

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث 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 system de télécommunication

présenté par

NEDJAR Faicel

&

HAYANE Abdessallam

Algorithmes set-membership pour l'annulation de l'écho acoustique

Proposé par : Pr. **Ahmed Benallal** & **Islam Hassani**

Année Universitaire 2018-2019

Remerciements

Nous tenons avant tout de remercier ALLAH qui nous a donné la volonté, le courage et la confiance en soi pour l'arrivée à ce travail.

Un grand merci avec le respect le plus profond à monsieur le Pr : A. BENALLAL notre promoteur et Co-promoteur I. Hassani. C'était un honneur de travailler avec une précieuse assistance, disponibilité et soutien toute la période du déroulement de ce projet. En conséquence il nous a développé l'esprit de recherche, l'esprit de l'équipe et le goût du savoir avec un grand professionnalisme.

Nos remerciements s'adressent aussi à messieurs le président du jury et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous tenons à exprimer notre reconnaissance à tous les enseignants et les fonctionnaires de la faculté des sciences et technologie plus particulièrement le département d'électronique qui nous ont attribués.

Nous remerciant profondément tous ceux qui nous ont encouragé et contribué de près ou de loin à la construction de notre travail.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mon Père Pour son soutien inconditionnel,

***A ma Mère pour ces sacrifices quotidiens afin que je
puisse réaliser mes rêves et pour l'amour et l'affection
qui m'ont permis d'aller de l'avant***

- ***A mes frères : Ismail; Abdelwahab ; Khiereddine***
- ***A mes chères sœurs***
- ***A mon binôme Abdessallam.***
- ***A amis : Salim,soufian,sadek,moussa,Riad,Hafidh,
Omar, Aziz, Hocine et mon cousin Rachid***
- ***A tout mes camarades des études.***

A toute la promotion 2019

FAICEL

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail en première lieu à me parents qui m'ont toujours comblé de leur amour et pour grande, patience cours des années.

- *A mes chères sœurs*
- *A mon frère :Bilel*
- *A mon cousin :Aissa*
- *A toute la famille Hayane*
- *A mon binôme Faicel.*
- *A mes amis Riad,Salim,Hafidh,soufian,Aziz Boudjemaa,Hocine.*
- *A tout mes camarades des études.*

A toute la promotion 2019

ABDESSALLAM

ملخص : يعد تحديد الاستجابات الصوتية النبضية و إلغاء الصدى من المشاكل الشائعة في مجال معالجة الإشارة في هذا العمل نقوم بسررد التفاصيل النظرية لخوارزميات التصفية التكيفية التي تستند أساسا إلى خوارزميات NLMS و SM-NLMS.

أخيراً ، باستخدام برنامج MATLAB ، نقوم بإجراء سلسلة من المحاكاة للاستجابات النبضية الصوتية الحقيقية مع إدخالات مستقرة و غير مستقرة وذلك من أجل تحليل ودراسة ومقارنة نقاط القوة و الضعف في الخوارزميات (SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS) من حيث سرعة التقارب والتعقيد والخطأ الأخير في حالة مستقرة.

الكلمات المفتاحية : التصفية التكيفية ، تعيين العضوية ، تعريف و تحديد النظام ، الاستجابة النبضات الصوتية، إلغاء صدى الصوت

Résumé : L'identification des réponses impulsionnelles acoustiques et l'annulation d'écho sont des problèmes communs dans le domaine de traitement de signal. Dans ce travail, nous présentons les détails théoriques des algorithmes de filtrage adaptatif qui sont basées sur les algorithmes NLMS et Set-membership NLMS.

Enfin, en utilisant le logiciel MATLAB, une série de simulations a été effectuée à la fois avec des entrées stationnaires et non-stationnaires comme la parole afin d'analyser, d'étudier et de comparer les points forts et les points faibles des algorithmes basés sur le concept set-memebership en termes de la vitesse de convergence, de complexité des calculs et d'erreur finale en régime permanent.

Mots clé : Filtrage adaptatif, Set-Membership, identification des systèmes, Réponses impulsionnelle acoustique, Annulation d'écho acoustique.

Abstract : Acoustic impulse response identification and echo cancellation are common problems in the field of signal processing. In this work, we present a theoretical detail of adaptive filtering algorithms based on NLMS and SM-NLMS algorithms. Finally, by using MATLAB software, a series of simulations were performed for with stationary and non-stationary inputs such as speech to analyze, study and compare the strengths and weaknesses of the algorithms based on the set-memebership concept in terms of convergence rate, complexity and final steady state error.

Key word: adaptive filtering, Set-Membership, system identification, acoustic impulse responses, acoustic echo cancellation.

Listes des acronymes et abréviations

➤ Notations :

$[.]^T$ Opération de transposition.

$|.|$ Opération valeur d'absolue.

$E(.)$ Espérance mathématique.

$\text{Trace}(.)$ Trace d'une matrice.

∇ Vecteur de gradient.

$\|.\|$ Norme d'un vecteur.

$\text{Log}(.)$ Logarithme à base 10.

➤ Abréviations :

➤ **FIR** : **F**inite **I**mpulse **R**esponse (Réponse Impulsionnelle finie).

➤ **HP** : hautparleur.

➤ **IIR** : **I**nfinite **I**mpulse **R**esponse (Réponse Impulsionnelle Infinie).

➤ **LMS** : **L**east **M**ean **S**quare (Moindre Carré Moyen)

➤ **MIC** : Microphone.

➤ **MSE** : **M**ean **S**quare **E**rror (Erreur Quadratique Moyen).

➤ **NLMS** : **N**ormalised **L**MS (Moindre Carré Moyen Normalisé).

➤ **RI** : **R**éponse **I**mpulsionnelle.

➤ **AEA** l'Annuleur d'Echo **A**coustique.

➤ **SNR** : **S**ignal to **N**oise **R**atio (Rapport Signal sur Bruit).

➤ **USASI** : **U**SA **S**tandard **I**nstitute.

➤ **SM** **S**et **M**embership.

➤ **SMI** **S**M **I**dentification.

➤ **SMART** **S**M **R**éursive **T**echniques.

➤ **OBE** **O**ptimal **B**ounding **E**llipsoids .

➤ **OBS** **O**ptimal **B**ounding **S**pheroids.

➤ **SMNLMS-AEB** **A**daptive **E**rror **B**ound.

➤ **SMNLMS-REB** **R**obust **E**rror **B**ound.

➤ **BBG-AR20** **B**ruit **B**lanc **G**aussien **A**uto-**R**égressif d'ordre(20).

➤ **AR(M)** **A**uto-**R**égressif d'ordre (**M**)

Table des matières

Remerciements

Dédicaces

Résumés

Abréviations

Introduction générale	1
------------------------------------	----------

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

1. Echo acoustique et filtrage adaptatif	3
1.1. Introduction.....	3
1.2. Réponse impulsionnelle (RI) acoustique d'une sale	3
1.3. L'écho acoustique	4
1.4. Filtrage adaptatif.....	5
1.5. Principe de base, structures et le rôle du filtre adaptatif	5
1.6. Annulation d'écho acoustique	6
1.7. Définitions et formules.....	6
a. Vitesse de convergence :	6
b. Erreur en régime permanent:	6
c. La capacité de poursuite	7
d. complexité des calculs :.....	7
1.7.1. Méthode du Gradient, Filtre de Wiener.....	7
1.7.2. Algorithmes basés sur le gradient stochastique	8
a. Algorithme LMS (Least Mean Square).....	8
b. Algorithme de LMS normalisé (NLMS).....	10
1.8. Conclusion	11

Chapitre 2 : Algorithmes basés sur la technique "Set-Membership Filtering"

2. Algorithmes basés sur La technique "Set-Membership Filtering"	12
2.1. Introduction.....	12
2.2. Principe général.....	13
2.3. Versions algorithmes NLMS basés sur SM	16
2.3.1 Set-Membership NLMS algorithm avec une borne d'erreur adaptative	16
2.3.2 Set Membership NLMS algorithm avec une borne d'erreur robuste	18
1. Erreur robuste pour les SM-NLMS.....	18
2.4. Conclusion	21

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3. Résultats de simulation.....	22
3.1. Introduction	22
3.2. Description des signaux de tests	22
3.3. Description des critères de performance	23
3.4. Simulation des algorithmes	24
3.5. Simulation des algorithmes SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS et NLMS.	24
3.5.1. Cas d'entrée stationnaire (USASI).....	24
1. Simulation d'algorithme SM-NLMS et NLMS	24
2. Simulation d'algorithme SMAEB-NLMS et NLMS.....	27
3. Simulation d'algorithme SMREB-NLMS et NLMS.....	29
3.5.2. Cas d'entrée non stationnaire (parole)	31

1.Simulation d'algorithme SM-NLMS et NLMS :.....	32
2.Simulation d'algorithme SMAEB-NLMS et NLMS.....	33
3.Simulation d'algorithme SMREB-NLMS et NLMS.....	34
3.6. Comparaison des algorithmes SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS	35
3.6.1. Cas d'entrée stationnaire (USASI)	35
3.6.2. Cas d'entrée stationnaire (BBG-AR(20)).....	37
3.6.3. Cas d'entrée non stationnaire (parole).....	39
3.7. Conclusion	41
Conclusion générale	42
Bibliographie	44

Liste des figures

Figure 1. 1 : les réflexions de son dans une salle.	3
Figure 1. 2 : L'écho acoustique entre deux salles.	4
Figure 1. 3 : Principe d'un filtre adaptatif.	5
Figure 1. 4 : Principe d'annulation d'écho acoustique.	6
Figure 1. 5 : Représentation du problème du filtre adaptatif.	7
Figure 2. 1 : Procédure de mise à jour dans l'algorithme SM-NLMS	13
Figure 3. 1 : réponse impulsionnelle d'un habitacle de voiture (Fe=16KHz)	23
Figure 3. 2 : signal d'entrée USASI, avec L=256, SNR=30dB, NLMS($\mu = 1$), SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$)	25
Figure 3. 3 : signal d'entrée USASI, avec L=256, SNR=50dB, NLMS($\mu = 1$), SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$).	26
Figure 3. 4 : signal d'entrée USASI, avec L=256, SNR=30dB, NLMS($\mu = 1$) SMAEB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu g = 0.0001$).	27
Figure 3. 5 : signal d'entrée USASI, avec L=256, SNR=50dB, NLMS($\mu = 1$), SMAEB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu g = 0.0001$).	28
Figure 3. 6 : signal d'entrée USASI, avec L=256, SNR=30dB. NLMS ($\mu = 1$), SMREB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$)	29
Figure 3. 7 : signal d'entrée USASI, avec L=256, SNR=50dB. NLMS($\mu = 1$), SMREB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$)	30
Figure 3. 8 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole), avec L=256, SNR=50dB, NLMS($\mu = 1$), SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$)	32
Figure 3. 9 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole), avec L=256, SNR=30dB, NLMS($\mu = 1$), SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu g = 0.0001$).	33
Figure 3. 10 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole) avec L=256, SNR=50dB. NLMS ($\mu = 1$), SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$).	34

Figure 3. 1 : Signal d'entrée stationnaire avec $L=256$, $SNR=20dB$, SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$), SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0=5$).....35

Figure 3. 12 : signal d'entrée stationnaire avec $L=256$, $SNR=50dB$, SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$), SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$) 36

Figure 3. 13 : signal d'entrée stationnaire BBG-AR(20), avec $L=256$, $SNR=20dB$, SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$), SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$) 37

Figure 3. 14 : signal d'entrée stationnaire BBG-AR(20), avec $L=256$, $SNR=50dB$, SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$). SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$) 38

Figure 3. 15 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole) avec $L=256$, $SNR=20dB$, SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$). SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$) 39

Figure 3. 16 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole) signal d'entrée stationnaire avec $L=256$, $SNR=50dB$, SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$).SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$)..... 40

Liste des tableaux

Tableau 1. 1 : L'algorithme LMS.	10
Tableau 1. 2 : L'algorithme NLMS.	11
Tableau 2. 1 : L'algorithme SM-NLMS.	15
Tableau 2. 2 : L'algorithme SMAEB-NLMS.	17
Tableau 2. 3 : L'algorithme SMREB-NLMS.	20
Tableau 3. 1 : Comparaison de l'effet de SNR sur la vitesse de convergence, complexité et EQM (Erreur Quadratique Moyenne) finale des deux algorithmes (SM-NLMS)	26
Tableau 3. 2 : Comparaison de l'effet de SNR sur la vitesse de convergence, complexité et EQM (Erreur Quadratique Moyenne) finale des deux algorithmes (SMAEB-NLMS)	28
Tableau 3. 3 : Comparaison de l'effet de SNR sur la vitesse de convergence, complexité et EQM (Erreur Quadratique Moyenne) finale des deux algorithmes (SMREB-NLMS)	31
Tableau 3. 4 : Comparaison de l'effet de γ sur la complexité des trois algorithmes avec une taille $L=256$, $SNR=30dB$	41

Introduction générale

Le filtrage adaptatif a été largement utilisé dans le cadre de nombreux domaines, notamment les télécommunications, le traitement du signal géophysique, le traitement du signal biomédical, l'élimination du fouillis radar et le traitement par sonar. Dans le domaine des communications numériques, les approches de filtrage adaptatif sont très importantes et ont été appliquées dans des nombreuses applications telles que l'annulation de bruit, la formation de faisceau adaptatif et l'égalisation du canal.

L'annulation d'écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire (canal acoustique de couplage) excité par un signal de référence connu (parole alimentant le haut-parleur). Nous utilisons un annuleur d'écho acoustique par l'identification de la réponse impulsionnelle finie (FIR : Finie Impulse Réponse), ou le canal acoustique de couplage est réalisée par des algorithmes du type gradient stochastique : LMS (Least Mean Squares) et sa version normalisé NLMS (Normalized Least Mean Squares).

