, fréquence d'échantillonnage est de 8kHz*

Le bruit blanc gaussien stationnaire, généré à partir d'un processus aléatoire, présente une densité spectrale de puissance uniforme sur l'ensemble des fréquences. Il est principalement utilisé pour évaluer la stabilité numérique de l'algorithme utilisé (Figure 4.2).

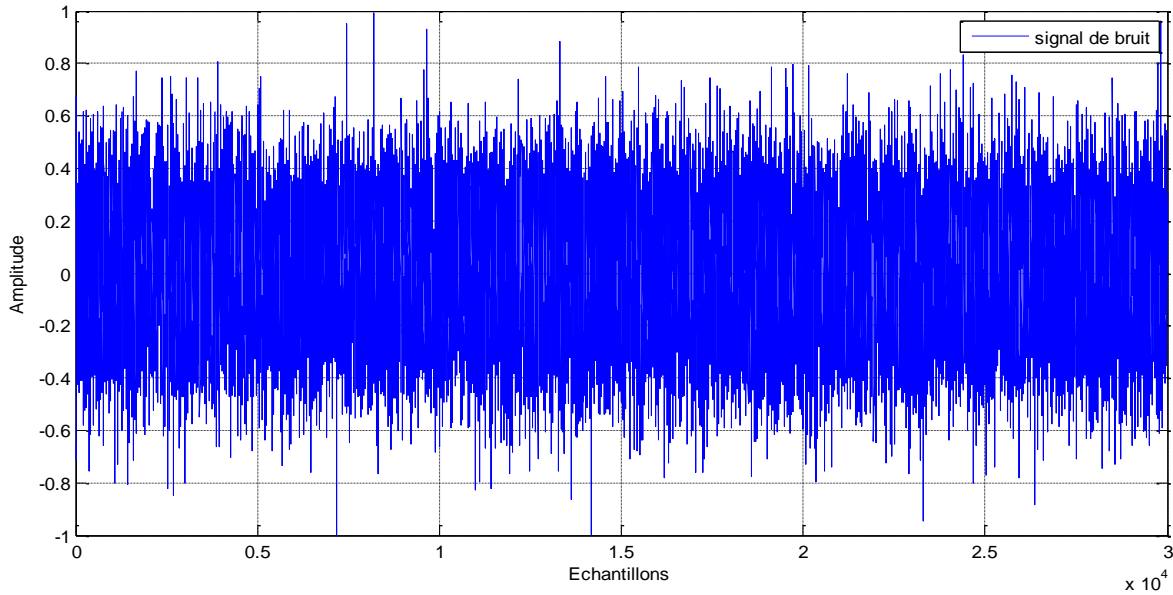


Figure 4. 2 Bruit blanc.

4.3 Evaluation du nouvel algorithme proposé NLMF-VSS avec différents pas d'adaptation

Dans la partie suivante, nous allons évaluer la performance du nouvel algorithme proposé (NLMF-VSS) par rapport aux différentes valeurs du pas d'adaptation μ .

Pour cela, nous allons évaluer l'algorithme proposé, en utilisant les critères suivants :

- Erreur quadratique moyenne (EQM) : qui indique la quantité de l'écho résiduel qui reste dans le signal après le rehaussement.

$$EQM = 10 \log_{10} \{E[|e(n)|^2]\} \quad (4.1)$$

- Le système mismatch (SM) : qui mesure la convergence de l'algorithme vers les coefficients optimaux et indique le niveau de l'amplification du signal par rapport au bruit.

$$SM = 10 \log_{10} \left[\frac{\|h(n) - w(n)\|^2}{\|h(n)\|^2} \right] \quad (4.2)$$

4.4 Paramètres de simulations

Le tableau 4-1 résume les différents paramètres utilisés pour la simulation :

Tableau 4- 1 Différents paramètres utilisés pour la simulation

Paramètre	Signification	Valeur
L	Longueur de filtre	32, 128, 256
RSB	Rapport signal sur bruit	10, 35, 45
μ	Taille de pas	0.5, 0.05, 0.005
M	Coefficient d'extinction de la réponse impulsionnelles	0.5, 0.05, 0.005

4.5 Test de l'algorithme NLMF-VSS proposé avec le signal de bruit

Dans cette simulation, nous avons comparé l'algorithme NLMF-VSS avec le NLMS et le LMF. Nous avons superposé les performances des 3 algorithmes dans les figures du SM et de l'EQM. Aussi, nous avons comparé la réponse impulsionnelle (RI) obtenue par l'algorithme NLMF-VSS avec la RI réelle.

4.5.1 Effet de la taille de filtre L

Dans cette partie, nous examinerons l'impact de la taille L sur les algorithmes NLMS et LMF, ainsi que le NLMF-VSS. Dans les simulations suivantes nous avons réalisé plusieurs expériences en variant la taille de filtre L (L=32, L=128, et L=256) et on a fixé les autres critères (RSB=35 et $\mu=0,5$). Les résultats obtenus sont donnés par les figures suivantes :

