

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 البلدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Électronique
Spécialité Système de télécommunication

présenté par

BOUZERTINI Nadjat

&

SERAA Kheira

Algorithme NLMS optimisé pour l'identification de réponses impulsionnelles acoustique

Proposé par : MR BENALLAL Ahmed & RAMDANE Mohamed Amine

Année Universitaire 2018-2019

Dédicace

A l'homme de ma vie, mon exemple éternel, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, que dieu te garde dans son vaste paradis, à toi mon père.

A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, la flamme de mon cœur, ma vie et mon bonheur ; maman que j'adore.

Aux personnes dont j'ai bien aimé la présence dans ce jour, à tous mes sœurs FELLA, DOUAA, MANEL et mon petit cher frère AMIR

A mon fiancé YASSER mon soutien moral et source de joie et de bonheur.

A mes meilleurs amis : AHLEM, KARIMA, MERIEM, MOUFIDA, AMEL, AMINA, KHIRA, ABDELHAK, OMAR

Aux personnes qui m'ont toujours aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes côtés, et qui m'ont accompagnaient durant mon chemin d'études

Merci a vous

Nadjet

Je dédie ce mémoire :

En tout premier lieu, je remercie le bon Dieu, le tout puissant de m'avoir donné la force de pouvoir terminer ce mémoire « el hamdoulillah ».

*A la lumière de mes jours, la source de mes efforts, ma vie et mon bonheur, **Maman** que j'adore, autant de phrases aussi expressives soient-elles ne sauraient montrer le degré d'amour et d'affection que j'éprouve pour toi, Maman. Tu m'as comblé de tendresse et d'affection tout au long de mon parcours. Tu n'as jamais cessé de me soutenir et de m'encourager. Tes prières durant toutes mes années d'études étaient la clé de ma réussite. Tu as toujours été présente à mes côtés pour me consoler quand il fallait. Puisse le tout puissant te donner santé, bonheur et longue vie afin que je puisse te combler à mon tour.*

A toutes mes frères que j'aime le plus, que Dieu vous protège et vous guide vers le chemin de la réussite dans votre vie. Et toute ma famille pour leurs aides ainsi qu'à leurs précieux conseils tout au long de mon parcours universitaire.

A mon marie REDHA, qui toujours à mon côté et je remercie pour l'engagement moral.

A mes chers amis :

HADJER, NADJET, DJAHIDA , SOUAAD, FATIMA, WARDA et tous mes amis de près ou de loin, qui soit de Blida ou de Tipaza.

Kheira

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir le jour sans l'aide et l'encadrement de Mr A. BENALLEL, on le remercie pour la qualité de son encadrement exceptionnel, pour sa patience, sa rigueur et sa disponibilité durant notre préparation de ce mémoire.

Un grand remerciement pour notre co-promoteur Mr REMDANE pour ses précieux conseils, son aide et ses dirigés du début à la fin de ce travail.

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

Nos profonds remerciements vont également à toutes les personnes qui nous ont aidés et soutenu de près ou de loin, pour nous aider à réaliser ce travail.

ملخص:

في هذه الرسالة، تعاملنا مع مشكلة إلغاء الصدى الصوتي بواسطة إصدار جديد من الخوارزمية وهي OP-NLMS المستندة إلى NLMS. تم إجراء عمليات المحاكاة على برنامج MATLAB لدراسة ومقارنة نقاط القوة والضعف في الخوارزميات من حيث سرعة التقارب والخطأ الأخير.

لقد اقترحنا إصدارًا جديدًا OP-NLMS-REC لتقليل تعقيد العمليات الحسابية لهذه الخوارزمية.

استخدمنا عدة طرق تقدير لتحديد أفضل لخوارزمية OP-NLMS للمعلمة σ_v^2 .

كلمات المفاتيح: NLMS ، OP-NLMS ، إلغاء الصدى الصوتي ، OP-NLMS-REC

Résumé :

Dans ce mémoire, nous avons traité le problème d'annulation d'écho acoustique par une nouvelle version d'algorithme est l'OP-NLMS basée sur le NLMS. Des simulations ont été effectuées sur logiciel MATLAB pour étudier et comparer les points forts et les points faibles des algorithmes en termes de la vitesse de convergence et l'erreur finale. Nous avons proposé une nouvelle version OP-NLMS-REC pour réduire la complexité des calculs de cet algorithme.

Nous avons utilisé plusieurs méthodes d'estimation pour définir une meilleure estimation de l'algorithme OP-NLMS pour le paramètre σ_v^2 .

Mots clés : NLMS, OP-NLMS, annulation d'écho acoustique, OP-NLMS-REC

Abstract :

In this thesis, we dealt with the problem of acoustic echo cancellation by a new version of algorithm is the NLMS-based OP-NLMS. Simulations were performed on MATLAB software to study and compare the strengths and weaknesses of the algorithms in terms of the speed of convergence and the final error.

We have proposed a new version OP-NLMS-REC to reduce the complexity of calculations of this algorithm.

We used several estimation methods to define a better estimate of the OP-NLMS algorithm for the parameter σ_v^2 .

Key word: NLMS, OP-NLMS, acoustic echo cancellation, OP-NLMS-REC

Listes des acronymes et abréviations

❖ Notation

$[\cdot]^T$ Opération de transposition.
 $[\cdot]^{-1}$ Opération de matrice inverse.
 $|\cdot|$ Opération valeur d'absolue.
 $E(\cdot)$ Espérance mathématique.
 $e(\cdot)$ Opération d'exponentiel.
 $\log_{10}(\cdot)$ Logarithme à base 10.
 $trace(\cdot)$ Trace d'une matrice.
 $\|\cdot\|_2$ La norme l_2 .
 ∇ Vecteur de gradient.
 $\partial(\cdot)$ Dérivé partiel.

❖ Abréviations

AEC : Annulation d'Echo Acoustique.
FIR : Finite Impulse Response (Réponse Impulsionnelle finie).
LMS : Least Mean Square (Gradient Stochastique).
NLMS : Normalised LMS (Gradient Stochastique Normalisé).
RI : Réponse Impulsionnelle.
SNR : Signal to Noise Ratio (Rapport Signal sur Bruit).
USASI : USA Standard Institute.
OP-NLMS : Optimized Normalised LMS.
OP-NLMS-REC : Optimized Recursive NLMS.