Plusieurs algorithmes adaptatifs ont été proposés pour résoudre le problème d'annulation d'écho acoustique. Dans notre présent travail, nous nous intéressons à étudier les algorithmes de type gradient stochastique normalisé basés sur une technique de la réduction de complexité notée "set-membership identification", nous avons fait une étude comparative entre trois algorithmes adaptatifs en terme de vitesse de convergence, erreur finale et complexité des calculs.

Notre mémoire est organisée en trois chapitres comme suit :

Dans le premier chapitre, nous introduisons d'une manière simple les notions et les termes essentiels de l'acoustique et du filtrage adaptatif. Nous présentons

aussi dans ce chapitre le principe de l'annulation d'écho acoustique, le concept du filtre optimal de Wiener et l'algorithme de base (algorithmes de type gradient stochastique (LMS)) est aussi étudié dans ce chapitre en mettant en œuvre l'essentiel des équations qui les formulent.

Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter la famille des algorithmes de type gradient stochastique normalisé (NLMS) et de ses trois versions basées sur la technique "Set-Membership" pour l'identification des réponses impulsionnelles.

Dans le troisième chapitre nous présentons des résultats de simulations qui comparent les performances des algorithmes adaptatifs présentés dans les chapitres précédents, ces performances sont basées sur la vitesse de convergence, la complexité et l'énergie de l'erreur de filtrage finale.

Enfin, notre mémoire sera terminé par une conclusion générale.

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

1. Echo acoustique et filtrage adaptatif

1.1. Introduction

L'acoustique peut être définie comme la connaissance scientifique qui étudie le son, y compris sa production, sa transmission et ses effets. Elle ne se limite donc pas aux phénomènes responsables de la sensation auditive seule. Elle est distinguée de l'optique par la nature mécanique des ondes sonores plutôt que par leur nature électromagnétique.

Ce premier chapitre a pour but de donner des notions générales sur l'écho acoustique et sur les techniques pour l'éliminer. Ainsi, une description de l'écho acoustique et de l'acoustique des salles est d'abord présentée de manière brève. Ensuite le principe d'une application d'annuleur d'écho acoustique AEA dans le cas monocal est entamé. Enfin, la section 1.7.2 résume les algorithmes adaptatifs de base, de type gradient stochastique LMS et sa version normalisée NLMS.

1.2. Réponse impulsionnelle (RI) acoustique d'une salle

Pour définir la réponse impulsionnelle acoustique, une sonde (récepteur) est disposée dans une salle vide, et un son est lancé par un média doté de haut parleurs (source), le récepteur capte le son direct et plusieurs réflexions sur les murs d'une salle.

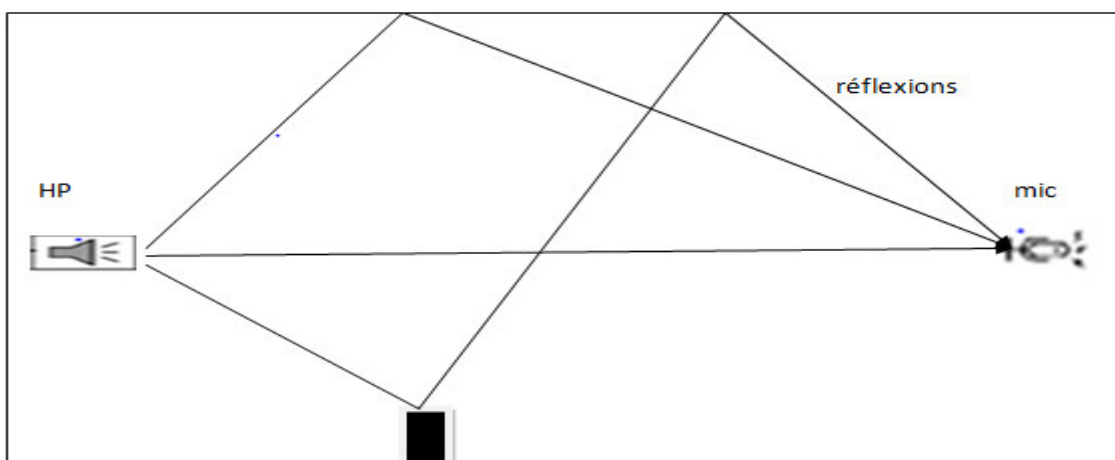


Figure 1. 1 : les réflexions de son dans une salle.

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

La Figure (1.1) présente la propagation de son dans une salle contenant quelques objets, chaque réflexion est retardée et atténuée. Le microphone placé loin du haut-parleur capte les différents sons qui se produisent par ces réflexions. Dans la théorie de l'acoustique linéaire, ces réflexions sont modélisées par un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF). En pratique, selon les dimensions de la salle, la taille de RI varie de quelques centaines de coefficients à plusieurs milliers de coefficients.

1.3. L'écho acoustique

L'écho est le reflet des ondes sonores de votre propre voix lorsque vous parlez l'écho peut être extrêmement perturbant dans une conversation. L'écho acoustique est provoqué par la transmission du signal émis par le haut-parleur et reçu par le microphone : cette transmission est composée d'un trajet direct et de multiples réflexions captées par le microphone, et a pour conséquence de renvoyer vers le locuteur qui a prononcé la parole dans une salle distante son propre signal. C'est donc la propagation acoustique d'une onde sonore à l'intérieur d'un volume donné qui provoque l'écho acoustique. [1] Cet écho constitue une part très importante de la gêne occasionnée pour ce dernier dans une communication de type mains-libre (Figure 1.2).

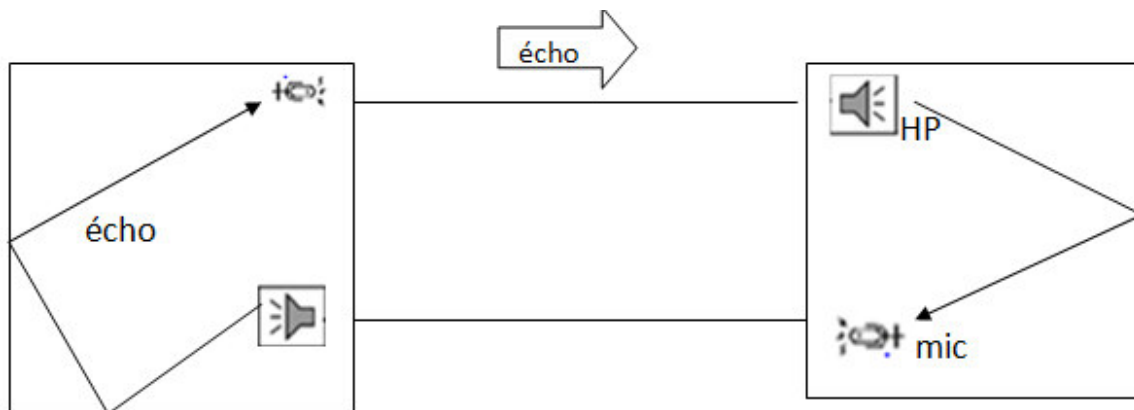


Figure 1. 2 : L'écho acoustique entre deux salles.

1.4. Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs (Figure 1.3) [2,3] .Il est utilisé chaque fois

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire.

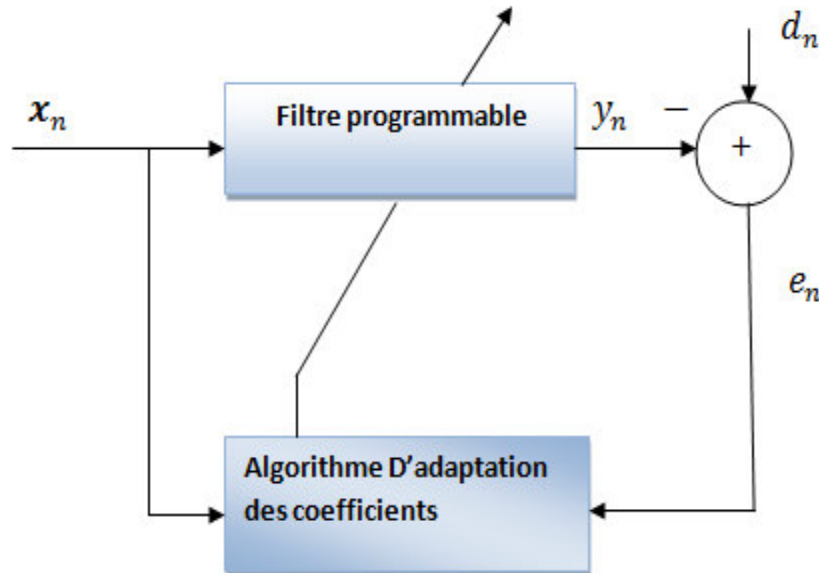


Figure 1.3 : Principe d'un filtre adaptatif

1.5. Principe de base, structures et le rôle du filtre adaptatif

Le fonctionnement du filtre adaptatif se décrit de la façon suivant : Le signal d'entrée x_n est convolé avec le filtre w_n . Le résultat de cette convolution donne y_n . Le signal à la sortie du filtre y_n est comparé au signal désirée d_n . La différence entre le signal désirée d_n et le signal à la sortie du filtre y_n donne le signal d'erreur e_n , permet de faire la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif w_n .

Les filtres adaptatifs ont des applications dans différents domaine avec des objectifs spécifiques [4], parmi ces applications on cite :

- L'identification de système.
- La prédiction.
- La modélisation inverse.
- L'annulation d'interférences.

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

1.6. Annulation d'écho acoustique

Pour résoudre le problème de l'écho acoustique nous proposons deux méthodes : La première est de minimiser les réflexions des ondes sonores, c'est-à-dire, s'attaquer aux causes de l'écho acoustique avec des moyens physiques tels que des microphones directionnels, l'éloignement des haut-parleurs et des microphones, utilisez une peinture absorbante dans la pièce pour le traitement acoustique [5].

La seconde façon est de traiter le signal basée sur une méthode qui traite le signal capté par le microphone, c'est-à-dire d'utiliser un système qui devrait idéalement supprimer tout ce qui provient du microphone de prise de son sauf le signal double parole (Figure 1.4).

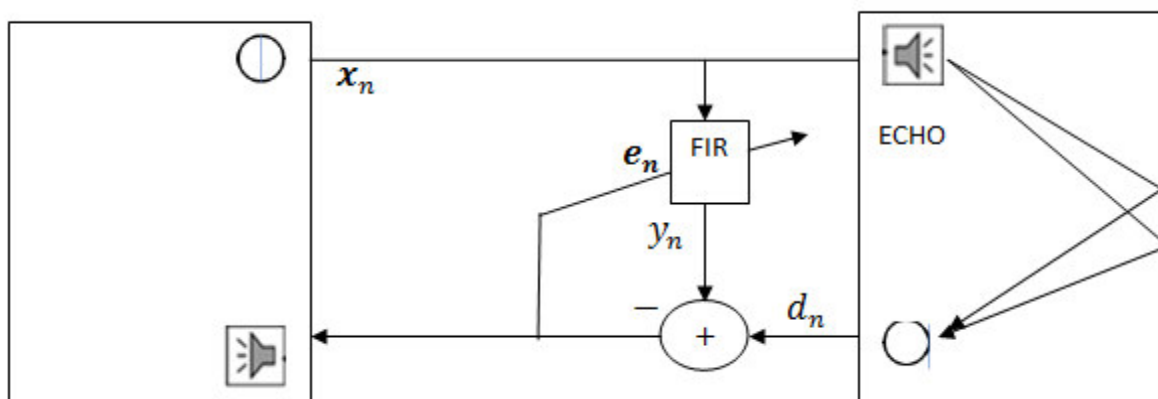


Figure 1.4 : Principe d'annulation d'écho acoustique.

1.7. Définitions et formules

Dans la théorie des filtres adaptatifs plusieurs types d'algorithmes sont développés, le choix de l'un entre eux est basé sur les critères de performances suivants :

- a. Vitesse de convergence** : c'est le nombre de itération pour trouver le filtre idéal, plus le nombre de itération est petit, meilleure est la réponse en termes de vitesse de convergence.
- b. Erreur en régime permanent**: c'est la valeur la plus faible de l'erreur quadratique moyenne.

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

C. La capacité de poursuite : est la capacité de détecter rapidement les variations de la réponse impulsionnelle acoustique, c'est-à-dire les non stationnarités du canal acoustique.

d. complexité des calculs : c'est le nombre d'opérations arithmétiques, l'objectif est de faciliter les calculs tout en conservant la meilleure performance du filtre.

Les filtres adaptatifs qui sont utilisés pour estimer le signal désiré sont classés en plusieurs algorithmes :

1.7.1. Méthode du Gradient, Filtre de Wiener

L'approche consiste alors à minimiser la moyenne statistique du carré de l'erreur (EQM) [6, 7] entre l'information désirée et la sortie du filtre (Figure 1.5).

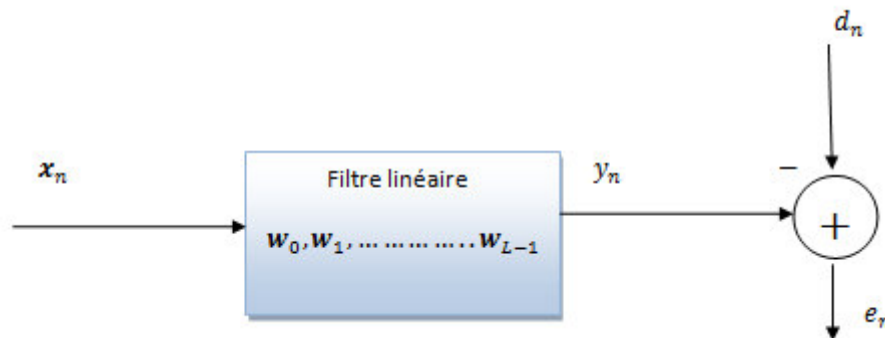


Figure 1. 5 : Représentation du problème du filtre adaptatif.