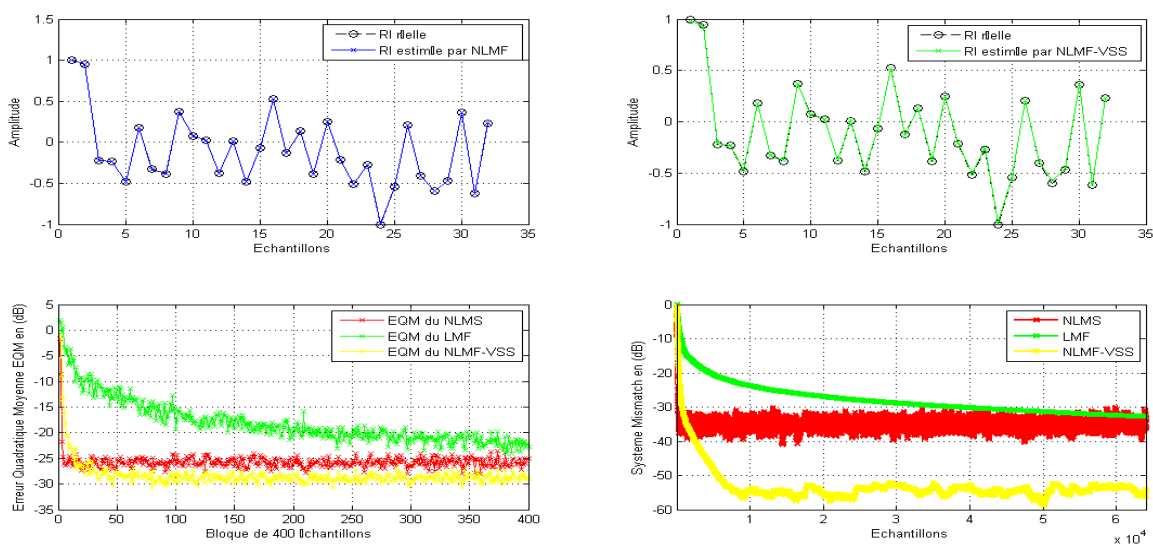


Figure 4. 3 Effet de la taille de filtre L sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour L=32 et RSB=35, $\mu=0,5$

D'après la Figure (4. 3) pour $L=32$ (taille de filtre) :

Pour la comparaison entre les RI : On remarque que les deux réponses impulsionnelles pour les deux algorithmes sont identiques.

Pour l'EQM : Le régime permanent du LMF est atteint après 350 blocs (-21dB), par contre pour NLMS son régime permanent est atteint après 5 blocs (-27dB), en fin pour NLMF-VSS il est atteint au-delà de 25 blocs (-30dB). D'après ces résultats, on peut dire que l'algorithme proposé est le meilleur.

Pour le SM : On remarque que la vitesse de convergence pour les 3 algorithmes est différente. Mais selon les résultats obtenus on peut distinguer que la vitesse de convergence de l'algorithme NLMF-VSS est la meilleure.

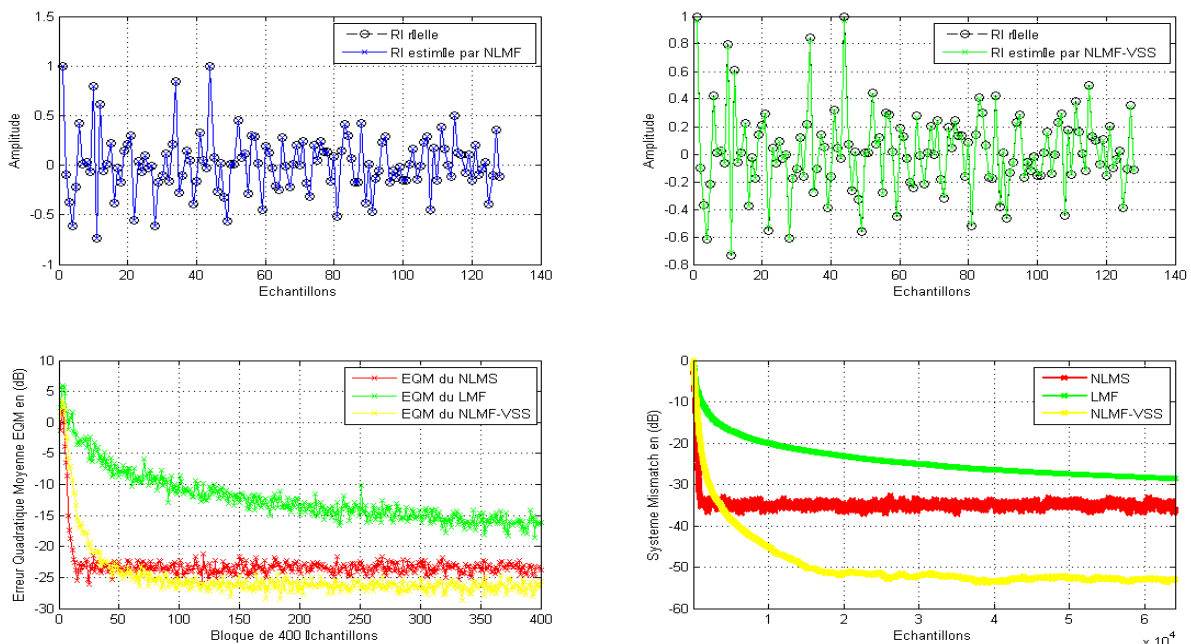


Figure 4. 4 Effet de la taille de filtre L sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $L=128$ et $RSB=35$, $\mu=0,5$.

D'après la Figure (4. 4) pour $L=128$ (taille de filtre) :

Pour la comparaison entre les RI : On remarque que les deux RI obtenues par les deux algorithmes sont identiques.

Pour l'EQM : Le régime permanent du LMF est atteint après 350 blocs (-18dB) par contre pour NLMS son régime permanent est atteint après 15 blocs (-25dB), en fin pour NLMF-VSS il est atteint au-delà de 90 blocs (-28dB). D'après ces résultats on peut dire que l'algorithme proposé NLMF-VSS est le meilleur.

Pour le SM : On remarque que la vitesse de convergence pour les 3 algorithmes est différente. Mais selon les résultats obtenus on peut distinguer que la vitesse de convergence de l’algorithme NLMF-VSS est la meilleure.