Table des matières

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre 1 Filtrage adaptatif et identification de réponses impulsionnelles acoustiques	3
1.1 Introduction	3
1.2 La source de l'écho acoustique :	3
1.3 Acoustique des salles	4
1.4 Annulation d'écho acoustique	5
1.5 Le filtre optimum	6
1.6 Filtre adaptatif.....	8
1.7 Les algorithmes adaptatifs	9
1.7.1 La famille LMS	10
1.7.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	12
1.8 Conclusion.....	13
Chapitre 2 Algorithme optimisé NLMS pour l'identification des systèmes.....	14
2.1 Introduction	14
2.2 L'algorithme NLMS optimisé (OP-NLMS) :	15
2.2.2 Dérivation de l'algorithme :	18
2.3 Algorithme NLMS optimisé récursif proposé :	19
2.4 Les méthodes d'estimation de la puissance du bruit additif :	21
2.5 Complexité des calculs :	24
2.6 Conclusion.....	25
Chapitre 3 Résultats de simulation	26
3.1 Introduction	26
3.2 Descriptions des signaux testés	26
3.3 Description des critères de performance	28
3.4 Simulation des algorithmes de filtrage adaptatif.....	28
3.5 L'influence des paramètres SNR, L , m et σ_w sur l'algorithme OP-NLMS :	29
3.6 Algorithme OP-NLMS	29
3.6.1 Effet de la taille de filtre :	29
3.6.2 Effet de $m(0)$ initial.....	30
3.6.3 Effet de $\sigma_w^2(0)$ initial.....	31

3.7	Comparaison des algorithmes pour l'OP-NLMS et NLMS	32
3.8	Les algorithmes OP-NLMS et OP-NLMS-REC.....	36
3.8.1	Effet de μ^2	36
3.8.2	Comparaison entre deux algorithmes OP-NLMS et OP-NLMS-REC.....	38
3.9	Les méthodes d'estimations de σ^2 :	39
3.10	Conclusion.....	42
	Conclusion générale.....	43

Liste des figures

Figure 1.1. Le chemin d'écho acoustique.....	4
Figure 1.2.Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique.....	5
Figure 1.3. Principe de l'annulation d'écho acoustique.	6
Figure 1.4. Schéma général d'annulation d'écho acoustique	8

Figure 3 1 : Signal Bruit Gaussien (bbg1AR20)	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3 2: Signal USASI.....	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3 3: signal USASI, SNR=15, $m=1, \sigma_w^2 = 0$	29
Figure 3 4: Signal bbg1AR20, SNR=15, $\sigma_w^2 = 0, m=1, \sigma_w^2 = 0$	Erreur ! Signet non défini.
figure 3 5: Signal USASI, SNR=15, L=256, $\sigma_w^2 = 0, \dots$	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3 6: Signal bbg1AR20, SNR=15, L=256, $\sigma_w^2 = 0$	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3 7: Effet de σ_w^2 sur le signal USASI, SNR=15, L=256, $m=0.1$	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3 8: Effet de σ_w^2 sur le signal bbg1AR20, SNR=15, L=256, $m=0.1$	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3 9 : Signal USASI, L=256, SNR=15, $m=1, \sigma_w^2 = 0$	Erreur ! Signet non défini.
Figure 3.10. Signal USASI, L=256, SNR=30, $m=1, \sigma_w^2 = 0$	33
Figure 3.11. Signal USASI, L=256, SNR=50, $m=1, \sigma_w^2 = 0$	34
Figure 3.12. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=15, $m=1, \sigma_w^2 = 0$	34
Figure 3.13. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=30, $m=1, \sigma_w^2 = 0$	35
Figure 3.14. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=50, $m=1, \sigma_w^2 = 0$	35
Figure 3.15. Signal USASI, L=256, SNR=15.....	36
Figure 3.16. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=15	37
Figure 3.17. Signal USASI, L=256, SNR=15.....	38
Figure 3.18. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=15	38
Figure 3.20. Signal bba1AR20, L=256, SNR=15	40
Figure 3.21. Signal USASI, L=256, SNR=50.....	41
Figure 3.22. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=50	41

Liste des tableaux

Tableau 1.1. L'algorithme LMS.....	12
Tableau 1.2. L'algorithme NLMS.	13
Tableau 2.2. L'algorithme de l'OP-NLMS	19
Tableau 2.3. L'algorithme OP-NLMS-REC.....	21
Tableau 2.4. Tableau de réduction de la complexité pour le NLMS, OP-NLMS, OP-NLMS-REC et les quatre méthodes d'estimations	24
Tableau 3 1 Comparaison des σ_v^2 des estimateurs par rapport la valeur théorique pour le signal USASI, L=256, SNR=15.....	39

Introduction générale

La communication dans ses diverses formes est devenue un moyen et un outil de développement indispensable, les systèmes de télécommunication devront avoir une qualité suffisante pour que les personnes soient placées dans des conditions de confort telles qu'elles n'aient plus besoin de se déplacer pour échanger des informations. Toutefois, la qualité de la communication est souvent fortement dégradée par le phénomène d'écho acoustique.

L'annulation d'écho acoustique consiste à identifier le chemin d'écho entre le haut-parleur et le microphone. Ceci permet une évaluation de l'écho qui est alors soustraite du signal à envoyer. Cette méthode apparaît bien adaptée à la résolution du problème d'écho puisqu'elle permet une communication bidirectionnelle simultanée.

Le canal acoustique, composée essentiellement en première approximation de retards et d'atténuation, est généralement modélisé par un filtre de réponse impulsionnelle finie (RIF) de taille L . L'annulation d'écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire (le canal acoustique) [1].

On doit donc utiliser des algorithmes d'identification adaptative qui soient robustes aux bruits perturbateurs en sortie.

Le but de ce projet est l'étude d'algorithmes adaptatifs robustes et simplifiés et leurs applications dans l'annulation d'écho acoustique.

Pour la présentation de notre travail, nous avons répartis cette présentation sur 3 chapitres comme suit :

Dans le chapitre 1, nous allons définir les réponses impulsionnelles acoustiques dans le contexte d'une application d'annulation d'écho acoustique adaptative. Nous présentons aussi le concept du filtre optimal de Wiener et les deux grandes familles d'algorithmes d'identification adaptative : algorithmes de type gradient stochastique (LMS) et le gradient stochastique normalisé NLMS

Le chapitre 2 concerne l'algorithme de type gradient stochastique optimisé OP-NLMS pour l'identification de réponses impulsionnelles. Notre intérêt est performé la vitesse de convergence et au niveau de l'erreur final

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 et l'énergie de l'erreur de filtrage final. Cette étude comparative est consacrée aux cas stationnaire c'est-à-dire on teste les algorithmes avec des signaux stationnaire : bruit blanc et bruit USASI.

Nous terminons notre travaille par une conclusion générale

Chapitre 1 Filtrage adaptatif et identification de réponses impulsionnelles acoustiques

1.1 Introduction

Dans les systèmes de communication mains-libres et de conférence (Téléconférence, conférence de bureau,...), on a toujours besoin des annuleurs d'écho pour réduire l'écho qui résulte du couplage acoustique entre le haut parleur et le microphone de prise de son. L'écho acoustique est plus visible et ennuyeux lorsqu'un retard important (dans l'ordre des centaines de millisecondes) est présent dans le chemin de transmission. Nous avons décrit des différentes classes d'algorithmes adaptatifs, nous intéressons aux algorithmes adaptatifs qui sont de bons candidats, comme le LMS et NLMS.