Le problème du filtrage optimal est de trouver le meilleur filtre c'est à dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse y_n la plus proche possible d'une réponse désirée d_n lorsque l'entrée est une certaine séquence x_n .

On note : $e_n = d_n - y_n$ l'erreur entre la réponse désirée d_n et la sortie y_n [8]

On note également w_n la réponse impulsionnelle du filtre.

La sortie du filtre y_n s'écrit [9] :

$$y_n = \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n \quad (1.1)$$

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

Le filtre de Wiener est celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM).

$$J_n = E[e_n^2] \quad (1.2)$$

$$e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n \quad (1.3)$$

D'où
$$J_n = E[(d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n)^2] \quad (1.4)$$

L'objectif est de minimiser le critère quadratique 1.4 pour le filtre qui aura des coefficients plus proches du filtre réel, c'est un problème d'optimisation, alors le filtre optimal est donné par

$$\mathbf{w}_n = \min J_n \quad (1.5)$$

Cherchons le vecteur optimum qui annule le gradient du critère :

$$\nabla J_n = 0 \quad (1.6)$$

$$2\mathbf{R}_L \cdot \mathbf{w}_{L,n} - 2\mathbf{p}_{L,n} = 0 \quad (1.7)$$

Avec
$$\mathbf{R}_L = E[\mathbf{x}_{L,n} \mathbf{x}_{L,n}^T]$$

Est la matrice d'autocorrélation du vecteur $\mathbf{x}_{L,n}$,

Et
$$\mathbf{p}_L = E[\mathbf{x}_{L,n} \cdot y_n]$$

Est un vecteur d'intercorrélacion.

Le filtre optimal est donné par l'expression suivante :

$$\mathbf{w}_L = \mathbf{R}_L^{-1} \mathbf{p}_L \quad (1.8)$$

Alors pour atteindre cet objectif il faut connaître les propriétés statistiques de \mathbf{R}_L et de \mathbf{p}_L .

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

1.7.2. Algorithmes basés sur le gradient stochastique

a. Algorithme LMS (Least Mean Square)

L'un des premiers algorithmes est l'algorithme du gradient stochastique ou LMS. Cet algorithme est basé sur une estimation simple du gradient. Ce type de filtre est très simple, mais il est inefficace pour la problématique de l'annulation d'écho en raison de la grande variation d'énergie contenue dans la voix.

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} - \mu |\nabla E\{e_n^{-2}\}| \quad (1.9)$$

Où μ est le pas d'adaptation qui contrôle la convergence de l'algorithme.

L'équation 1.9 nous donne :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + 2\mu E\{e_n \mathbf{x}_n\} \quad (1.10)$$

L'équation finale :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + 2\mu e_n \mathbf{x}_n \quad (1.11)$$

La condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme (LMS) est :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.12)$$

Où λ_{max} est la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal.

Une étude plus précise (en moyenne quadratique), mais qui repose également sur des hypothèses contestables, conduit à la condition plus contraignante [10]:

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{trace}(R)} = \frac{2}{L\sigma_x^2} \quad (1.13)$$

$\text{trace}(R)$: désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice R.

σ_x^2 : désigne l'énergie du signal d'entrée \mathbf{x}_n .

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

L'algorithme de **LMS** résumé dans le tableau 1.1 :

<p>Initialisation :</p> $0 < \mu \leq 2$ $\mathbf{w}_0 = \mathbf{0} ;$ <p>Partie filtre :</p> <p>For $n=1,2,\dots$ (itérations)</p> $\mathbf{x}_{L,n} = [x_n x_{n-1} \dots x_{n-L+1}]^T$ $e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$ $\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + 2\mu e_n \mathbf{x}_n$ <p>End</p>
--

Tableau 1.1 : L'algorithme LMS.

b. Algorithme de LMS normalisé (NLMS)

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square) consiste à normaliser le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par l'énergie du signal d'entrée pour réduire au minimum l'effet de la variation de la puissance du signal d'entrée et de rendre ainsi la convergence plus au moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre. Le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS est alors remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par :

$$\mu_n = \frac{\mu}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n} \quad (1.14)$$

La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation

$$0 < \mu \leq 2.$$

La mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme NLMS est alors donnée par :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\mu}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} \mathbf{x}_n e_n \quad (1.15)$$

Chapitre 1 : Echo acoustique et filtrage adaptatif

Où c_0 est une constante utilisée pour éviter la division par des petites valeurs ou des zéros, la convergence de cet algorithme est garantie par la condition suivante :

$$0 < \mu \leq 2$$

Cet algorithme est indiqué dans le tableau 1.2 :

<p>Initialisation :</p> $0 < \mu \leq 2$ $c_0 = 0.01$ $\mathbf{w}_0 = \mathbf{0}$ <p>Partie filtre :</p> <p>For n=1,2,.....</p> $\mathbf{x}_{L,n} = [x_n x_{n-1} \dots \dots x_{n-L+1}]^T$ $e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$ $\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\mu}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} \mathbf{x}_n e_n$ <p>End</p>
--

Tableau 1. 2 : L'algorithme NLMS.

1.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé le principe de l'annulation d'écho acoustique par des algorithmes de filtrage adaptatif. Nous avons présenté d'une manière générale quelques algorithmes de filtrage adaptatif qui sont largement utilisés dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique.

2. Algorithmes basés sur la technique "Set-Membership Filtering"

2.1. Introduction

La technique de l'identification SMI [11,12] (Set-membership identification) est conçue pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif de manière à ce que l'erreur de sortie soit limitée par une valeur pré-ajustée. Dans [13], les auteurs ont proposé un algorithme du gradient stochastique normalisés (NLMS) qui nécessite moins de mises à jour de données et moins d'itérations pour atteindre un état stable. Dans [14], un algorithme SM avec un paramètre dépendent de la bande d'erreur a été proposé.

La théorie du SMI s'est jusqu'à présent limitée à l'identification du système, ce qui exclut plusieurs problèmes de filtrage importants comme le filtrage inverse, l'égalisation des canaux, la suppression des interférences et la formation de faisceaux qui ne sont pas modélisés par un système réel linéaire avec un bruit additif. L'extension de la théorie de la SM au problème général du filtrage est donc d'un immense intérêt académique et pratique.

La classe de solutions adaptatives à ce problème, appelée ici Set-Membership Adaptive Recursive Techniques (SMART) [15], est considérée comme incluant les algorithmes OBE (**O**ptimal **B**ounding **E**llipsoids). Un nouvel algorithme SMART est dérivé dont les récursions sont identiques à celles des algorithmes de gradient stochastique normalisés (algorithme NLMS) avec un pas adaptatif optimisé.

Ce nouvel algorithme, appelé ici SM-NLMS, est dérivé de deux approches distinctes : l'approche Optimal Bounding Spheroids (OBS) et l'approche par projection. Le nouvel algorithme offre une sélection automatique de pas d'adaptation du gradient stochastique qui est très utile dans des environnements inconnus ou variant dans le temps et une preuve de convergence en termes de cessation garantie des mise à jours.

Dans ce chapitre, nous présentons trois versions d'algorithmes SM-NLMS différents, en les comparant entre eux en termes de convergence, de complexité et

d'erreur finale, et de savoir quel algorithme est le plus performant dans le cadre de l'annulation d'écho acoustique.

2.2. Principe général

L'algorithme (SM-NLMS) proposé pour la première fois dans [13] a une forme similaire de l'algorithme NLMS basique. L'idée clé de l'algorithme SM-NLMS doit effectuer un test pour vérifier si l'estimation précédente \mathbf{w}_{n-1} se situe en dehors de l'ensemble de contraintes H_n , c'est-à-dire $|d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n| > \gamma$ [16, 17, 18]. Si le module de le signal d'erreur est supérieur à la borne spécifiée, la nouvelle estimation \mathbf{w}_n sera mis à jour à la limite la plus proche de H_n à une distance minimale, c.-à-d. le SM-NLMS minimise

$$\|\mathbf{w}_n - \mathbf{w}_{n-1}\|^2 \text{ Soumis à } \mathbf{w}_n \in H_n, [19,20].$$

La mise à jour est réalisée par une projection orthogonale de l'estimation précédente sur la plus proche limite de H_n . La figure 2.1 illustre la procédure de mise à jour du SM-NLMS algorithme.

Pour dériver les équations de mise à jour, considérons d'abord l'erreur a priori e_n donnée par :

$$e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n \quad (2.1)$$

Alors, commençons par l'algorithme LMS normalisé qui utilise la forme récursive suivante pour la mise à jour \mathbf{w}_n

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\mu_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} \mathbf{x}_n e_n \quad (2.2)$$

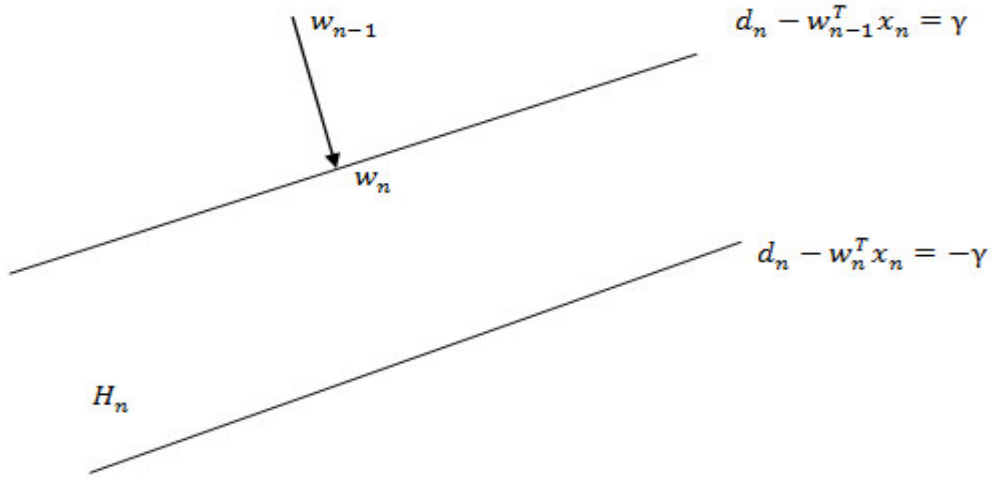


Figure 2. 1 : Procédure de mise à jour dans l'algorithme SM-NLMS

Où dans la présente discussion μ_n est le pas d'adaptation variable qui doit être choisi d'une manière appropriée afin de satisfaire la mise à jour de la SM souhaitée.

La mise à jour doit être effectuée dans les cas suivants :

$$e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n > \gamma \quad (2.3)$$

$$e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n < -\gamma \quad (2.4)$$

Et l'erreur a posteriori devrait être donnée par

$$\varepsilon_n = d_n - \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}_n = \pm \gamma \quad (2.5)$$

$$\begin{aligned} &= d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n - \frac{\mu_n}{c_0 + \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n} e_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n \\ &= e_n - \frac{\mu_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} e_n \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n \end{aligned} \quad (2.6)$$

Où ε_n devient égale à $\pm \gamma$ parce que les coefficients sont mis à jour à la limite la plus proche de H_n . Les inégalités (2.3) et (2.4) peuvent être réécrites sous la forme de l'égalité suivante :

$$\varepsilon_n = e_n [1 - \mu_n] = \pm \gamma \quad (2.7)$$

L'équation ci-dessus conduit à

$$1 - \mu_n = \pm \frac{\gamma}{e_n} \quad (2.8)$$

Nous concluons que le pas d'adaptation variable μ_n est donné par [25]:

$$\mu_n = \begin{cases} 1 - \gamma/|e_n| , & \text{si } |e_n| > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.9)$$

Les équations de mise à jour (2.1), (2.2) et (2.9) sont très semblables à celles de l'algorithme NLMS, à l'exception de pas d'adaptation variable μ_n , la valeur de γ est choisie autour de $\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$, où σ_v^2 est la variance de bruit additif [13, 21].

$\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$: Bande d'erreur

L'algorithme de **SM-NLMS** est résumé dans le tableau 2.1

<p>Initialisation : L=taille de filtre</p> <p>$c_0 = 0.01$</p> <p>$\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$</p> <p>Partie filtrage :</p> <p>For n=1,2....(iterations)</p> <p style="padding-left: 20px;">$\mathbf{x}_n = [x_n, x_{n-1}, \dots \dots x_{n-L+1}]^T$</p> <p style="padding-left: 20px;">$e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$</p> <p style="padding-left: 20px;">$\mu_n = \begin{cases} 1 - \gamma/ e_n , & \text{si } e_n > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$</p> <p style="padding-left: 20px;">$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\mu_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} \mathbf{x}_n e_n$</p> <p>End For</p>

Tableau 2. 1 : L'algorithme SM-NLMS.

En choisissant la bande d'erreur $\gamma = 0$, Il est à noter qu'en utilisant un pas d'adaptation $\mu_n = 1$ dans le SM-NLMS à chaque fois que $\mathbf{w}_{n-1} \notin H_n$, on effectue une mise à jour valide puisque l'hyperplan avec zéro erreur a posteriori est en H_n . Dans ce cas, l'algorithme résultant ne minimise pas la distance euclidienne $\|\mathbf{w}_n - \mathbf{w}_{n-1}\|^2$ puisque l'erreur a posteriori est nulle et inférieure à γ .

L'algorithme étudié combine la vitesse de convergence d'un algorithme NLMS à pas d'adaptation élevée et d'une EQM finale d'un algorithme NLMS à pas d'adaptation faible.

2.3. Versions algorithmes NLMS basés sur SM

2.3.1. Set-Membership NLMS algorithm avec une borne d'erreur adaptative

Dans cette section, nous avons étudié un algorithme SM-NLMS utilisant une nouvelle limite d'erreur adaptative qui permet de traiter simultanément le problème de sur-limitation et de sous-limitation [22].

L'approche est basée sur la minimisation de la distance euclidienne du vecteur d'erreur de coefficients de filtre entre les itérations n et $n + 1$.