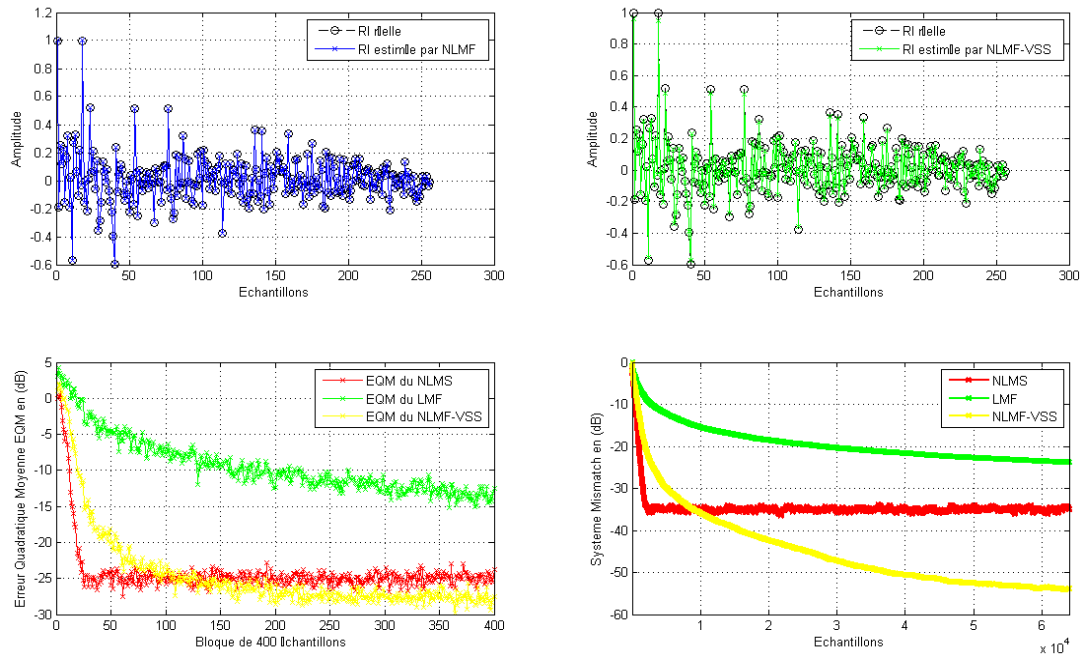


Figure 4. 5 Effet de la taille de filtre L sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $L=256$ et $RSB=35$, $\mu=0,5$.

D’après la Figure (4. 5) pour $L=256$ (taille de filtre) :

Pour la comparaison entre les RI : On remarque que les deux RI pour les deux algorithmes sont identiques.

Pour l’EQM : Le régime permanent du LMF est atteint après 350 blocs pour $EQM= -15dB$ par contre pour NLMS son régime permanent est atteint après 32 blocs pour $EQM= -21dB$, en fin pour NLMF-VSS il est atteint au-delà de 115 blocs pour un $EQM= -24dB$. D’après ces résultats on peut dire l’algorithme proposé le meilleur.

Pour le SM : On remarque que la vitesse de convergence pour les 3 algorithmes est différente. Mais selon les résultats obtenus on peut distinguer que la vitesse de convergence de l’algorithme NLMF-VSS est la meilleure.

4.5.2 Effet de rapport signal sur bruit RSB

Pour voir l’effet du RSB sur les 3 algorithmes, on a fixé $L=256$ et on a varié le RSB entre les 3 valeurs (10, 35 ,45) et on a obtenu les résultats ci-dessous :

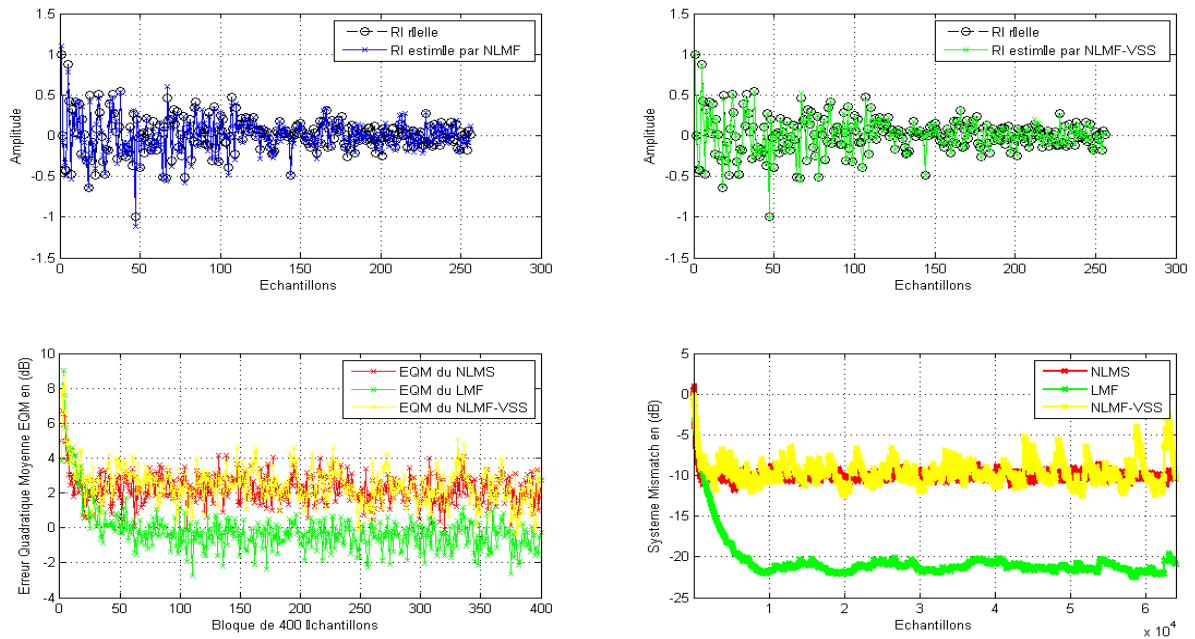


Figure 4. 6 Effet de rapport signal sur bruit RSB sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour RSB=10 et L=256, $\mu=0,5$.

D’après la Figure (4. 6) pour RSB=10 :

Pour la comparaison entre les RI : On remarque que les deux réponses impulsionnelles sont identiques.