1.2 La source de l'écho acoustique :

L'écho est le son de votre propre voix qui résonne pendant que vous parlez, l'écho peut être extrêmement perturbant dans une conversation. Il est formé lorsque le son émis par un haut-parleur se réfléchit à partir des murs, plafonds, etc., vers le microphone. Le niveau de pression sonore diminue à chaque réflexion. Le facteur majeur dans la perceptibilité de l'écho décalé est le temps de retard entre le signal direct et l'écho.

1.3 Acoustique des salles

L'audioconférence est une technique permettant d'établir la communication entre deux salles de réunion distantes. La prise du son dans chacun des salles considère l'orateur comme la source utile.

Pour un délai de transmission important, les personnes présentes dans la salle réentendent leurs propres voix, c'est le phénomène d'écho acoustique dû au canal acoustique de couplage entre haut-parleur de diffusion et le microphone de prise de son (**figure 1.1**).

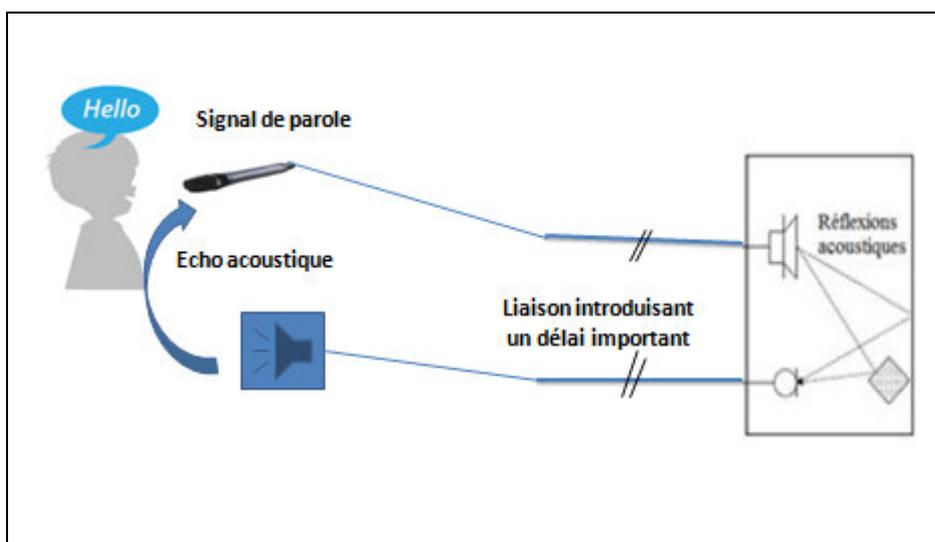


Figure 1.1. Le chemin d'écho acoustique.

Comme les échos avec un court délai, de l'ordre d'une dizaine de millisecondes, sont perçus comme une réverbération. Lorsque le délai aller et retour de la réflexion non atténuée s'approche d'un quart de seconde, l'écho est grand et toute conversation claire est rendue impossible.

Le problème major dans l'annulation d'écho acoustique est l'identification des réponses impulsionnelles variables, beaucoup d'applications rencontrent ce genre de

problèmes qui utilisent des filtres à réponse impulsionnelle finie variable aux cours de temps.

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 (figure 1.2)

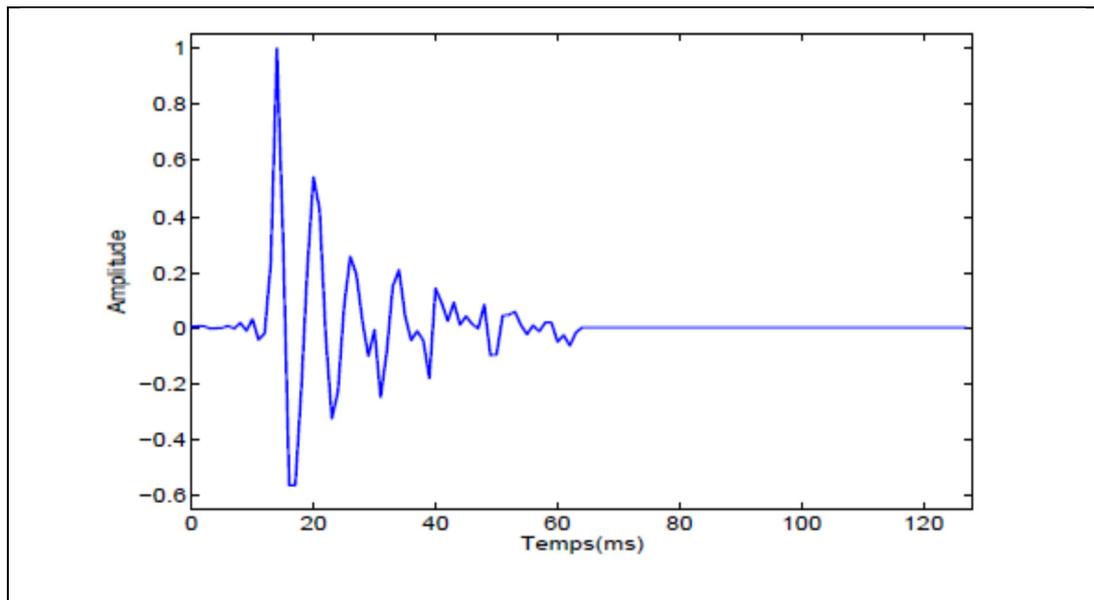


Figure 1.2.Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique

1.4 Annulation d'écho acoustique

L'annulation d'écho acoustique consiste à utiliser un filtre qui génère une estimée de l'écho réel, la différence entre les deux est l'écho résiduel (erreur d'estimation), le but est de minimiser l'erreur d'estimation pour réduire au mieux l'écho, alors que la technique d'annulation d'écho devient un problème de minimisation ceci nous permet d'utiliser des filtres optimums décrits dans la section suivante.