La formule de mise à jour dans (2.2) peut également être écrite en termes de vecteur d'erreur de coefficients de filtre.

$$\Delta \mathbf{w}_{n-1} = \mathbf{w}_{opt} - \mathbf{w}_{n-1} \quad (2.10)$$

$$\Delta \mathbf{w}_n = \Delta \mathbf{w}_{n-1} - \mathbf{x}_n \frac{1}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n} (e_n - \gamma) \quad (2.11)$$

Dans ces circonstances, la formule de mise à jour de la limite d'erreur devient :

$$\gamma_n = \begin{cases} \gamma_{n-1} + \mu_g \frac{1}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n} (|e_n| - \gamma_n) & \text{si } |e_n| > \gamma_n \\ \gamma_{n-1} & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.12)$$

Chapitre 2: Algorithmes basés sur la technique "Set-Membership Filtering"

Où μ_g est le pas d'adaptation utilisé pour la mise à jour de la bande d'erreur adaptative (AEB).

La description de l'algorithme **SMAEB-NLMS** est ci-dessous dans le tableau 2.2.

<p>Initialisation : L=taille de filtre</p> <p>$c_0 = 0.01 \quad \mu_g = 0.0001$</p> <p>$\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}$</p> <p>Partie filtrage :</p> <p>For n=1,2.... (itérations)</p> <p>$\mathbf{x}_n = [x_n, x_{n-1}, \dots \dots \dots x_{n-L+1}]^T$</p> <p>$e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$</p> <p>if $e_n > \gamma_n$</p> <p>$\mu_n = 1 - \gamma_n/ e_n$</p> <p>$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\mu_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} \mathbf{x}_n e_n$</p> <p>$\gamma_n = \gamma_{n-1} + \mu_g \frac{1}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} (e_n - \gamma_n)$</p> <p>else</p> <p>$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1}$</p> <p>$\gamma_n = \gamma_{n-1}$</p> <p>End For</p>
--

Tableau 2. 2 : L'algorithme SMAEB-NLMS.

Un nouvel algorithme SM-NLMS utilisant une bande d'erreur adaptative a été décrit. L'algorithme étudié élimine les problèmes de sur-limitation et de sous-limitation associés à l'algorithme conventionnel SM-NLMS. L'algorithme SM-NLMS étudié présente à peu près la même efficacité de convergence et la même complexité de calcul que l'algorithme conventionnel SM-NLMS, il est beaucoup plus efficace que l'algorithme NLMS conventionnel. De plus, l'erreur de mise à jour du

coefficient de filtre et l'erreur finale peuvent être facilement contrôlés en ajustant le pas d'adaptation dans la formule de mise à jour liée à l'erreur [22].

2.3.2. Set Membership NLMS algorithm avec une borne d'erreur robuste

Considérons le cas d'un problème d'identification du système. Les coefficients inconnus et le signal d'entrée à l'instant n sont notés par :

$\mathbf{w}_{opt} = [w_0, w_1, \dots, \dots, w_{L-1}]^T$ et $\mathbf{x}_n = [x_n, x_{n-1}, \dots, \dots, x_{n-L+1}]^T$, respectivement, où L est la longueur du filtre.

L'erreur estimée entre la sortie du système inconnu et celle du filtre adaptatif est la suivante : $e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$ où $\mathbf{w}_n = [w_{n,0}, w_{n,1}, \dots, \dots, w_{n,L-1}]^T$ représente les coefficients du filtre adaptatif à l'instant n .

Les coefficients de pondération de l'algorithme SM-NLMS sont mis à jour comme l'équation (2.2 et 2.9) [13, 23].

1. Erreur robuste pour les SM-NLMS

Afin d'obtenir des performances robustes, une nouvelle SMEB robuste est choisie comme :

$$\gamma_n = |e_n| \frac{|e_n|}{(v\theta_n + |e_n|)} \quad (2.13)$$

Où nous choisissons d'habitude $0 < v < 1$ pour obtenir de faibles désalignements en régime permanent, θ_n est choisi par

$$\theta_n = \hat{\sigma}_n \quad (2.14)$$

$\hat{\sigma}_n$ Est estimée, en utilisant la formule récursive suivante :

$$\hat{\sigma}_n = \beta \hat{\sigma}_{n-1} + (1 - \beta) \text{median}(\Psi_n) \quad (2.15)$$

β Facteur d'oubli utilisé pour l'estimation de l'erreur : $0 < \beta < 1$

Où

$$\Psi_n = [|e_n|, |e_{n-1}|, \dots, |e_{n-L+1}|]^T \quad (2.16)$$

A partir de (2.13) nous avons appris que $\gamma_n < |e_n|$ au moment arbitraire n , c'est-à-dire que l'algorithme (2.2)-(2.9) sera à toutes les étapes de mise à jour, ce qui est défavorable en application pratique.

L'état d'équilibre, si nous supposons que $\theta_n \approx |e_n|$, (2.13) est approximativement égal à $\gamma_n \approx |e_n|/(v+1)$. Lorsque $|e_n|$ est inférieur à $\sqrt{\tau\sigma_v^2}$ [23], l'algorithme n'a pas besoin d'être mis à jour :

$$\text{Si } \gamma_n < \sqrt{\tau\sigma_v^2}/(v+1)$$

Les auteurs en [24] ont choisi :

$$\gamma_n = \frac{\sqrt{\tau\sigma_v^2}}{v+1} \quad (2.17)$$

Ainsi, en combinant (2.13) et (2.17), on obtient le RSMEB comme suit :

$$\gamma_n = \begin{cases} \sqrt{\tau\sigma_v^2}/(v+1) & \text{si } |e_n|^2/(v\theta + |e_n|) < \sqrt{\tau\sigma_v^2}/(v+1) \\ \frac{|e_n|^2}{(v\theta + |e_n|)} & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.18)$$

L'algorithme **SMREB-NLMS** est présenté dans le tableau 2.3.

<p>Initialisation : L=taille de filtre</p> <p>$c_0 = 0.01$</p> <p>$\tau = 5, \beta = 0.9985, \hat{\sigma}_0 = 5, v = 0.5, \mu = 0.5$</p> <p>$\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}$</p> <p>Partie filtrage :</p> <p>For n=1,2....(iterations)</p> <p>$\mathbf{x}_n = [x_n, x_{n-1}, \dots \dots \dots x_{n-L+1}]^T$</p> <p>$e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$</p> <p>$\Psi_n = [e_n , e_{n-1} , \dots \dots, e_{n-L+1}]^T$</p> <p>$\hat{\sigma}_n = \beta \hat{\sigma}_{n-1} + (1 - \beta) \text{median}(\Psi_n)$</p> <p>$\gamma_n = \begin{cases} \sqrt{\tau} \sigma_v^2 / (v + 1) & \text{si } e_n ^2 / (v\theta + e_n) < \sqrt{\tau} \sigma_v^2 / (v + 1) \\ \frac{ e_n ^2}{(v\theta + e_n)} & \text{sinon} \end{cases}$</p> <p><i>if</i> $e_n > \gamma_n$</p> <p>$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\mu}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + c_0} \mathbf{x}_n e_n$</p> <p>End</p>
--

Tableau 2. 3 : L'algorithme SMREB-NLMS.

Les résultats démontrent que l'algorithme SMREB-NLMS fonctionne beaucoup mieux que le SM-NLMS conventionnel.

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté le principe des algorithmes Set-Membership de type gradient stochastique normalisé (SM-NLMS). Ensuite, nous avons donné les trois versions d'algorithmes SM que nous avons simulé et comparé : le SM-NLMS, le SMAEB-NLMS et le SMREB-NLMS. Les résultats de simulations et les comparaisons seront présentés dans le troisième chapitre.

3. Résultats de simulation

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de simulation dans le contexte de l'annulation d'écho acoustique, par les algorithmes du gradient stochastique normalisé (NLMS) et Set-membership NLMS versions, en utilisant trois signaux d'entrée différents : bruit gaussien autorégressif d'ordre 20, un signal bruit USASI et un signal de parole. Puis nous présentons l'influence des paramètres (le pas d'adaptation μ , le rapport signal à bruit SNR,) sur les algorithmes étudiés.

3.2. Description des signaux de tests

Les signaux utilisés dans les simulations que nous allons détailler dans ce chapitre sont:

BBG-AR(20) : un Bruit Gaussien généré par un modèle Auto-régressif (AR) d'ordre 20, corrélé, stationnaire de dynamique spectrale de 40 dB.

Bruit USASI : est un bruit corrélé, stationnaire, avec un spectre équivalent au spectre moyen de la parole dont la dynamique spectrale de 29 dB. La fréquence d'échantillonnage est de 16KHz.

Parole : signal non stationnaire, obtenu par concaténation d'une voix féminine et d'une voix masculine dans la même séquence, échantillonnée à 16 KHz.

Les signaux désirés sont obtenus à partir des signaux d'entrée ci-dessus par convolution d'une réponse impulsionnelle acoustique de l'habitacle d'une voiture présentée dans la figure (3.1) et tronquée à 256 points.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

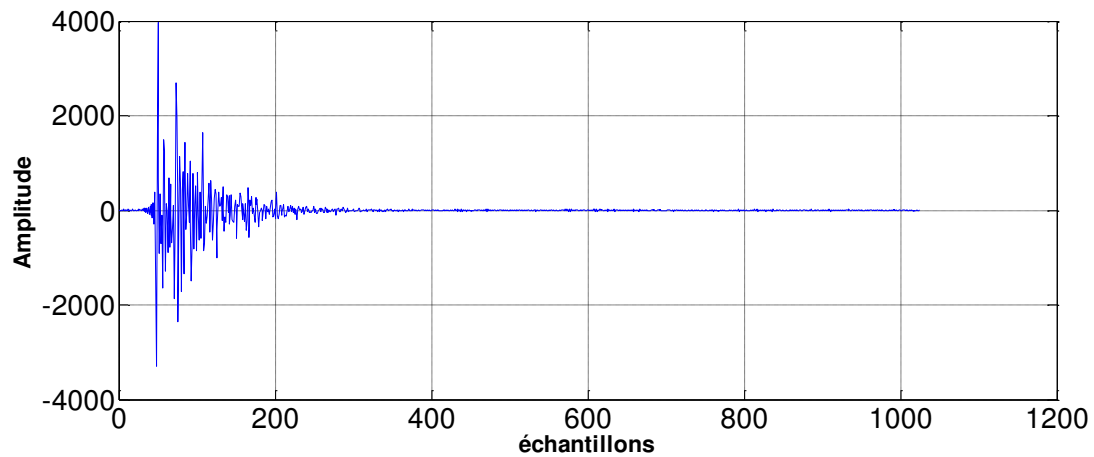


Figure 3. 1 : réponse impulsionnelle d'un habitacle de voiture (Fe=16KHz)

3.3. Description des critères de performance

Pour comparer les performances des algorithmes entre eux, un critère couramment utilisé pour les signaux non-stationnaires (parole) est l'erreur quadratique moyenne (MSE) donnée par :

$$\text{MSE (dB)} = 10\log_{10} (\langle e^2(n) \rangle) \quad (3.1)$$

(.) Moyenne de 256 échantillons.

Parfois, pour les signaux stationnaires (USASI et BBG AR(20)) nous utilisons l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) définie par :

$$\text{NMSE (dB)} = 10\log_{10} \left(\frac{\langle e^2(n) \rangle}{\langle d^2(n) \rangle} \right) \quad (3.2)$$

Nous avons ajouté un bruit blanc additif au signal désiré avec un rapport signal sur bruit (RSB, SNR) donnée pour voir le comportement des algorithmes.

Pour les valeurs de pas d'adaptation μ , nous l'avons fixé à un pour donner la meilleure performance en vitesse de convergence.

Dans toutes nos simulations, nous utilisons les 150 premiers blocs de 256 points pour assurer l'apparition de la convergence initiale et l'erreur en régime permanent.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3.4. Simulation des algorithmes

Dans ce qui suit nous allons présenter les résultats des simulations des algorithmes de filtrage adaptatif pour l'identification de RI dans l'annulation d'écho acoustique. Nous utilisons une catégorie concerne les algorithmes de SM-NLMS, SMAEB-NLMS et SMREB-NLMS décrits dans la section 2.3.

3.5. Simulation des algorithmes SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS et NLMS

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de simulation d'algorithmes mentionnés dans le titre, où le signal d'entrée est stationnaire USASI et non-stationnaire (la parole).

3.5.1. Cas d'entrée stationnaire (USASI)

1. Simulation d'algorithme SM-NLMS et NLMS

Dans le cas d'entrée stationnaire (USASI), nous montrons les résultats des simulations que nous avons réalisées avec $SNR = 30$, $\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$

Avec $\sigma_v^2 = 10^{\left(-\frac{SNR}{10}\right)}\sigma_y^2$ (Voir figure 3.2).