Pour l’EQM: Pour l’EQM du NLMS et NLMF-VSS on constate qu’ils sont superposables et leur régime permanent est atteint après 30 blocs pour EQM= 3dB, pour l’algorithme LMF son régime permanent atteint lui aussi après 30 blocs mais pour EQM= -1dB d’après ces résultats il nous semble que l’algorithme LMF est le meilleur.

Pour le SM: On remarque que la vitesse de convergence pour les 2 algorithmes NLMS et NLMF-VSS est presque la même. Par contre celle du LMF nous parait la meilleure.

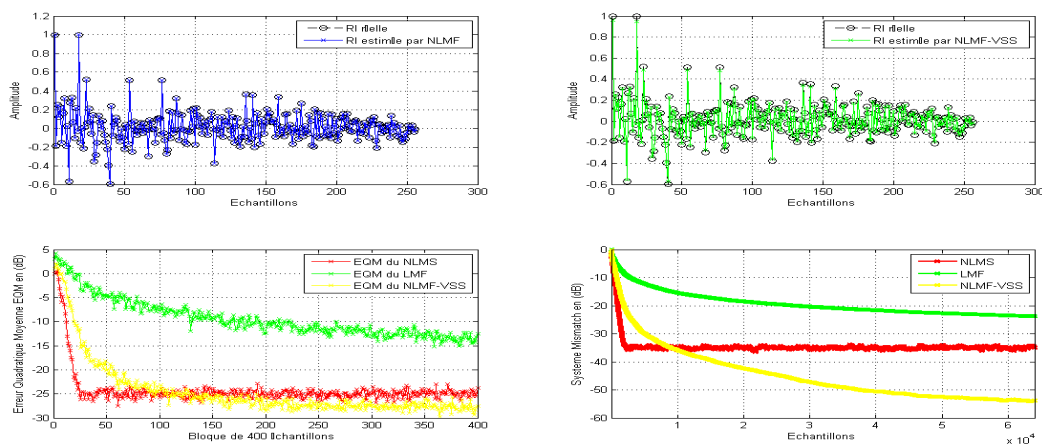


Figure 4. 7 Effet de rapport signal sur bruit RSB sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour RSB=35 et L=256, $\mu=0,5$.

D’après la Figure (4. 7) pour RSB=35, on constate que ces résultats sont les même qu’on a obtenu avec l’expérience que l’on a réalisée pour l’effet de la taille de filtre avec L=256.

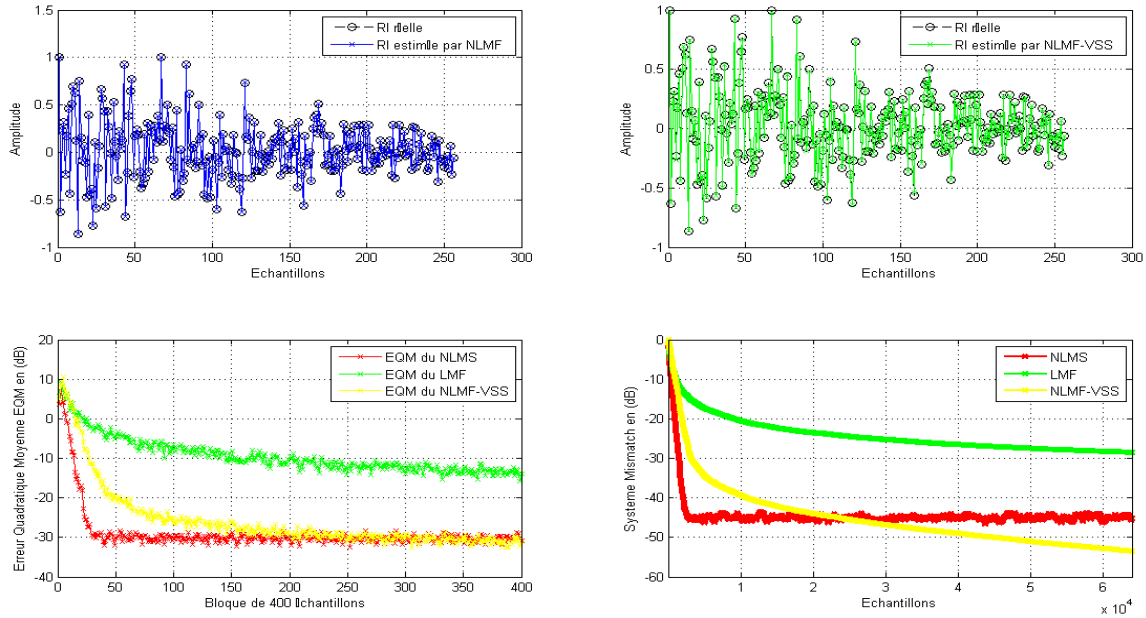


Figure 4. 8 Effet de rapport signal sur bruit RSB sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour RSB=45 et L=256, $\mu=0,5$

D’après la Figure (4. 8) pour RSB=45 on constate que :

Pour la comparaison entre les RI : Les deux réponses impulsionnelles pour les deux algorithmes sont identiques.

Pour l’EQM: Le régime permanent du LMF est atteint après 300 blocs pour EQM= -15dB par contre pour NLMS son régime permanent est atteint après 36 blocs pour EQM= -32dB en fin pour NLMF-VSS il est atteint au-delà de 204 blocs pour un EQM= -32dB.

Pour le SM: La vitesse de convergence pour les 3 algorithmes est différente. Mais selon les résultats obtenus on peut distinguer que la vitesse de convergence de l’algorithme NLMF-VSS est la meilleure.

4.5.3 L’effet de la taille de pas μ

Dans ce qui suit, nous allons présenter plusieurs comparaisons. On fixe la longueur de filtre L=256 bits, RSB=35 et on varie le μ .