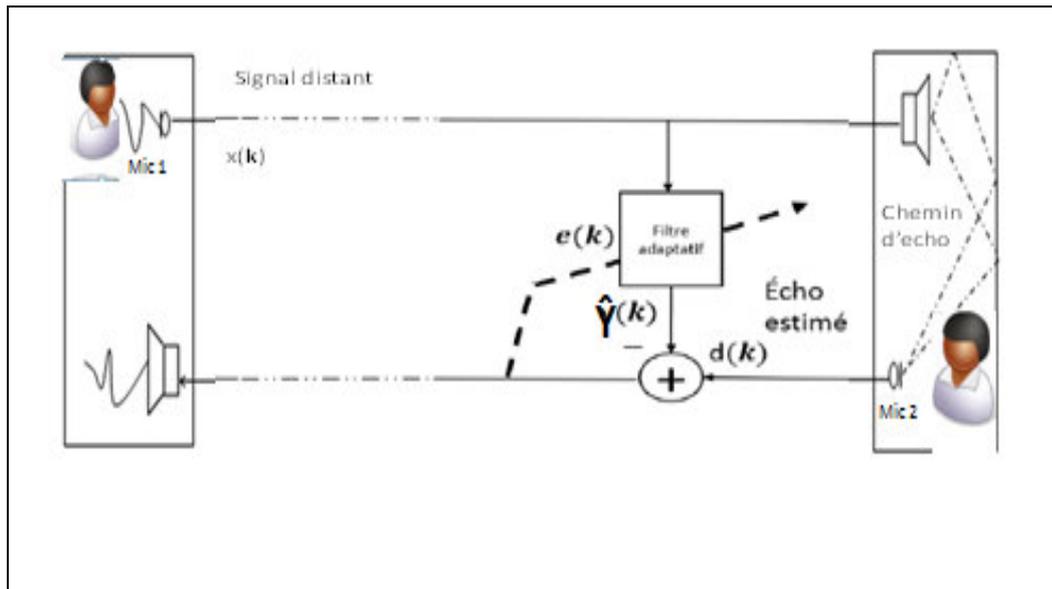


Figure 1.3. Principe de l'annulation d'écho acoustique.

Le microphone (mic2) dans la **figure 1.3** capte à la fois la parole de locuteur proche (double parole) et la parole du locuteur distant (signal écho), à cause du couplage acoustique. Un système d'annulation d'écho estime l'écho acoustique entre l'entrée (signal envoyé dans le haut-parleur) et la sortie (signal récupéré par le microphone), puis il retranche cette estimation du signal local de parole. En effet, l'annulation de cet écho acoustique est basée sur l'estimation du canal acoustique entre le haut-parleur et le microphone par des techniques d'identification adaptative de la réponse impulsionnelle.

1.5 Le filtre optimum

Le filtre optimal est déjà développé par Norbert Wiener, ce filtre est connu sous le nom de filtre de Wiener. Dans cette partie, nous exposerons l'approche statistique du problème (filtrage de Wiener) qui suppose la disponibilité de certaines grandeurs statistiques (moyenne et auto-corrélation) du signal utile. L'approche consiste alors à minimiser la moyenne statistique du carré de l'erreur (EQM) entre l'information désirée et la sortie du filtre.

Le problème du filtrage optimal est de trouver le meilleur filtre c'est-à-dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse $\hat{y}(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$ lorsque l'entrée est une certaine séquence $x(n)$.

La sortie du filtre $\hat{y}(n)$ s'écrit :

$$\hat{y}(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) \quad (1.1)$$

Où $\mathbf{x}(n)$ est le signal d'entrée, et \mathbf{h} est un vecteur des coefficients de filtre.

Le signal d'erreur est défini par :

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (1.2)$$

Les algorithmes adaptatifs permettent l'estimation du filtre adaptatif par le vecteur \mathbf{h} de taille L à l'aide d'un critère basé sur l'erreur d'estimation a priori.

Cette erreur d'estimation, appelée précédemment signal de différence, est donnée par (1.2).

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

$$J_n(\mathbf{h}) = E \{ (d(n) - \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n))^2 \} \quad (1.3)$$

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

$$\mathbf{h}_{opt} = \arg \min J_n(\mathbf{h}) \quad (1.4)$$

L'équation a une forme quadratique alors sa solution optimale est quand la dérivée de $J_n(\mathbf{h})$ est nulle :

$$\nabla_{\mathbf{h}} J_n(\mathbf{h}) = \frac{\partial J_n}{\partial \mathbf{h}} = 0 \quad (1.5)$$

$$2\mathbf{R}_{L \times L} \mathbf{h}(n) - 2\mathbf{p}_{L \times 1} = 0 \quad (1.6)$$

Sachant que :

$$R_{L \times L} = E\{x(n)x^T(n)\} \quad (1.7)$$

$R_{L \times L}$: Et la matrice d'autocorrélation du vecteur $x(n)$

$p_{L \times 1} = E\{x(n)d(n)\}$: Est Le vecteur d'inter-corrélation du signal désiré et le signal d'entrée.

Si la matrice d'autocorrélation est inversible alors le filtre optimal est donné par l'expression suivante :

$$h_{L,opt} = R_{L \times L}^{-1} p_{L \times 1} \quad (1.8)$$

Alors pour atteindre cet objective il faut connaitre les propriétés statistiques $R_{L \times L}$ et $p_{L \times 1}$.

1.6 Filtre adaptatif

Un filtrage est rendu adaptatif si ses coefficients sont modifiés selon un critère donné dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible [2].

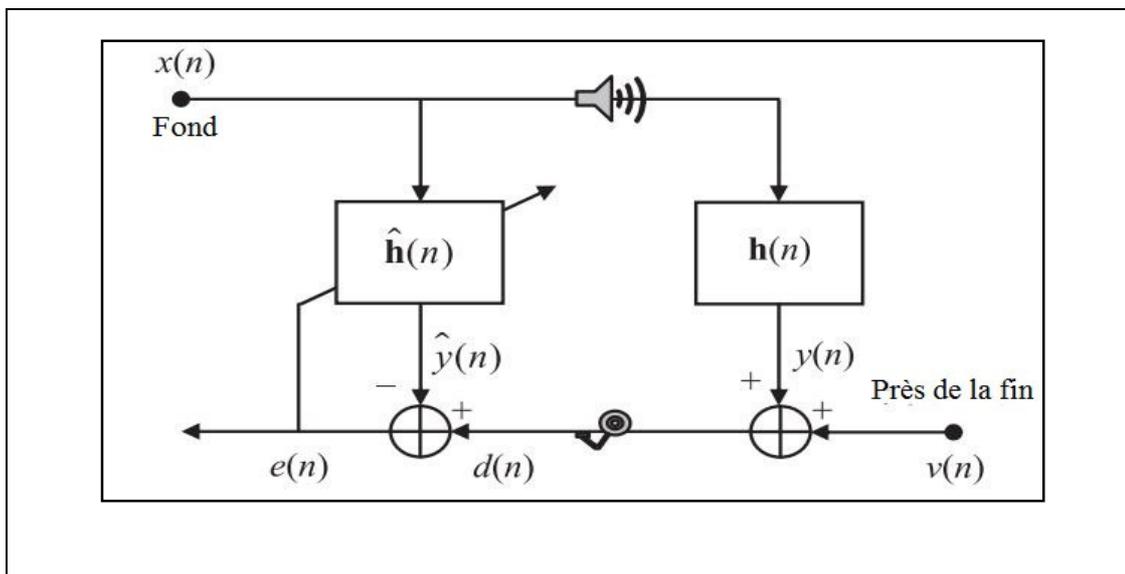


Figure 1.4. Schéma général d'annulation d'écho acoustique

$x(n)$: Signal de l'entrée.