Chapitre 3 : Résultats de simulation

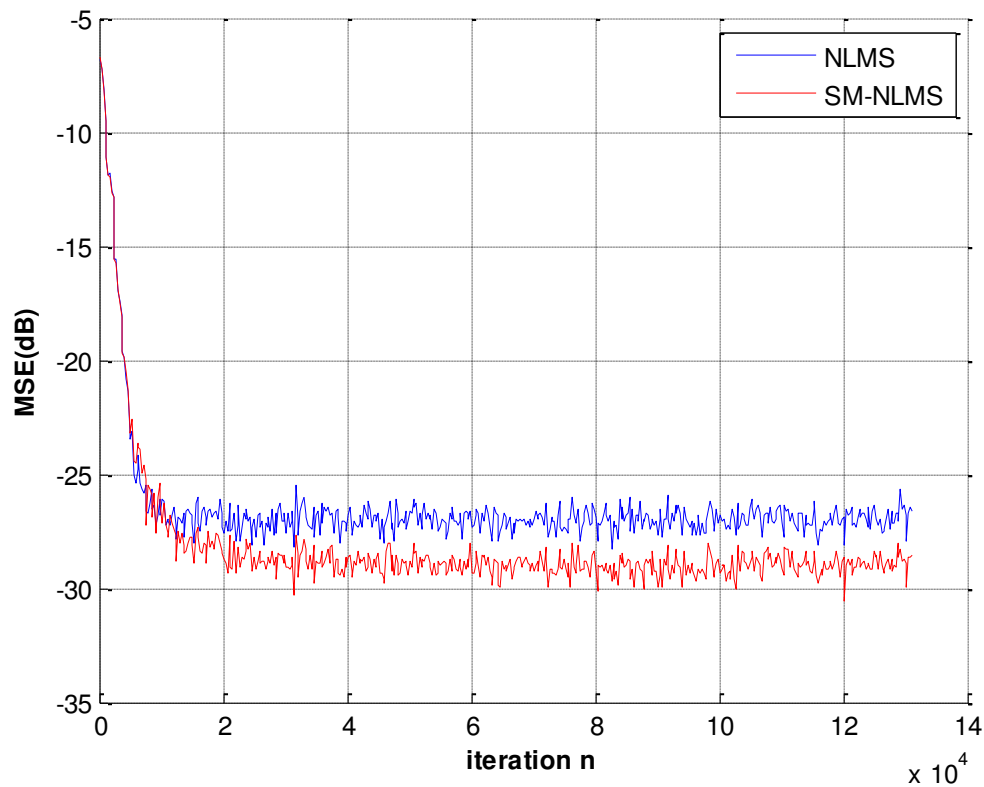


Figure 3. 2 : signal d'entrée USASI, avec $L=256$, $SNR=30dB$, $NLMS(\mu = 1)$, $SM-NLMS(\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2})$.

D'après la figure 3.2 on remarque que l'algorithme SM-NLMS a une convergence identique avec l'algorithme NLMS et une erreur en régime permanent meilleur que NLMS.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

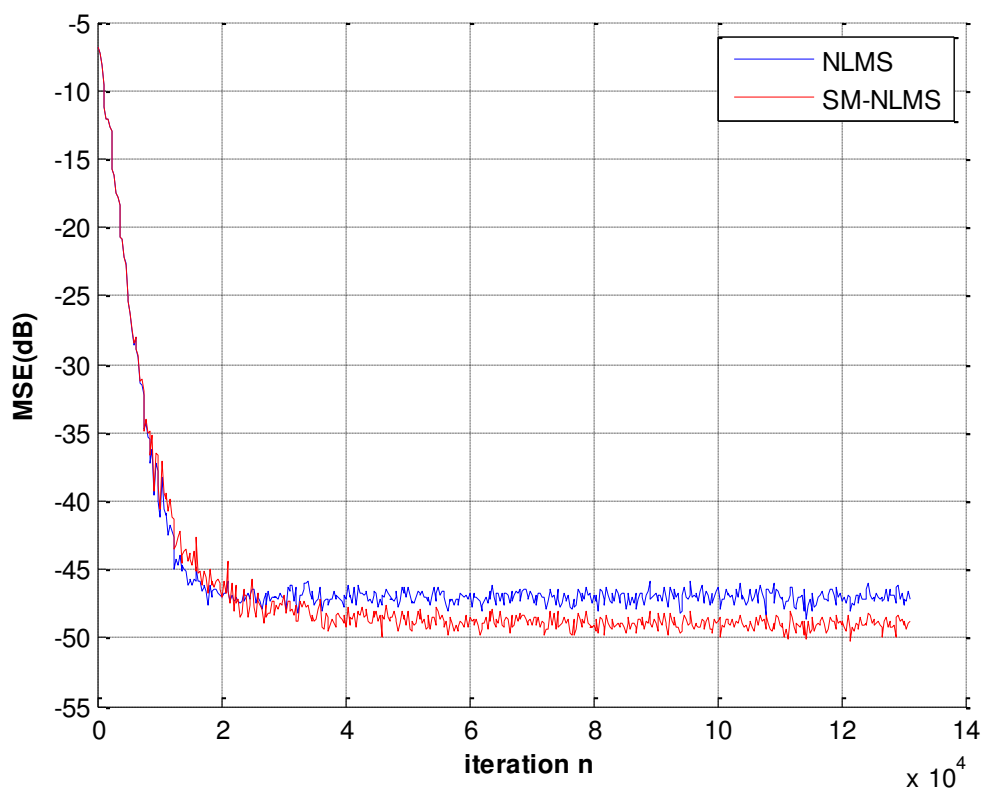


Figure 3. 3 : signal d'entrée USASI, avec $L=256$, $SNR=50dB$, $NLMS(\mu = 1)$, $SM-NLMS(\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2})$.

- l'effet de **SNR** sur les performances

SNR	γ	Gain en multiplications	Complexité	Convergence CV	Erreur Finale
15	0.224	76%de L	$L+0.24L$	Cv identique	SM-NLMS meilleure
30	0.0434	74%de L	$L+0.26L$	Cv identique	SM-NLMS meilleure
40	0.0137	72%de L	$L+0.28L$	Cv identique	SM-NLMS meilleure
50	0.0043	69% de L	$L+0.31L$	Cv presque identique	SM-NLMS légèrement meilleure

Tableau 3. 1 : Comparaison de l'effet de SNR sur la vitesse de convergence, complexité et EQM (Erreur Quadratique Moyenne) finale des deux algorithmes (SM-NLMS)

Chapitre 3 : Résultats de simulation

Nous observons dans les figures 3.2 et 3.3 que lorsque nous augmentons le SNR la vitesse de convergence est presque identique et la complexité augmente, mais en régime permanent l'erreur de SM-NLMS est plus faible que les algorithmes NLMS.

2. Simulation d'algorithme SMAEB-NLMS et NLMS

Maintenant nous montrons les résultats des simulations que nous avons réalisées avec $\text{SNR} = 30$, $\mu_g = 0.0001$. (Voir figure 3.4).

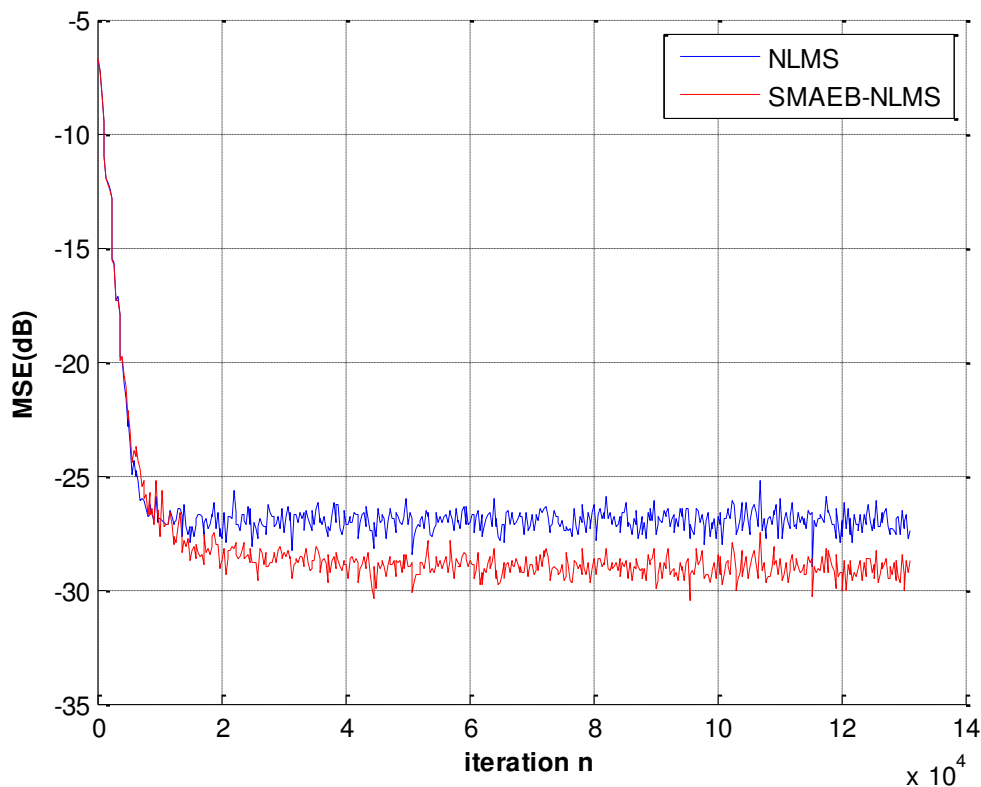


Figure 3. 4 : signal d'entrée USASI, avec $L=256$, $\text{SNR}=30\text{dB}$, NLMS($\mu = 1$), SMAEB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}$, $\mu_g = 0.0001$).

D'après la figure 3.4 on remarque que L'algorithme SMAEB-NLMS a une convergence identique et une erreur en régime permanent meilleur que NLMS.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

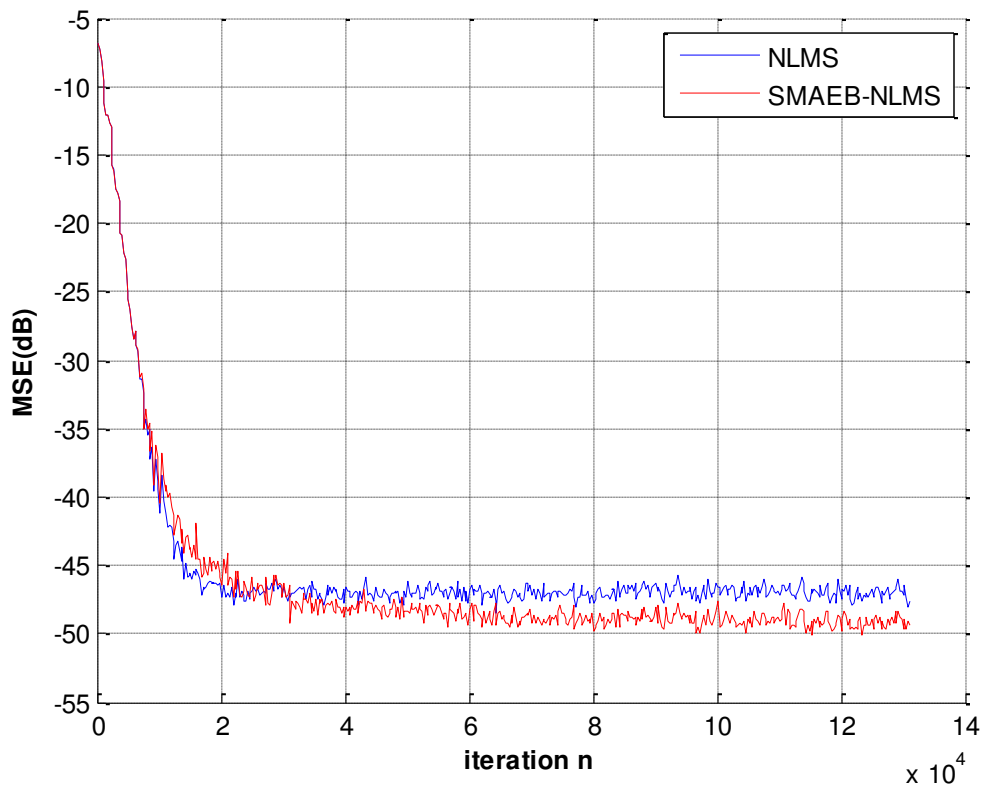


Figure 3. 5 : signal d'entrée USASI, avec $L=256$, $SNR=50dB$, $NLMS(\mu = 1)$, $SMAEB-NLMS(\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001)$.

- l'effet de **SNR** sur les performances

SNR	γ	gain	Complexité	Cv	erreur
15	0.224	77%de L	$L+0.23L$	Identique	SMAEB-NLMS meilleur
30	0.0434	75%de L	$L+0.25L$	Identique	SMAEB-NLMS meilleur
40	0.0137	75%de L	$L+0.25L$	Identique	SMAEB-NLMS meilleur
50	0.0043	78%de L	$L+0.22L$	Cv presque identique	SMAEB-NLMS meilleur

Chapitre 3 : Résultats de simulation

Tableau 3. 2 : Comparaison de l'effet de SNR sur la vitesse de convergence, complexité et EQM (Erreur Quadratique Moyenne) finale des deux algorithmes (SMAEB-NLMS)

Nous observons dans les figures 3.4, 3.5 et le tableau 3.2 que lorsque nous augmentons SNR la vitesse de convergence est presque identique et la complexité augmente, mais en régime permanent l'erreur de SMAEB-NLMS est plus faible que les algorithmes NLMS.

3. Simulation d'algorithme SMREB-NLMS et NLMS

Maintenant nous montrons les résultats des simulations que nous avons réalisé avec $SNR = 30, \mu = 0.5$; (voir figures 3.6).