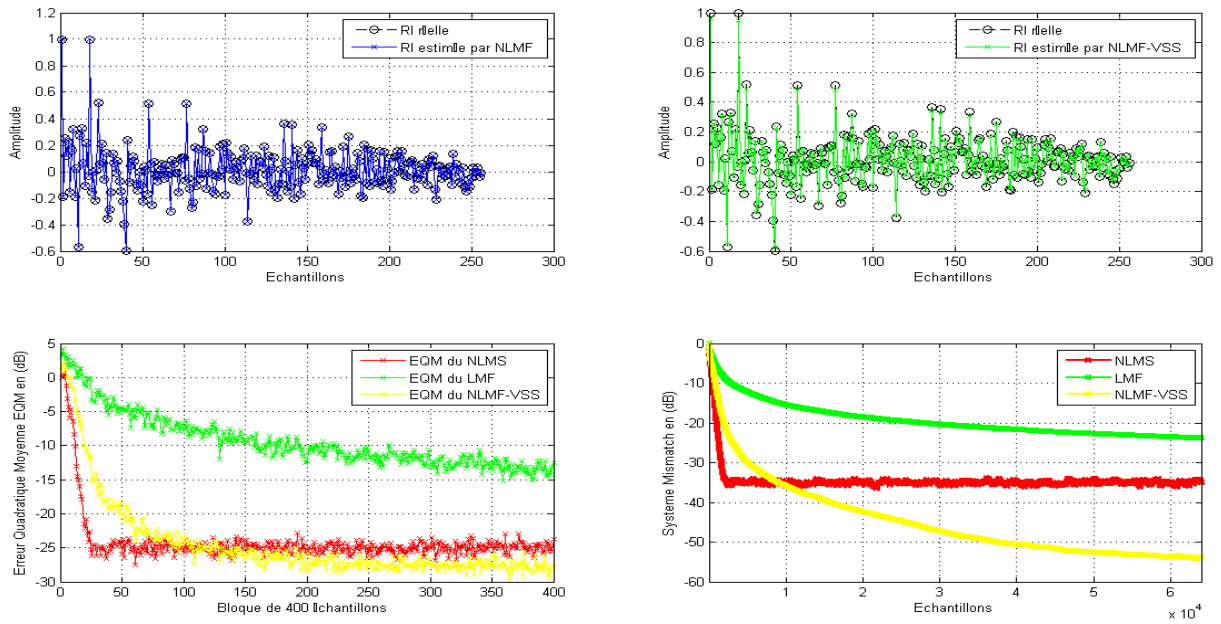


Figure 4.9 Effet de taille de pas μ sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,5$ et $RSB=35, L=256$

D’après la Figure (4. 9) pour $\mu=0,5$, on constate que ces résultats sont les mêmes obtenus pour $L=256$ et $RSB=35$.

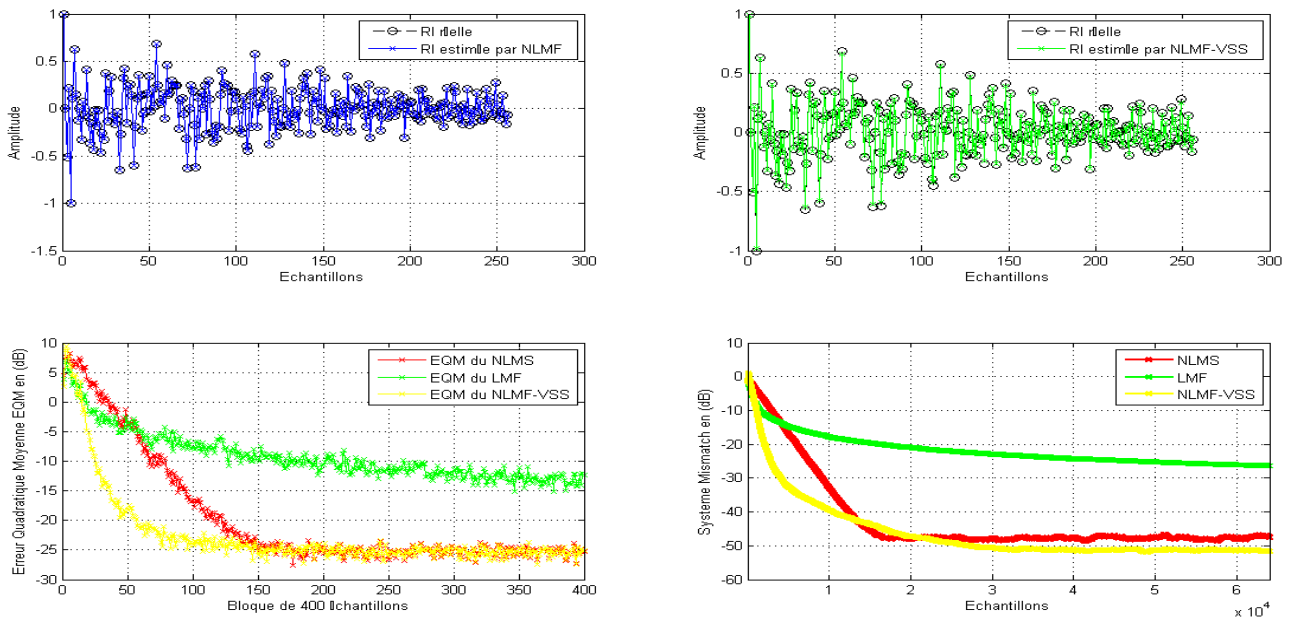


Figure 4.10 Effet de taille de pas μ sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,05$ et $RSB=35, L=256$

D’après la Figure (4. 10) pour $\mu=0,05$ on remarque :

Pour la comparaison entre les RI : On remarque que les deux réponses impulsionnelles pour les deux algorithmes sont identiques.

Pour l'EQM : Le régime permanent du NLMS et NLMF-VSS presque identique est atteint après 150 bloques pour un EQM de -24dB et pour LMF son régime permanent atteint à 400 bloques pour un EQM de -15dB.