Avec

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T$$

$y(n)$: Le signal de sortie du filtre.

$d(n)$: Écho ou signal désiré.

Avec

$$\begin{aligned} d(n) &= \mathbf{x}^T(n)\mathbf{h}(n) + v(n) \\ &= y(n) + v(n) \end{aligned} \tag{1.9}$$

$v(n)$: Signal de bruit additif de moyen nul.

$e(n)$: Erreur obtenu par la méthode de filtrage adaptatif.

$\mathbf{h}(n)$: La réponse impulsionnelle de système (haut parleur – microphone)

Avec :

$$\mathbf{h}(n) = [h_0(n) \ h_1(n) \ \dots \ h_{L-1}(n)]^T$$

$\hat{\mathbf{h}}(n)$: La réponse impulsionnelle de filtre adaptatif

Avec

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = [\hat{h}_0(n) \ \hat{h}_1(n) \ \dots \ \hat{h}_{L-1}(n)]^T$$

1.7 Les algorithmes adaptatifs

La structure du filtre qu'on doit programmer, peut être de type RII (réponse impulsionnelle infinie) ou RIF (réponse impulsionnelle finie). Cependant, les effets de la limitation de la précision des calculs et de complexité arithmétique variant avec la structure comme pour les filtres à coefficient fixes. En outre, la structure du filtre influe sur la complexité des algorithmes. La structure RIF directe ou transversale est pratiquement simple à étudier et à réaliser.

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

- **la vitesse de convergence** : qui sera le nombre d'itérations nécessaire pour converger assez près de la solution optimale de Wiener dans le cas stationnaire
- **la capacité de poursuite (tracking)** : des variations (non stationnarités) du système.
- **la complexité des calculs** : c'est le nombre d'opérations arithmétiques, le but c'est de réduire la complexité de calcul en gardant la performance optimale de filtre.
- **Erreur en régime permanent** : c'est la valeur la plus faible de l'erreur quadratique moyenne.

Nous allons présenter dans cette partie des algorithmes largement utilisées en filtrage adaptatif, la famille de gradient stochastique LMS (Least Mean Square) et sa version normalisée NLMS. Au chapitre 2, nous concentrons nos efforts sur une nouvelle version de l'algorithme NLMS dite optimisée en présence du bruit.

1.7.1 La famille LMS

L'un des premiers algorithmes est l'algorithme du gradient stochastique ou LMS (least-mean-square) conçu par Widrow et Hoff en 1959. Cet algorithme est basé sur une estimation simple et peu complexe 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, ces variations d'énergie provoquent un choix difficile du pas d'adaptation qui contrôle la stabilité de l'algorithme.

L'idée de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme de gradient déterministe de l'équation suivante par sa valeur instantanée

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) - \alpha[\nabla E\{e(n)^2\}] \quad (1.10)$$

Où α est le pas d'adaptation qui contrôle la convergence de l'algorithme en développant la fonction $\nabla E\{e(n)^2\}$, on obtient :

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + 2\alpha E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.11)$$

La mise à jour de l'équation est où le facteur de convergence doit être choisie dans une gamme pour garantir la convergence.

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + 2\alpha e(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.12)$$

La complexité de l'algorithme LMS est $2N$ multiplications pour chaque itération, la condition de convergence de cet algorithme est donnée par un pas d'adaptation α qui satisfait la condition suivante [3] :

$$0 < \alpha_{LMS} < \frac{2}{\text{Trace}(R)} = \frac{1}{L\sigma_x^2} \quad (1.13)$$

Trace (R) : désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée R et σ_x^2 désigne l'énergie du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$.

L'algorithme LMS est résumé dans **la table 1.1** suivante :

Initialisation : $\hat{\mathbf{h}}_{L,0} = \mathbf{0}_L$;

Condition de convergence : $0 < \alpha_{LMS} < \frac{2}{\text{Trace}(R)} = \frac{1}{L\sigma_x^2}$

Pour n=1, 2, 3,..... (Itérations)

Signal d'entrée : $\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T$

Erreur de filtrage : $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \hat{\mathbf{h}}(n-1)$

Équation de mise à jour : $\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + 2\alpha e(n)\mathbf{x}(n)$

Fin

Tableau 1.1.L'algorithme LMS.

1.7.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

Pour des signaux non stationnaires, l'énergie de signal $\mathbf{x}(n)$ varie avec le temps, l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque α est constant.

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le pas d'adaptation est normalisé par l'énergie de signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ donné par la relation d'adaptation suivante :

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \alpha \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}} \quad (1.14)$$

Où δ_{NLMS} 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:

$$0 < \alpha < 2$$

L'intérêt de l'algorithme NLMS par rapport au LMS est que le choix du pas d'adaptation de l'algorithme NLMS est indépendant de la variance de signal d'entrée

L'algorithme NLMS est résumé dans **la table 1.2** suivante :

Initialisation : $\hat{\mathbf{h}}_{L,0} = \mathbf{0}_L$

Condition de convergence : $0 < \alpha < 2$

Erreur de filtrage : $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \hat{\mathbf{h}}(n-1)$

Equation de mise à jour $\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \alpha \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}}$

Fin

Tableau 1.2. L'algorithme NLMS.

1.8 Conclusion

Nous avons posé le problème de l'annulation d'écho acoustique et sa nécessité dans les communications avec les postes mains-libres. En effet, le problème de l'écho acoustique est classiquement résolu à l'aide d'un annulateur d'écho en identifiant progressivement la réponse impulsionnelle finie d'un filtre adaptatif à partir des algorithmes de type moindres carrés. Pour cela, nous avons développé les équations issues de la structure transversale. L'identification du système commence par l'établissement de l'erreur entre la sortie du système et du filtre adaptatif. Par la suite, le choix d'un critère d'erreur nous permet de définir une fonction de coût que nous avons minimisé. Nous avons déduit alors l'équation de Wiener qui répond au problème de minimisation du critère d'erreur choisi. Nous avons rappelé les principaux résultats du LMS et ses versions.

Chapitre 2 Algorithme optimisé NLMS pour l'identification des systèmes

2.1 Introduction

Une méthode d'optimisation est proposée pour améliorer le comportement de l'algorithme NLMS de filtre adaptatif normalisé qui est utilisé dans l'identification de système.