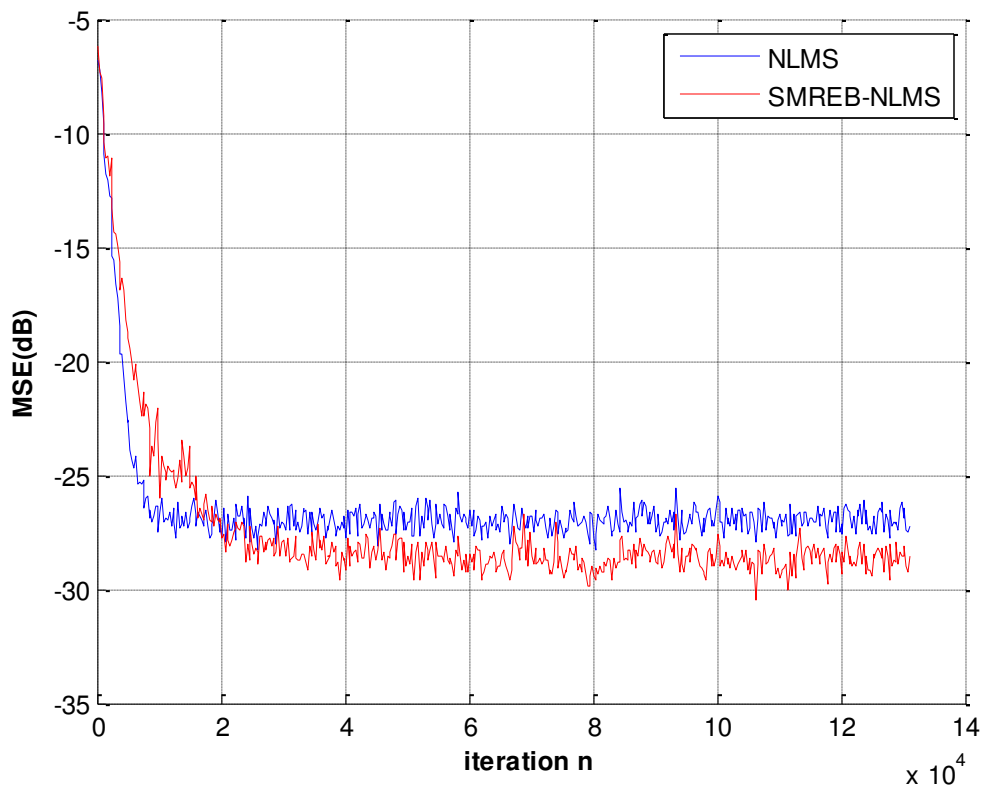


Figure 3. 6 : signal d'entrée USASI, avec $L=256$, $SNR=30dB$. NLMS($\mu = 1$), SMREB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}$, $\mu = 0.5$, $v = 0.5$, $\beta = 0.9985$, $\sigma_0 = 5$).

D'après la figure 3.6 on remarque que l'algorithme NLMS a une convergence légèrement meilleure par rapport à l'algorithme SMREB-NLMS. Par contre l'erreur en régime permanent de l'algorithme SMREB-NLMS est meilleure par rapport à l'algorithme NLMS.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

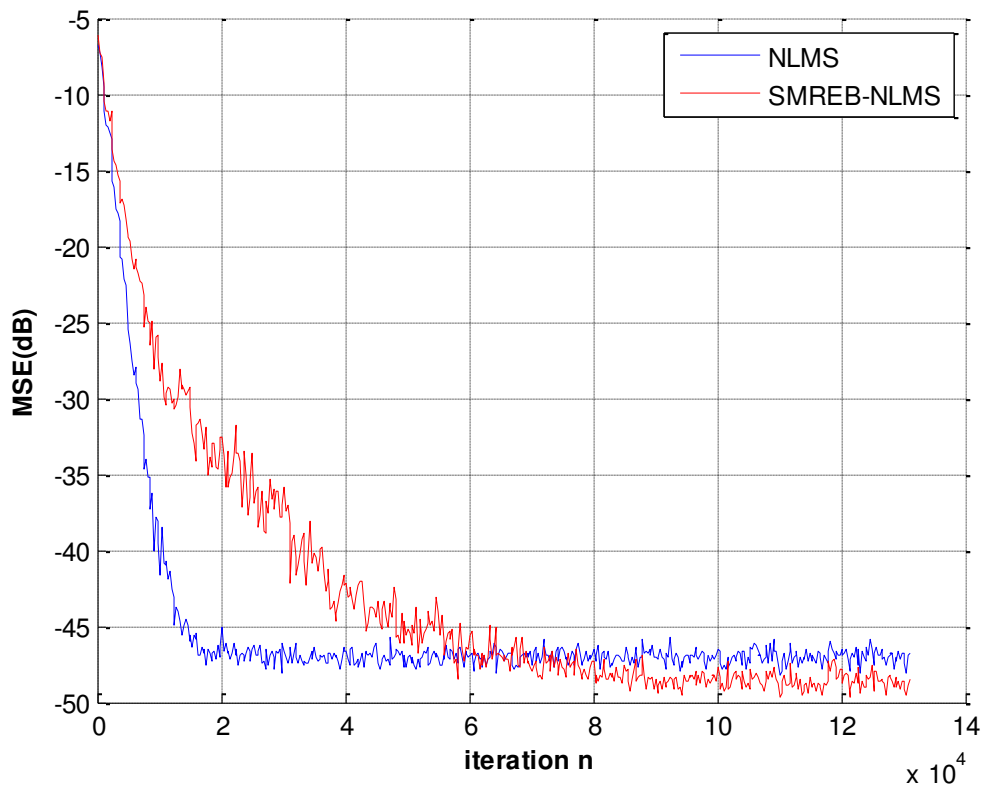


Figure 3. 7 : signal d'entrée USASI, avec $L=256$, $SNR=50dB$. NLMS($\mu = 1$), SMREB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}$, $\mu = 0.5$, $\nu = 0.5$, $\beta = 0.9985$, $\sigma_0 = 5$).

D'après la figure 3.7 on remarque que L'algorithme NLMS a une convergence meilleure par rapport SMREB-NLMS et SMREB-NLMS a une erreur en régime permanent meilleur que NLMS.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

- l'effet de SNR sur les performances

SNR	γ	gain	Complexité	Cv	Erreur
15	0.224	75% de L	L+0.25L	Identique	SMREB- NLMS meilleur
30	0.0434	75% de L	L+0.25L	NLMS légèrement meilleur	SMREB- NLMS meilleur
40	0.0137	71%de L	L+0.29L	NLMS meilleur	SMREB- NLMS meilleur
50	0.0043	63%de L	L+0.37L	NLMS meilleur	SMREB- NLMS meilleur
60	0.0014	56%de L	L+0.44L	NLMS meilleur	Presque identique

Tableau 3. 3 : Comparaison de l'effet de SNR sur la vitesse de convergence, complexité et EQM (Erreur Quadratique Moyenne) finale des deux algorithmes (SMREB-NLMS)

Nous observons dans les figures 3.6 et 3.7 que lorsque nous augmentons SNR (SNR>30) l'algorithme NLMS a une vitesse de convergence meilleure par rapport à l'algorithme SMREB-NLMS et la complexité augmente, mais en régime permanent l'erreur de SMREB-NLMS est plus faible que pour l'algorithme NLMS.

3.5.1. Cas d'entrée non stationnaire (parole)

Les simulations suivantes, utilisent la parole comme signal d'entrée avec un filtre de taille L=256 et en faisant varier les valeurs du SNR.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

1. Simulation d'algorithme SM-NLMS et NLMS :

Pour un SNR=30dB (voir la figure 3.8).

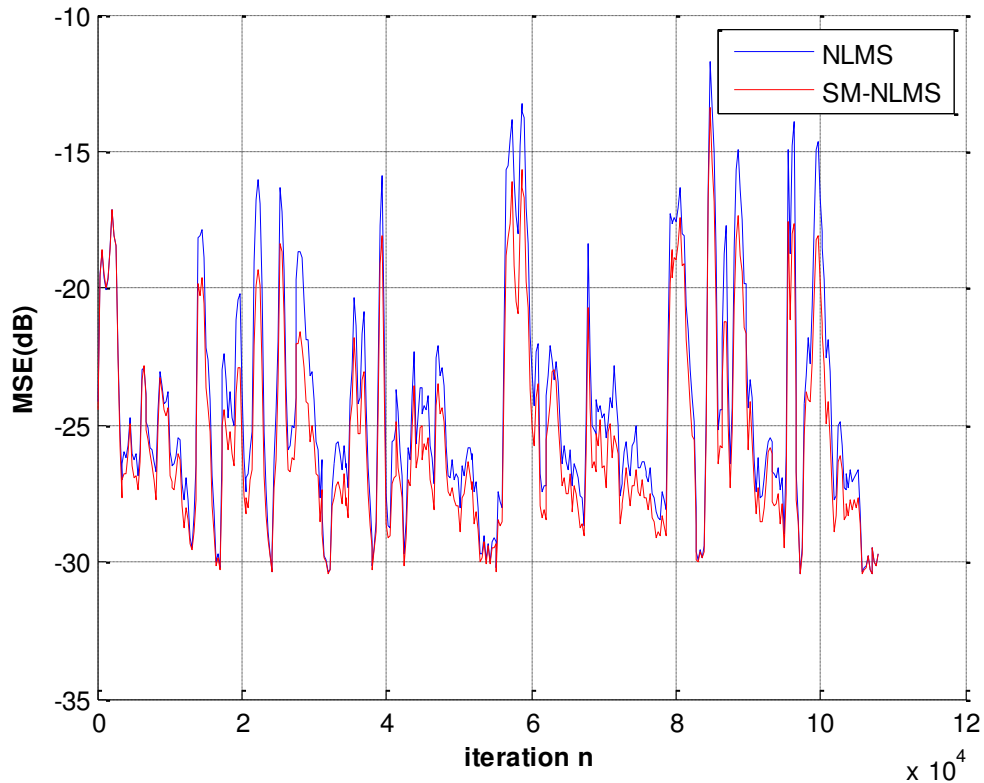


Figure 3. 8 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole), avec $L=256$, $\text{SNR}=50\text{dB}$, $\text{NLMS}(\mu = 1)$, $\text{SM-NLMS}(\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2})$.

A partir des résultats de simulations présentés dans la figure 3.8, on remarque que

L'algorithme de SM-NLMS a une bonne performance par rapport à l'algorithme NLMS pour différentes valeurs de SNR.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

2. Simulation d'algorithme SMAEB-NLMS et NLMS

Pour SNR=30dB (voir la figure 3.9).

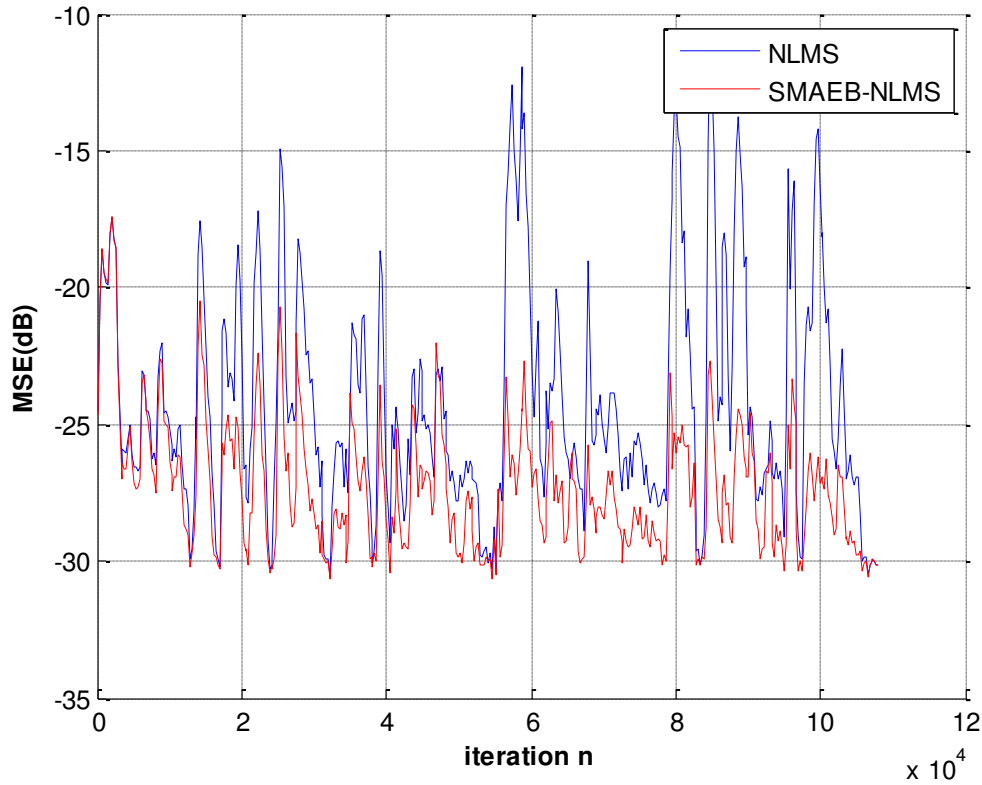


Figure 3. 9 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole), avec $L=256$, SNR=30dB, NLMS($\mu = 1$), SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}$, $\mu_g = 0.0001$)

A partir des résultats de simulations présentés dans la figure 3.9, on remarque que

L'algorithme de SMAEB-NLMS a une bonne performance par rapport à l'algorithme NLMS pour différentes valeurs de SNR.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3. Simulation d'algorithme SMREB-NLMS et NLMS

Pour SNR=15dB (voir la figure 3.10).