Pour le SM : La vitesse de convergence pour les 3 algorithmes est différente. Mais selon les résultats obtenus on peut distinguer que la vitesse de convergence de l'algorithme NLMF-VSS est la meilleure.

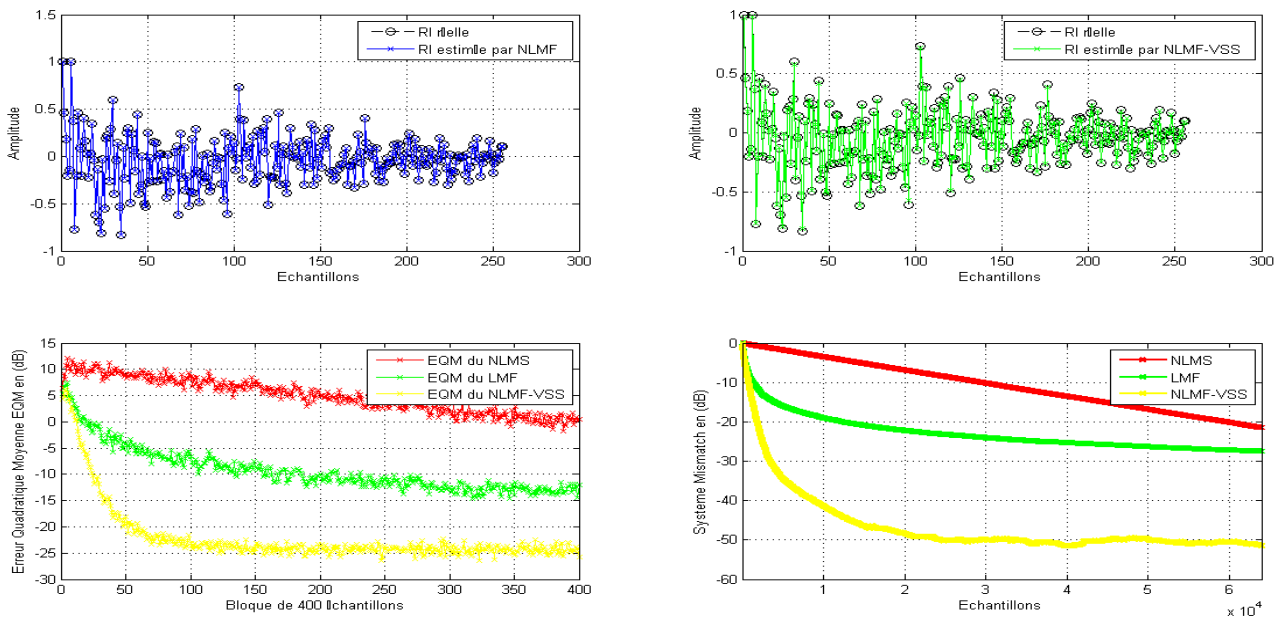


Figure 4. 11 Effet de taille de pas μ sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,005$ et $RSB=35, L=256$

D'après la Figure (4. 11) pour $\mu=0,005$ on remarque :

Pour la comparaison entre les RI : On remarque que les deux réponses impulsionnelles pour les deux algorithmes sont identiques.

Pour l'EQM : Le régime permanent de NLMF-VSS est atteint après 100 bloques pour EQM de -25dB alors que pour les 2 autres algorithmes le régime permanent n'est atteint qu'après 400 bloques pour un EQM de 0 dB et -10 dB pour les algorithmes NLMS et LMF respectivement.

Pour Le SM : La vitesse de convergence des 3 algorithmes est dissemblable et que la convergence de notre algorithme proposé est la meilleure.

4.5.4 Effet de la sparcité de la réponse impulsionnelle

Dans cette partie nous allons présenter plusieurs comparaisons. On fixe la longueur de filtre de $L=256$ et le bruit de fond $RSB=35$, la taille de pas $\mu=0,5$, on varie la forme de la RI.

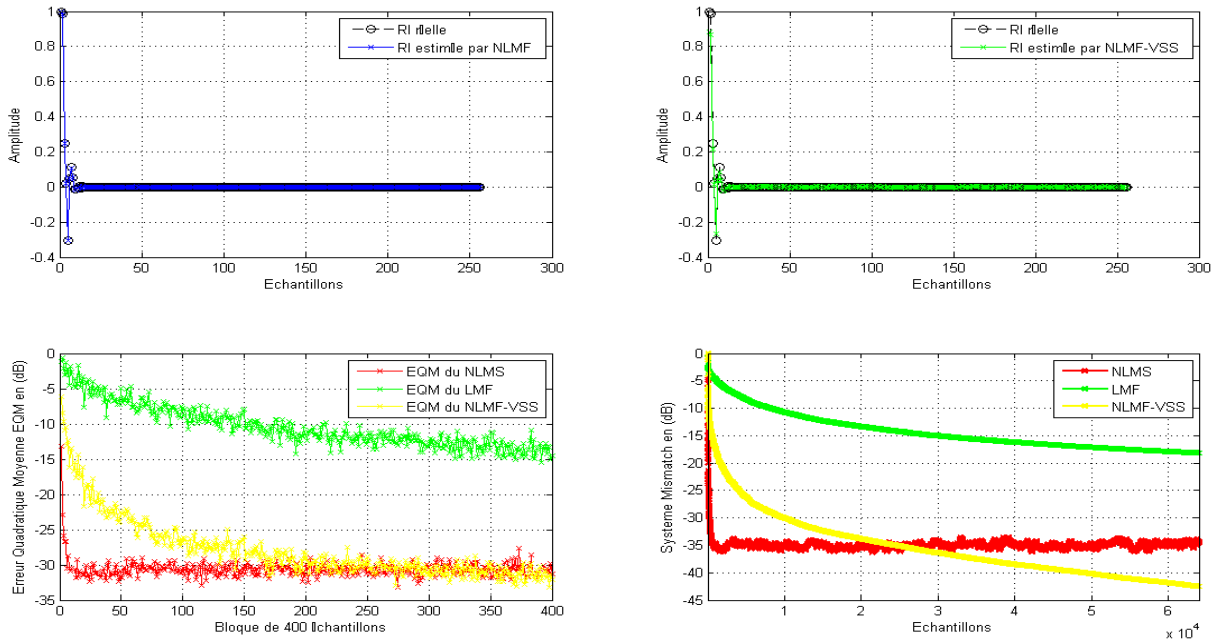


Figure 4.12 Effet de la sparcité de la RI sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $\mu=0,5$ et $RSB=35$, $L=256$ (cas fortement sparce).