Dans ce chapitre, nous développons un algorithme optimisé NLMS, dans le contexte d'un modèle à variable d'état. La section **2.2** regroupe deux éléments principaux: une analyse de convergence et une dérivation de l'algorithme, nous suivons un critère d'optimisation minimisant le désalignement du système afin de dériver un algorithme optimisé NLMS. Dans la section **2.3**, nous résumons leurs principales conclusions concernant les choix optimal des paramètres de contrôles. De plus, à la section **2.4**, nous proposons une version récursive de l'algorithme NLMS optimisé (OP-NLMS-REC) qui présente moins de complexité des calculs avec une meilleure performance. Par la suite nous représentons dans la section **2.5** les méthodes d'estimation de la variance du bruit additif pour un fonctionnement autonome de l'algorithme.

Par conséquent, l'algorithme NLMS optimisé réalise un bon compromis entre les critères de performance, à savoir une convergence rapide et un faible ajustement. Les simulations effectuées dans le contexte de l'annulation de l'écho acoustique indiquent les bonnes caractéristiques de l'algorithme proposé.

2.2 L'algorithme NLMS optimisé (OP-NLMS) :

Dans le contexte d'identification [4,5]. L'algorithme étudié suit un problème d'optimisation conjointe sur les paramètres normalisé du pas d'adaptation α et de régularisation δ . Cette méthode d'optimisation est proposée pour améliorer le comportement de l'algorithme NLMS en présence de bruit additif sur le signal désiré.

Les performances de l'algorithme normalisé par la méthode des gradients stochastique normalisés (NLMS) sont influencées par deux paramètres importants, c'est-à-dire les conditions normalisées de pas d'adaptation et de régularisation [6,7]. Le premier correspond à un compromis entre le taux de convergence et mauvais réglage de l'algorithme. Le deuxième paramètre est essentiel dans tous les problèmes mal posés et mal conditionnés tels que dans les filtres adaptatifs, cela dépend du rapport signal sur bruit (SNR) du système [8]. Ces deux paramètres peuvent être contrôlés, afin de résoudre le conflit entre convergence rapide et de mauvais ajustement.

2.2.1 Analyse de convergence :

Nous étudions ici leur analyse, en supposant que $\mathbf{h}(n)$ est un vecteur aléatoire a moyenne nulle, qui suit un modèle de Markov simplifié du premier ordre, c'est-à-dire

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mathbf{w}(n) \quad (2.1)$$

Avec

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{h}(n) - \mathbf{h}(n-1)$$

Où $\mathbf{w}(n)$ est un vecteur de signal de bruit blanc Gaussien de moyenne zéro, non corrélé à $\mathbf{h}(n-1)$. La matrice de corrélation de $\mathbf{w}(n)$ est supposée être $R_w = \sigma_w^2 \mathbf{I}_L$, où \mathbf{I}_L est la matrice d'identité $L \times L$. La variance, σ_w^2 capture les incertitudes dans $\mathbf{h}(n)$. Les équations (1.9) et (2.1) définissent maintenant un modèle de variables d'états.

L'analyse de convergence de l'algorithme NLMS est développée dans le contexte d'un modelé à variable d'état. Nous considérons l'algorithme NLMS avec la mise à jour :

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \alpha \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+\delta} \quad (2.2)$$

Avec :

- α est le paramètre du pas d'adaptation normalisé.
- δ est le terme de régularisation.

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{h}}(n-1) \quad (2.3)$$

$e(n)$: est l'erreur filtrage a priori du filtre adaptatif.

Nous définissons le désalignement a posteriori sous la forme :

$$\boldsymbol{\mu}(n) = \mathbf{h}(n) - \hat{\mathbf{h}}(n)$$

Par conséquent en développant (2.2) il en résulte :

$$\boldsymbol{\mu}(n) = \boldsymbol{\mu}(n-1) + \mathbf{w}(n) - \alpha \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+\delta} \quad (2.4)$$

On sait que $E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)] = L\sigma_x^2$, où σ_x^2 est la variance de signal. Pour les grandes valeurs de L (c'est-à-dire, $L \gg 1$), il est considéré que $\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \approx L\sigma_x^2$ [6, 9].

Par conséquent

$$\frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+\delta} \approx \frac{\alpha}{L\sigma_x^2+\delta} \quad (2.5)$$

Ce terme contient à la fois les paramètres de contrôle, α et δ , ainsi que les informations statistiques sur le signal d'entrée. Cependant, pour une valeur élevée de L et un certain degré de stationnarité du signal d'entrée, nous pouvons traiter ce terme comme une quantité déterministe [6, 10].

Dans ces circonstances, en prenant la norme ℓ_2 dans (2.4), puis les espérances mathématiques des deux côtés (en utilisant également (2.5)), et en supprimant les produits non corrélés, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
E[\|\boldsymbol{\mu}(n)\|_2^2] &= E[\|\boldsymbol{\mu}(n-1)\|_2^2] + L\sigma_x^2 \\
&\quad - \frac{2\alpha}{L\sigma_x^2 + \delta} E[\mathbf{x}^T(n)\boldsymbol{\mu}(n-1)e(n)] \\
&\quad - \frac{2\alpha}{L\sigma_x^2 + \delta} E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)e(n)] \\
&\quad + \frac{\alpha^2}{(L\sigma_x^2 + \delta)^2} E[e^2(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)]
\end{aligned} \tag{2.6}$$

Concentrons-nous sur les trois derniers termes de **(2.6)**. Tout d'abord, basé sur **(1.9)** et **(2.1)**, le signal d'erreur de **(2.3)** peut être réécrit comme suit :

$$e(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)\boldsymbol{\mu}(n-1) + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) + v(n) \tag{2.7}$$

Afin de simplifier **(2.6)**, et désignant $m(n) = E[\|\boldsymbol{\mu}(n)\|_2^2]$, on obtient :

$$m(n) = f(\alpha, \delta, L, \sigma_x^2)m(n-1) + g(\alpha, \delta, L, \sigma_x^2, \sigma_v^2, \sigma_w^2) \tag{2.8}$$

Où

$$f(\alpha, \delta, L, \sigma_x^2) = 1 - \frac{2\sigma_x^2}{L\sigma_x^2 + \delta} \alpha + \frac{(L+2)\sigma_x^4}{(L\sigma_x^2 + \delta)^2} \alpha^2 \tag{2.9}$$

$$g(\alpha, \delta, L, \sigma_x^2, \sigma_v^2, \sigma_w^2) = \frac{\alpha^2 L \sigma_x^2 [\sigma_v^2 + (L+2)\sigma_x^2 \sigma_w^2]}{(L\sigma_x^2 + \delta)^2} - \frac{2\alpha L \sigma_x^2 \sigma_w^2}{L\sigma_x^2 + \delta} + L\sigma_w^2 \tag{2.10}$$

Le résultat de **(2.8)** illustre une «séparation» entre les composantes de convergence et de déréglage. Par conséquent, le terme $f(\alpha, \delta, L, \sigma_x^2)$ influence le taux de convergence de l'algorithme. Comme prévu, cela dépend de la valeur de pas normalisée, de la constante de régularisation, de la longueur du filtre et de la puissance du signal d'entrée. Il est intéressant de noter que cela ne dépend pas de la puissance de bruit du système, σ_v^2 ou des incertitudes, σ_w^2 autrement dit, le taux de convergence ne devrait pas être influencé par ces deux termes. De même, on peut remarquer que le mode de convergence le plus rapide est obtenu lorsque la fonction de **(2.9)** atteint son minimum.