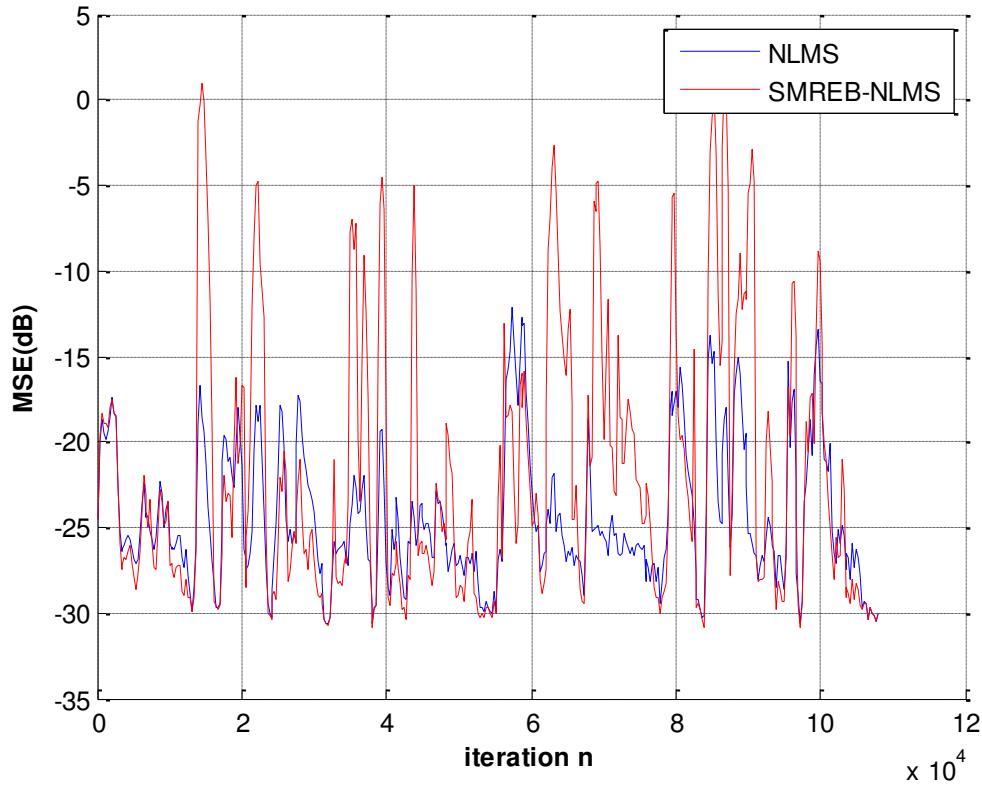


Figure 3. 10 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole) avec $L=256$, $SNR=50dB$. NLMS ($\mu = 1$), SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}$, $\mu = 0.5$, $\nu = 0.5$, $\beta = 0.9985$, $\sigma_0 = 5$).

A partir des résultats de simulations présentés dans la figure 3.10, on remarque que l'algorithme de SMREB-NLMS a une performance légèrement meilleur par rapport à l'algorithme NLMS pour différentes valeurs de SNR.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3.6. Comparaison des algorithmes SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS

3.6.1 Cas d'entrée stationnaire (USASI)

Nous comparons les algorithmes SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS entre eux. Pour une taille du filtre $L=256$, les résultats de simulation sont donnés dans les figures 3.11 et 3.12, pour $SNR=20dB$ et $SNR=50dB$, respectivement.

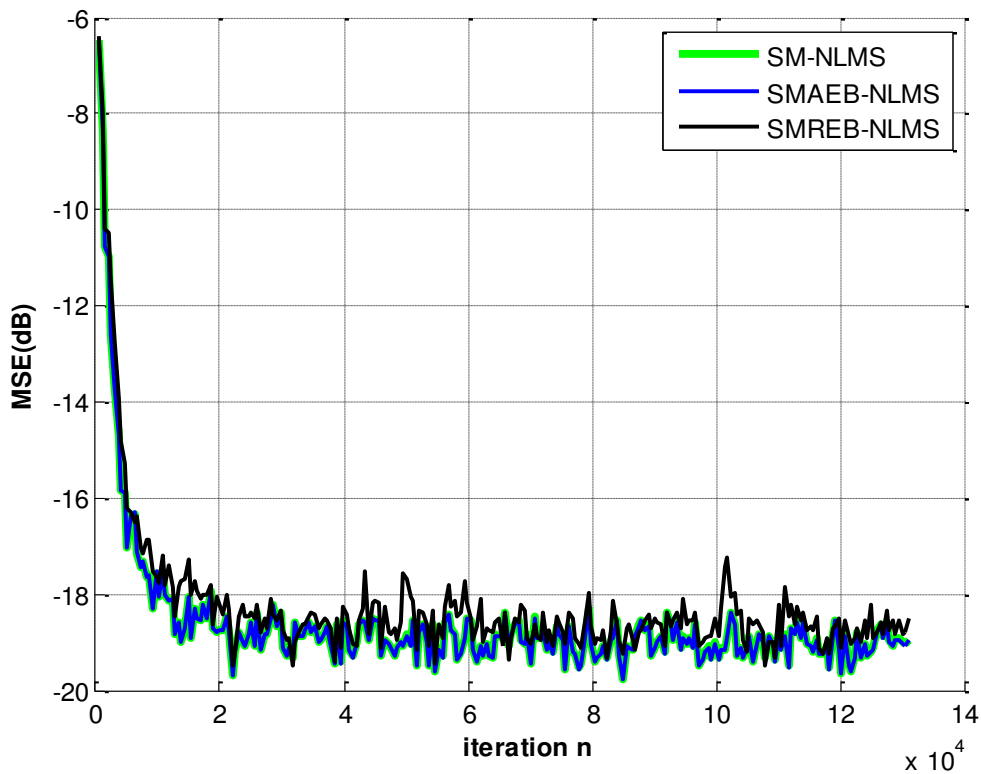


Figure 3.11 : signal d'entrée stationnaire avec $L=256$, $SNR=20dB$, SM-NLMS ($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$), SMAEB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$), SMREB-NLMS ($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, \nu = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$)

La figure 3.11 montre que les algorithmes de SM-NLMS, SMAEB-NLMS et SMREB-NLMS ont une vitesse de convergence identique. L'erreur en régime permanent des algorithmes est presque identique.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

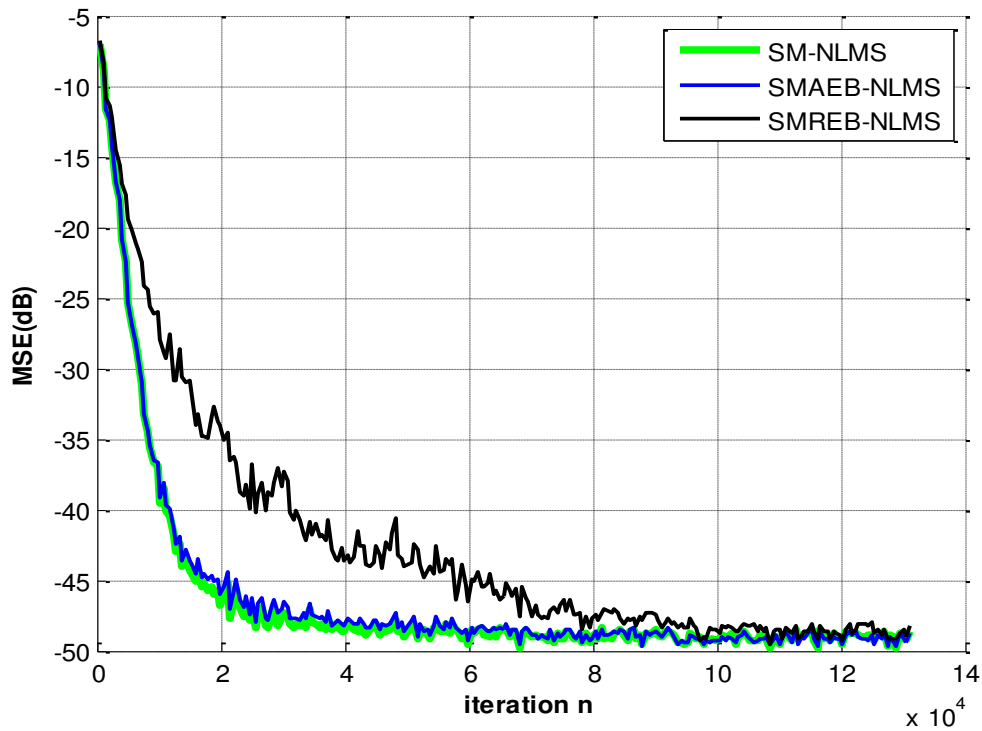


Figure 3. 12 : signal d'entrée stationnaire avec $L=256$, $SNR=50dB$, $SM-NLMS(\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2})$, $SMAEB-NLMS(\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001)$. $SMREB-NLMS(\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, \nu = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5)$

La figure 3.12 montre que les algorithmes de SM-NLMS et SMAEB-NLMS ont une vitesse de convergence identique, la convergence de ces deux algorithmes est meilleure par rapport à l'algorithme SMREB-NLMS avec un SNR égal à 30 et à 50 dB. L'erreur en régime permanent des trois algorithmes est identique.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3.6.2. Cas d'entrée stationnaire (BBG-AR(20))

Nous comparons les algorithmes SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS, entre eux. Pour une taille du filtre $L=256$, les résultats de simulation sont donnés dans les figures 3.13 et 3.14, pour $\text{SNR}=20\text{dB}$ et $\text{SNR}=50\text{dB}$, respectivement.

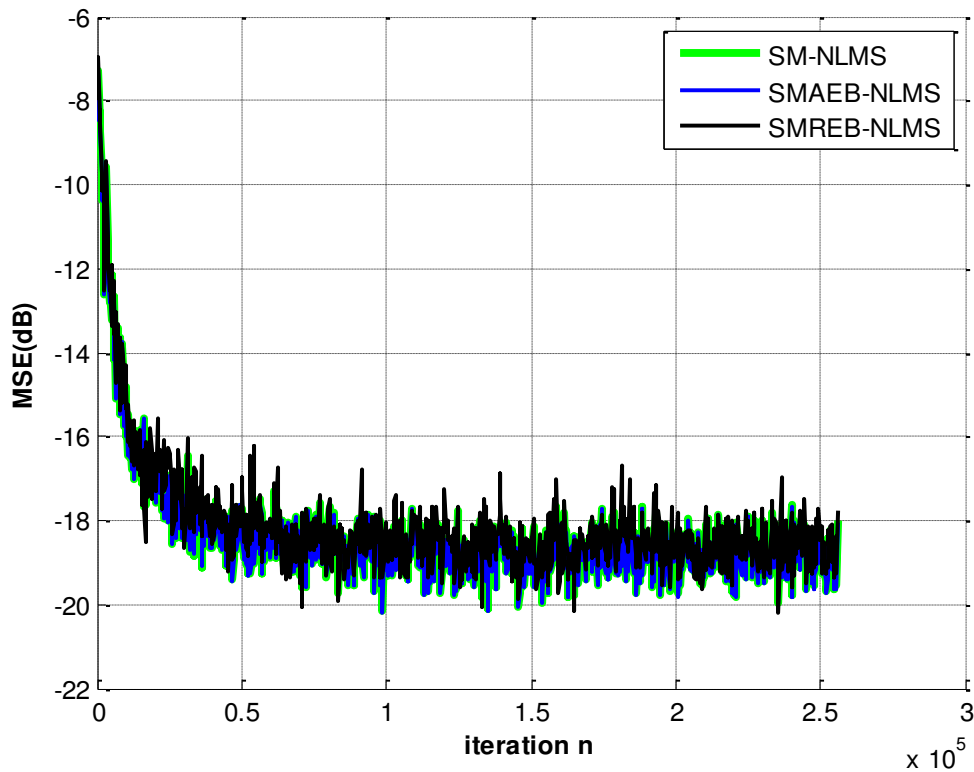


Figure 3. 13 : signal d'entrée stationnaire BBG-AR(20), avec $L=256$, $\text{SNR}=20\text{dB}$, $\text{SM-NLMS}(\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2})$, $\text{SMAEB-NLMS}(\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001)$. $\text{SMREB-NLMS}(\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5)$

La figure 3.13 montre que les algorithmes de SM-NLMS, SMAEB-NLMS et SMREB-NLMS ont une vitesse de convergence identique. L'erreur en régime permanent des algorithmes est presque identique.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

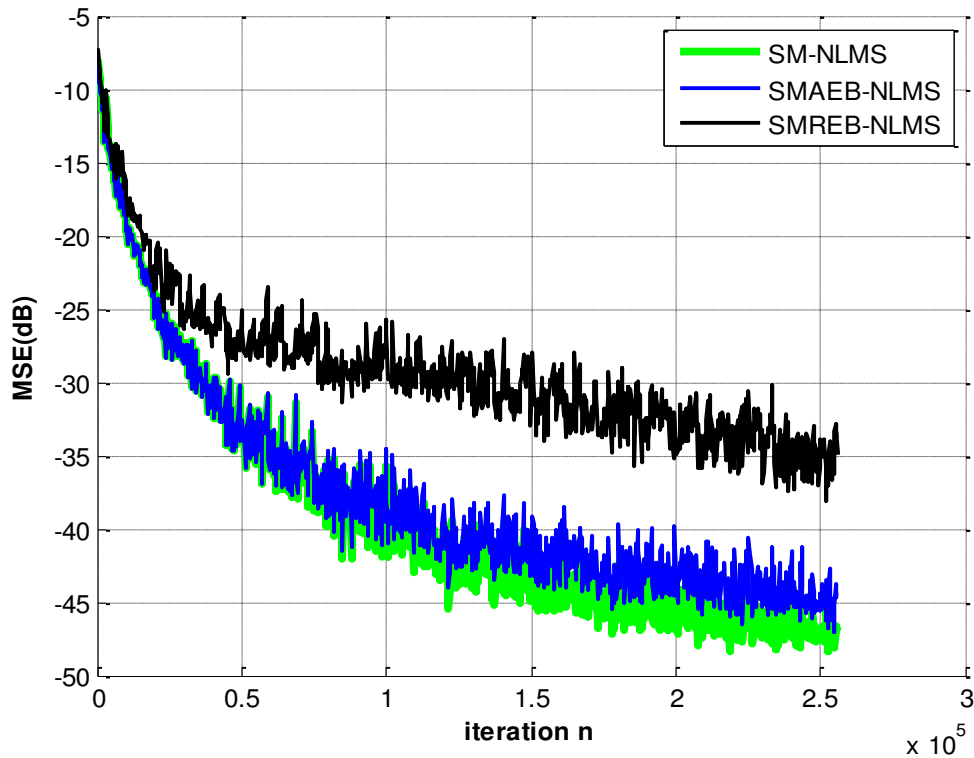


Figure 3. 14 : signal d'entrée stationnaire BBG-AR(20), avec $L=256$, $SNR=50dB$,
SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$). SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-
NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, \nu = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$)

La figure 3.14 montre que les algorithmes SM-NLMS et SMAEB-NLMS ont une vitesse de convergence identique, la convergence de ces deux algorithmes est meilleure par rapport à l'algorithme SMREB-NLMS. L'erreur en régime permanent de l'algorithme SM-NLMS est légèrement meilleure par rapport SMAEB-NLMS, l'erreur de ces deux derniers est meilleure par rapport à l'algorithme SMREB-NLMS.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3.6.3. Cas d'entrée non stationnaire (parole)

Les simulations suivantes, utilisent la parole comme un signal d'entrée .Nous comparons les algorithmes entre eux, avec $L=256$, SNR de 20dB et 50 dB (les figures 3.15, 3.16).