D’après la Figure (4. 12) pour $M=0,5$ on remarque :

Pour la comparaison entre les RI : On remarque que les deux réponses impulsionnelles pour les deux algorithmes sont identiques.

Pour l’EQM : Le régime permanent de NLMF-VSS est atteint après 225 échantillons pour un EQM de(-32dB) celui de NLMS est atteint après 5 bloques pour un EQM de -31dB, d’ailleurs celui de LMF est atteint après 400 bloques pour un EQM de -15dB.

Pour le SM : Pour la convergence des 3 algorithmes on constate qu’avant 2,5 bloques, le NLMS converge mieux que les 2 autres algorithmes mais après l’algorithme NLMF-VSS converge d’une façon meilleure que les autres.

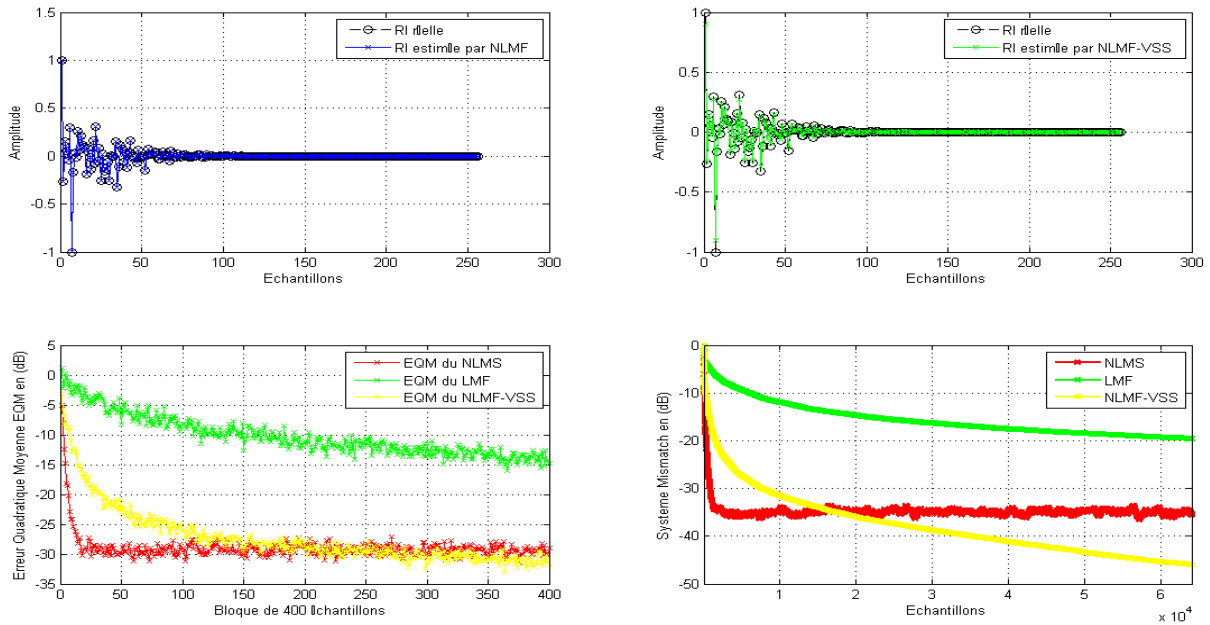


Figure 4.13 Effet de la sparcité de la RI sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $M=0,05$, $\mu=0,5$ et $RSB=35$, $L=256$ (cas sparse)

D’après la Figure (4.13) pour $M=0,05$ on remarque que :

Pour la comparaison entre les RI : Que la réponse impulsionnelle est presque identique pour l’algorithme NLMF-VSS par contre elle est identique pour NLMF.

Pour l’EQM : Le régime permanent de NLMF-VSS est atteint après 202 blocs pour un EQM de -31dB, celui de NLMS est atteint après 15 blocs pour un EQM de -29dB, d’ailleurs celui de LMF est atteint après 400 blocs pour un EQM de -15dB.

Pour le SM : Pour la convergence des 3 algorithmes on constate qu’avant 1,6 blocs le NLMS converge mieux que les 2 autres algorithmes mais après l’algorithme NLMF-VSS converge d’une façon plus rapide que les autres algorithmes.