2.2.2 Dérivation de l'algorithme :

Il est connu que les exigences idéales de tout algorithme adaptatif concernent à la fois la convergence rapide et les faibles ajustements. Dans notre cadre, deux questions importantes doivent être prises en compte : (1) nous avons deux paramètres principaux à contrôler, α et δ , qui influencent la performance globale de l'algorithme NLMS et (2) dans le contexte de l'identification du système, raisonnable de suivre un problème de minimisation en termes de désalignement du système.

Ainsi, en suivant **(2.8)**, il peut être imposé

$$\frac{\partial m(n)}{\partial \alpha(n)} = 0, \frac{\partial m(n)}{\partial \delta(n)} = 0 \quad (2.11)$$

Après des calculs simples, les deux équations conduisent au même résultat, à savoir:

$$\frac{\alpha(n)}{L\sigma_x^2 + \delta(n)} = \frac{m(n-1) + L\sigma_w^2}{l\sigma_v^2 + (L+2)\sigma_x^2 [m(n-1) + L\sigma_w^2]} \quad (2.12)$$

Ce qui suggère un processus d'optimisation conjoint. Avec une estimation correcte de ses paramètres (comme nous le verrons à la fin de cette section), le terme figurant dans la partie droite de **(2.12)** agit comme une taille de pas variable. À ce stade, nous pouvons introduire **(2.12)** dans **(2.2)**, obtenant ainsi

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \frac{[m(n-1) + L\sigma_w^2] \mathbf{x}(n) e(n)}{l\sigma_v^2 + (L+2)\sigma_x^2 [m(n-1) + L\sigma_w^2]} \quad (2.13)$$

Ensuite, il est nécessaire de mettre à jour le paramètre $m(n)$ dans **(2.13)**. En utilisant **(2.12)** dans **(2.8)**, suivi de plusieurs calculs simples, il en résulte

$$m(n) = \left\{ 1 - \frac{\sigma_x^2 [m(n-1) + L\sigma_w^2]}{l\sigma_v^2 + (L+2)\sigma_x^2 [m(n-1) + L\sigma_w^2]} \right\} [m(n-1) + L\sigma_w^2] \quad (2.14)$$

L'algorithme OP-NLMS est donné ci-dessous dans la table 2.1 :

<p>Initialisation : $L =$ la taille de filtre</p> $\hat{\mathbf{h}}(0) = \mathbf{0}_{L \times 1}$ $\hat{m}(0) = \varepsilon > 0$ $\sigma_w^2(0) = 0$
<p>paramètre : $\sigma_v^2 =$ puissance de bruit connue ou estimée</p> <p>Pour l'indice de temps $n = 1, 2, \dots$</p> $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \hat{\mathbf{h}}(n-1)$ $p(n) = \hat{m}(n-1) + L \hat{\sigma}_w^2(n-1)$ $\hat{\sigma}_x^2(n) = \frac{1}{L} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n)$ $q(n) = \frac{p(n)}{L \hat{\sigma}_v^2 + (L+2) p(n) \hat{\sigma}_x^2(n)}$ $\mathbf{u}(n) = q(n) \mathbf{x}(n) e(n)$ $\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \mathbf{u}(n)$ $\hat{m}(n) = [1 - q(n) \hat{\sigma}_x^2(n)] p(n)$ $\hat{\sigma}_w^2(n) = \frac{1}{L} \mathbf{u}^T(n) \mathbf{u}(n)$

Tableau 2.1. L'algorithme de l'OP-NLMS

2.3 Algorithme NLMS optimisé récursif proposé :

On a proposé l'algorithme NLMS optimisé récursif pour réduire la complexité des calculs de cet algorithme par deux modifications sur deux paramètres σ_x^2 et σ_w^2 qui est donné comme suit :

Nous avons proposé cette formule récursive pour l'estimation de l'énergie :

$$\hat{\sigma}_x^2(n) = \beta \hat{\sigma}_x^2(n-1) + (1-\beta)x^2(n) \quad (2.15)$$

Avec $\beta = 1 - \frac{1}{L}$ un facteur d'oubli exponentiel.

Ensuite nous avons réduit la complexité pour le calcul de la variable $\hat{\sigma}_w^2$ par l'expression suivante :

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_w^2(n) &= \frac{1}{L} \mathbf{u}^T(n) \mathbf{u}(n) = (q(n)e(n))^2 \mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n) \\ \hat{\sigma}_w^2(n) &= (q(n)e(n))^2 \hat{\sigma}_x^2(n) \end{aligned} \quad (2.16)$$

Finalement on a ajouté un paramètre un pas fixe μ_2 pour arriver à une meilleur performance de l'algorithme OP-NLMS. Qui est par suit :

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \mu_2 \mathbf{u}(n) \quad (2.17)$$

Le détail de l'algorithme OP-NLMS-REC se résume dans le tableau suivant :

<p>Initialisation : $L =$ la taille de filtre</p> $\hat{\mathbf{h}}(0) = \mathbf{0}_{L \times 1}$ $\hat{m}(0) = \varepsilon > 0$ $\sigma_w^2(0) = 0$
<p>paramètre : $\sigma_v^2 =$ puissance de bruit connue ou estimée</p> <p>Pour l'indice de temps $n = 1, 2, \dots$</p> $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \hat{\mathbf{h}}(n-1)$ $p(n) = \hat{m}(n-1) + L \hat{\sigma}_w^2(n-1)$ $\hat{\sigma}_x^2(n) = \beta \hat{\sigma}_x^2(n-1) + (1-\beta)x^2(n)$ $q(n) = \frac{p(n)}{L \hat{\sigma}_v^2 + (L+2)p(n) \hat{\sigma}_x^2(n)}$ $\mathbf{u}(n) = q(n) \mathbf{x}(n) e(n)$

$$\hat{\mathbf{h}}(n) = \hat{\mathbf{h}}(n-1) + \mu_2 u(n)$$

$$\hat{m}(n) = [1 - q(n)\hat{\sigma}_x^2(n)]p(n)$$

$$\hat{\sigma}_w^2(n) = (q(n)e(n))^2 \hat{\sigma}_x^2(n)$$

Tableau 2.2. L'algorithme OP-NLMS-REC

2.4 Les méthodes d'estimation de la puissance du bruit additif :

Nous avons utilisé plusieurs méthodes d'estimation pour définir une meilleure estimation de l'algorithme NLMS optimisé pour le paramètre σ_v^2 :

Au début nous avons calculé σ_v^2 par la méthode théorique est nommée la méthode 0 (M0), qui est donné par la suite :

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_y^2}{\sigma_v^2}$$

$$\sigma_v^2 = 10^{-SNR/10} \cdot \sigma_y^2 \quad (2.18)$$

Nous avons utilisé cette méthode pour la comparaison avec les autres méthodes pour conclure sur la méthode d'estimation la plus fiable.