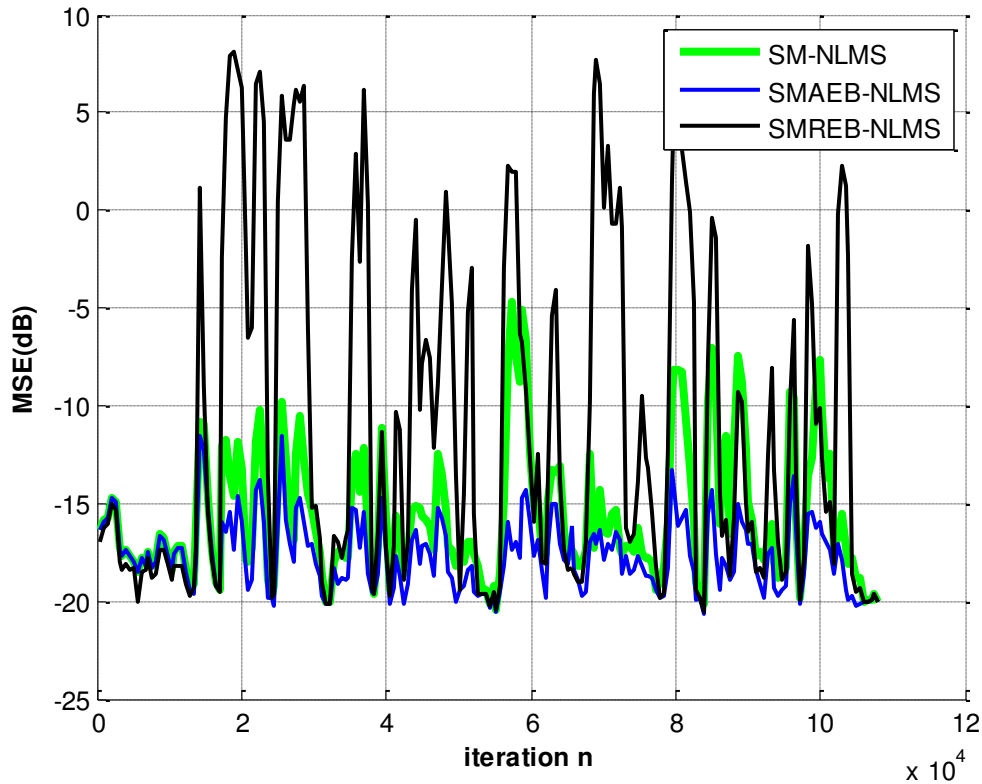


Figure 3. 15 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole) avec $L=256$, SNR=20dB, SM-NLMS($\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2}$). SMAEB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001$).SMREB-NLMS($\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5$)

Chapitre 3 : Résultats de simulation

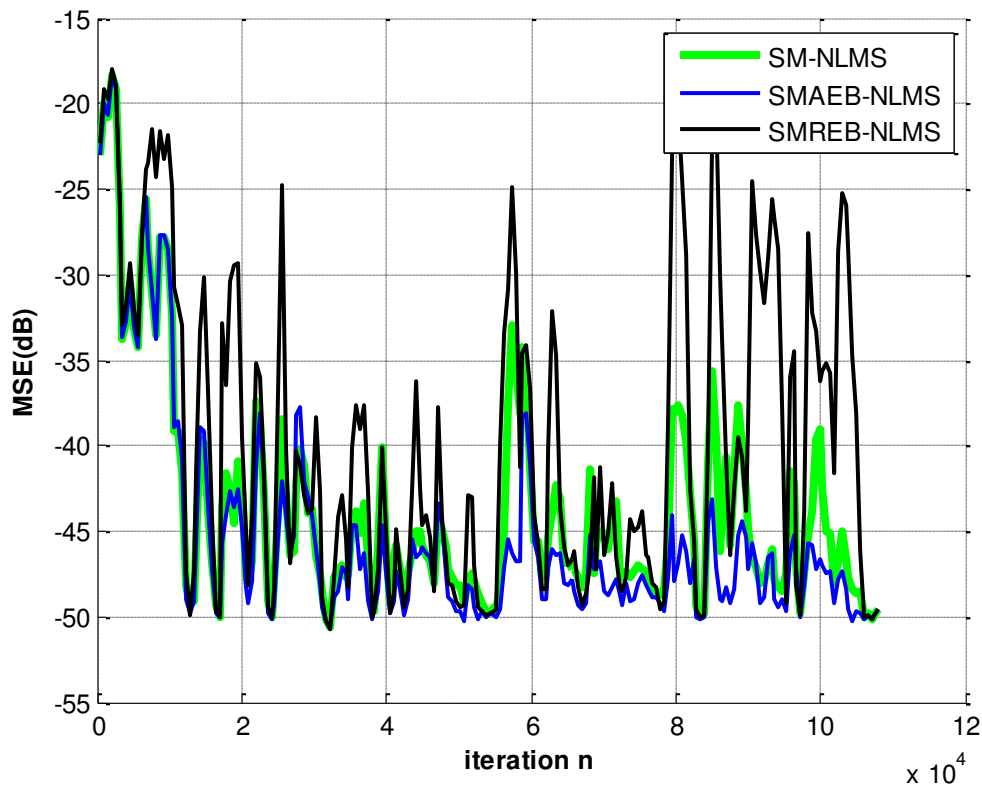


Figure 3. 16 : signal d'entrée non-stationnaire (Parole) signal d'entrée stationnaire avec $L=256$, $SNR=50dB$, $SM-NLMS(\gamma = \sqrt{5\sigma_v^2})$. $SMAEB-NLMS(\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu_g = 0.0001)$. $SMREB-NLMS(\gamma_0 = \sqrt{5\sigma_v^2}, \mu = 0.5, v = 0.5, \beta = 0.9985, \sigma_0 = 5)$.

Les figures 3.15 ,3.16 montrent que les algorithmes de SM-NLMS, SMAEB-NLMS et SMREB-NLMS ont une vitesse de convergence presque identique. L'erreur en régime permanent de l'algorithme SMAEB-NLMS est légèrement meilleur par rapport SM-NLMS, l'erreur de ces deux algorithmes est meilleure par rapport à l'algorithme SMREB-NLMS.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

L'effet de borne d'erreur sur la robustesse des algorithmes pour un signal d'entrée bruit USASI, pour une taille $L=256$ et un $SNR=30dB$.

	gain SM-NLMS	gain SMAEB-NLMS	gain SMREB-NLMS
$\gamma = 0.0434$	0.74L	0.75L	0.71L
$\gamma/2$	0.39L	0.40L	0.28L
$\gamma/5$	0.14L	0.14L	0.11L

Tableau 3. 4 : Comparaison de l'effet de γ sur la complexité des trois algorithmes avec une taille $L=256$, $SNR=30dB$.

Nous observons dans le tableau 3.4 que lorsque nous diminuons γ la complexité augmente avec tous les algorithmes SM-NLMS, SMAEB-NLMS, SMREB-NLMS.

3.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons comparé les performances des filtres adaptatifs d'une seule catégorie d'algorithme avec des signaux d'entrée stationnaires (Bruit USASI) et non-stationnaires (la parole).

Nous avons présenté les résultats de simulations des trois algorithmes adaptatifs basés sur Set-Membership Filtering (SM-NLMS, SMAEB-NLMS et SMREB-NLMS), afin d'étudier ses performances en termes la vitesse de convergence, complexité et d'erreur finale.

Conclusion générale

Ce projet de fin d'étude adresse le problème de l'annulation d'écho acoustique dans les nouveaux systèmes de télécommunication, comme la communication bidirectionnelle mains libres, par les algorithmes de filtrage adaptatif utilisant un nouveau concept de set-membership filtering.

Nous avons étudié, lors de ce travail, le principe de l'annulation d'écho acoustique et la formulation mathématique de l'algorithme NLMS et de ses trois versions basées sur la technique "Set-Membership" pour l'identification des réponses impulsionnelles acoustique . On tente par ces algorithmes d'améliorer les performances en vitesse de convergence, une erreur finale plus faible et une complexité des calculs en nombre de multiplications réduite par rapport à l'algorithme conventionnel NLMS.

Les versions d'algorithmes set-membership SM-NLMS, SMAEB-NLMS ont une vitesse de convergence presque identique par rapport au NLMS pour les différents rapports signaux à bruits SNR. Leurs erreurs finales sont aussi réduites en puissances.

L'algorithme SMREB-NLMS a une vitesse de convergence identique par rapport au NLMS dans les environnements bruités (SNR=20, 15, 10, 5 dB), son erreur finale est légèrement meilleure par rapport au NLMS. Pour des SNR grands, la dégradation en vitesse de convergence est notable.

Les versions SM-NLMS et SMAEB-NLMS ont montrés un comportement meilleur en vitesse de convergence que la version SMREB-NLMS.

Le gain en nombre de multiplications se situe en environ 50% à 80% de L pour les versions SM pour les différents SNR.

Ces conclusions restent aussi valables pour des signaux non stationnaires comme la parole en entrée.

Bibliographie

- [1] Hu, X., Hu, A. Q., Luo, Q., & Cai, T. Y. (2002). A novel adaptive acoustic echo cancellation for teleconferencing systems. In *Proceedings. International Conference on Machine Learning and Cybernetics* (Vol. 2, pp. 1005-1009). IEEE.
- [2] Sayed, A. H. (2003). *Fundamentals of adaptive filtering*. John Wiley & Sons.
- [3] Benallal, A., & Benkrid, A. (2007). A simplified FTF-type algorithm for adaptive filtering. *Signal processing*, 87(5), 904-917.
- [4] A. TIADJANI, "Study of sparse adaptive algorithmes for identification of acoustique impulse response," Blida, 2016.
- [5] Paleologu, C., Ciocina, S., & Benesty, J. (2008). Variable step-size NLMS algorithm for under-modeling acoustic echo cancellation. *IEEE signal processing letters*, 15, 5-8.
- [6] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 3, Ed., New Jersey: Prentice Hall , 1996.
- [7] Douglas, S. C. (1994). A family of normalized LMS algorithms. *IEEE signal processing letters*, 1(3), 49-51.
- [8] Paleologu, C., Benesty, J., & Ciocina, S. (2008). A robust variable forgetting factor recursive least-squares algorithm for system identification. *IEEE Signal Processing Letters*, 15, 597-600.
- [9] Arezki, M., Benallal, A., Meyrueis, P., & Berkani, D. (2010). A new algorithm with low complexity for adaptive filtering. *Engineering Letters*, 18(3), 205.

- [10] D. e. K. Monolakis, *Statistical and adaptive Signal Processing*, Artech House , 2005.
- [11] Cui, J. (2016, February). A robust set-membership affine projection algorithm based on outlier estimation method. In *The fourth International Conference on Information Science and Cloud Computing* (Vol. 264, p. 013). SISSA Medialab.
- [12] Werner, S., & Diniz, P. S. (2001). Set-membership affine projection algorithm. *IEEE Signal Processing Letters*, 8(8), 231-235.
- [13] S. Gullamudi, S. Nagaraj, S. Kapoor, and Y. -F. Huang, "Setmembership filtering and a set membership normalized LMS algorithm with an adaptive step size," *IEEE Signal Proces. Letter*, vol. 5, pp. 111-114, Apr. 1998.
- [14] L. Guo and Y. -F Huang, "Set membership adaptive filtering
- [15] Diniz, P. S., & Werner, S. (2003). Set-membership binormalized data-reusing LMS algorithms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(1), 124-134.
- [16] Werner, S., De Campos, M. L., & Diniz, P. S. (2004). Partial-update NLMS algorithms with data-selective updating. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 52(4), 938-949.
- [17] Lima, M. V., & Diniz, P. S. (2013). Steady-state MSE performance of the set-membership affine projection algorithm. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 32(4), 1811-1837.
- [18] Yazdanpanah, H., Lima, M. V., & Diniz, P. S. (2016, July). On the robustness of the set-membership NLMS algorithm. In *2016 IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM)* (pp. 1-5). IEEE.
- [19] A. Antoniou, W.-S. Lu, *Practical Optimization: Algorithms and Engineering Applications* (Springer, New York, 2007)

- [20] Bhotto, M. Z. A., & Antoniou, A. (2012, May). A robust constrained set-membership affine-projection adaptive-filtering algorithm. In *2012 5th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing* (pp. 1-4). IEEE.
- [21] J.F. Galdino, J.A. Apolinário Jr., M.L.R. de Campos, A set-membership NLMS algorithm with time-varying error bound, in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, Island of Kos, Greece, May 2006, pp. 277–280
- [22] Md. Zulfiqar Ali Bhotto and Andreas Antoniou, "A SET-MEMBERSHIP NLMS ALGORITHM WITH ADAPTIVE ERROR BOUND", Department of Electrical and Computer Engineering University of Victoria, Victoria, B.C., Canada, *IEEE*,2008.
- [23] M. Z. A. Bhotto and A. Antoniou, "A robust set-membership normalized least mean-square adaptive filter," in *Proc. IEEE Can. Conf. on Elect. and Comp. Eng.*, May 2010.
- [24]Zhang, S., & Zhang, J. (2014). Set-membership NLMS algorithm with robust error bound. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 61(7), 536-540.
- [25] Bhotto, M. Z. A., & Antoniou, A. (2011). Robust set-membership affine-projection adaptive-filtering algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 60(1), 73-81.