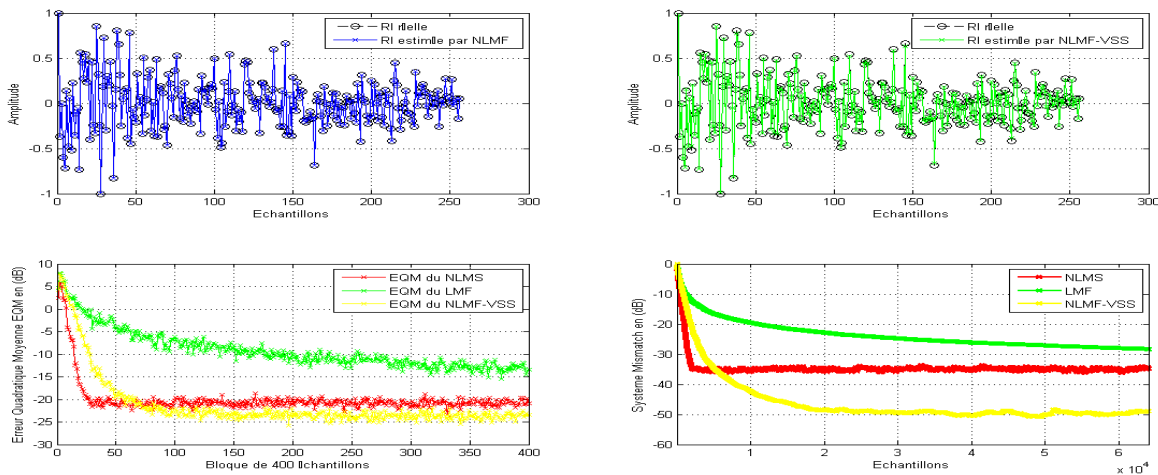


Figure 4.14 Effet de la sparcité de la RI sur les algorithmes NLMS, LMF, NLMF-VSS pour $M=0,005$, $\mu=0,5$ et $RSB=35$, $L=256$ (cas faiblement sparse)

D'après la Figure (4. 14) pour $M=0,005$, On constate que ces résultats sont les même obtenus pour $L=256$ et $RSB=35$, $\mu=0,5$.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de simulation des algorithmes de filtrage adaptatif NLMS, LMF et NLMF-VSS. Pour cela, nous avons utilisé un signal de parole en entrée du système et un bruit blanc. Ces résultats montrent que le nouvel algorithme proposé, NLMF-VSS, présente de meilleures performances par rapport aux autres algorithmes. Cette amélioration des performances est due à sa vitesse de convergence élevée, qui permet à l'algorithme NLMF-VSS de converger rapidement par rapport à NLMS et LMF.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'annulation d'écho acoustique est un défi majeur dans de nombreuses applications telles que les appels en mode mains libres et les téléconférences. Les principales difficultés résident d'une part dans l'identification de la durée des réponses impulsionnelles des canaux acoustiques, et d'autre part dans la nature des signaux à traiter.

Dans ce mémoire, nous avons examiné les algorithmes adaptatifs utilisés dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique, tels que les algorithmes basés sur la méthode du gradient stochastique, LMS (Least Mean Squares) et NLMS, comme on a étudié les principes des deux algorithmes LMF et NLMF dont l'algorithme NLMF à pas variable (NLMF-VSS) est notre principale proposition dans le cadre de ce projet de fin d'étude de Master.

Nous sommes les premiers qui ont utilisé le NLMF-VSS pour la première fois dans l'annulation d'écho acoustique.

Notre travail repose sur l'étude et la simulation de l'algorithme adaptatif NLMF en proposant une version à pas variable (NLMF-VSS). L'objectif était d'évaluer sa capacité à annuler l'écho et sa vitesse de convergence avec différents signaux d'entrée. Les résultats de la simulation réalisés avec le logiciel MATLAB ont démontré que l'algorithme adaptatif étudié, le NLMF-VSS, est capable de réduire efficacement l'écho présent dans le signal utile. Il a également montré de bonnes performances en termes de rapidité de convergence et de quantité résiduelle en sortie de traitement après l'annulation de l'écho acoustique.

Enfin, nous avons prouvé que notre algorithme proposé NLMF-VSS a une grande capacité dans l'annulation de l'écho acoustique.

BIBLIOGRAPHIQUE

BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] A. Chenni, A. Charif, “ Analyse et synthèse d’un signal de parole par la Matrice de Pencil en vue d’une discrimination délocuteurs“ *Mémoire de Master, Université de Msila*, Juin 2020.
- [2] M. Meguenni, R. Mammou, “ Un nouvel algorithme automatique de projection affine (APA) dédié pour la réduction bi capteurs du bruit acoustique”, *Mémoire de Master En Réseaux et Télécommunication, Université de Blida 1*, Juin 2021.
- [3] M. Djendi “ Nouveau Filtre Transformationnel Efficace et Rapide algorithme de type FTF pour l’annulation d’écho“ *journal de contrôle adaptative et signal processeur, Université de Blida 1*, 2014.
- [4] F. KHEMIES et MORSLI, “ Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation “, *Mémoire de Master En électronique, Université Blida 1*, Juin 2015.
- [5] K. Ould Ammar, M. Benzeghimi. “ Annulation Acoustique d’écho Acoustique par un algorithme rapide“ *Mémoire de Master, Université Blida 1*, Juin 2016.
- [6] F. Zahi, CH. Chiheb, “ Etude et simulation de l’algorithme NLMS dans l’annulation de l’écho acoustique des salles “ *Mémoire de Master En Réseau et Télécommunication, Université Blida 1*, Juin 2020.
- [7] Gilloire A, Julien J.P, “ L’acoustique des salles dans les télécommunications“ *l’écho des recherches* N°127,1987.
- [8] Y. Benfetima, M. Ikhlef, “ Annulation d’écho acoustique en sous bande “*Mémoire de Master, Université Blida 1*, Juin 2014.
- [9] J.-F. Bercher et P. Jardin, “ Introduction au filtrage adaptatif “, *ESIEE Paris, I4-TTS* 2003.
- [10] K. Meghriche, “Filtrage Adaptatif Utilisant les Statistiques d’Ordre Supérieur “, *Thèse de Doctorat d’Etat, École Nationale Polytechnique*, 2006.
- [11] F. Khaled, S. Ibtissem, “ Filtrage adaptatif pour l’annulation d’écho acoustique dans les communications mains libres”, *Mémoire de Master, Université de Bouira*, Juin 2017.
- [12] J. El Mhamdi, F. Regragui et M. Harnafi, “Traitement adaptatif appliqué au signal sismique”, *Bulletin de l’Institut Scientifique, Rabat, section Sciences de la Terre*, n°30,2008.