Méthode 1 (M1) :

Une solution plus pratique a été proposée dans [12]. On sait que le signal souhaité du filtre adaptatif est exprimé par $d(n) = y(n) + v(n)$. Puisque le signal d'écho et le signal proche peuvent être considérés comme non corrélés, la relation précédente peut être réécrite en termes de variance de la manière suivante :

$$E[d^2(n)] = E[y^2(n)] + E[v^2(n)] \quad (2.19)$$

En supposant que le filtre adaptatif ait convergé dans une certaine mesure, on peut utiliser l'approximation

$$E[y^2(n)] \approx E[\hat{y}^2(n)] \quad (2.20)$$

Le premier est d'estimer l'énergie donné par la suite :

$$\hat{\sigma}_v^2(n) = |\hat{\sigma}_d^2(n) - \hat{\sigma}_y^2(n)| \quad (2.21)$$

Avec :

$$\hat{\sigma}_y^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_y^2(n-1) + (1-\lambda)\hat{y}^2(n) \quad (2.22)$$

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\lambda)d^2(n) \quad (2.23)$$

Où λ est un facteur d'oubli.

Les valeurs absolues dans **(2.21)** empêchent toute déviation mineure (due à l'utilisation d'estimations de puissance) par rapport aux valeurs vraies, ce qui peut rendre le pas normalisé négatif ou complexe.

Lorsque seul le bruit de fond est présent, une estimation de sa puissance est obtenue à l'aide du terme situé à droite dans **(2.21)**. Cette expression est valable même si le niveau du bruit de fond change, de sorte qu'il n'est pas nécessaire d'estimer ce paramètre pendant les silences du locuteur local. En cas de double parole, lorsque la parole de fin proche est également présente (en supposant qu'elle soit décorrélée du bruit de fond), le terme de droite dans (2.21) fournit toujours une estimation de la puissance du signal de fin proche. Plus important encore, ce terme dépend uniquement des signaux disponibles dans l'application AEC, à savoir, le signal du microphone, $d(n)$ et la sortie du filtre adaptatif, $\hat{y}(n)$. De plus, comme il a été démontré dans [12], l'estimation de **(2.21)** convient également au cas de sous-modélisation, c'est-à-dire lorsque la longueur de $\hat{\mathbf{h}}(n)$ est inférieure à la longueur de $\mathbf{h}(n)$, de telle sorte qu'un bruit de sous-modélisation apparaît (par exemple, l'écho résiduel provoqué par la partie du trajet d'écho qui ne sont pas modélisé par le filtre adaptatif, il peut être interprété comme un bruit supplémentaire qui corrompt la quasi signal de fin).

Méthode 2 (M2) :

Et la deuxième méthode nous avons défini l'estimation par l'énergie de l'erreur de filtrage :

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\lambda)e^2(n) \quad (2.24)$$

Avec : $\hat{\sigma}_v^2(n) = \hat{\sigma}_e^2(n)$

Méthode 3 (M3) :

La troisième méthode est la méthode d'intercorrélation qui peut être évaluée comme suit:

Il a été démontré dans [11] que l'estimation de l'énergie du signal proche peut être évaluée comme suit :

$$\hat{\sigma}_v^2(n) = \hat{\sigma}_e^2(n) - \hat{\mathbf{r}}_{xe}^T(n) \hat{\mathbf{r}}_{xe}(n) / (\hat{\sigma}_x^2(n) + C_0) \quad (2.25)$$

Avec :

$$\hat{\sigma}_x^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_x^2(n-1) + (1-\lambda)x^2(n) \quad (2.26)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_{xe}(n) = \lambda \hat{\mathbf{r}}_{xe}(n-1) + (1-\lambda) \mathbf{x}(n) \cdot e(n) \quad (2.27)$$

Initialisation :

$$\hat{\sigma}_x^2(0) = 0.01 \quad ; \quad C_0 = 0.001 \quad ; \quad \hat{\mathbf{r}}_{xe}(0) = 0$$

Méthode 4 (M4): (méthode proposé)

La quatrième méthode est la méthode Estimation par la valeur absolue de $e(n)$

$$\hat{\sigma}_e(n) = \lambda \hat{\sigma}_e(n-1) + (1-\lambda) |e(n)| \quad (2.28)$$

$$\hat{\sigma}_v^2(n) = \hat{\sigma}_e^2(n)$$

Initialisation :

$$\hat{\sigma}_e(0) = 0$$

2.5 Complexité des calculs :

Le tableau suivant compare la complexité en nombre de multiplications entre les différents algorithmes et différentes méthodes d'estimation de la variance du bruit :

L'algorithme NLMS la plus simple dans la complexité des calculs. Donc nous avons cherché à diminuer la complexité de calcul de l'algorithme OP-NLMS par l'algorithme OP-NLMS-REC qui donne les bons résultats comme nous le montre dans le tableau suivant :

Les algorithmes et les méthodes d'estimation	Le nombre de multiplications
NLMS	$2N+3$
NLMS optimisé	$4N+7$
NLMS optimisé récursif	$3N+12$
Méthode 1	+6
Méthode 2	+3
Méthode 3	$3N+6$
Méthode 4	+2

Tableau 2.3. Tableau de réduction de la complexité pour le NLMS, OP-NLMS, OP-NLMS-REC et les quatre méthodes d'estimations

Remarque :

L'algorithme NLMS est meilleur en complexité des calculs que l'algorithme OP-NLMS. C'est pour cette raison que nous proposons une version récursive pour réduire la complexité de l'OP-NLMS.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés un algorithme de type NLMS de paramètres optimisés en présence du bruit additif. L'algorithme OP-NLMS est plus complexe en nombre de multiplications arithmétiques que l'algorithme NLMS. Ainsi, nous proposons une version récursive de l'OP-NLMS de complexité des calculs comparable à celle du NLMS.

Chapitre 3 Résultats de simulation

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons tester et comparer les performances des algorithmes d'identification adaptative présentés dans le chapitre précédent. Les performances auxquelles nous nous intéressons dans cette étude sont exprimées en termes de vitesse de convergence et du niveau de l'erreur finale de filtrage en sortie

Nous présentons aussi dans ce chapitre les résultats de simulations en comparant deux algorithmes le NLMS et l'OP-NLMS

Nous avons proposé dans notre projet deux études la première est une forme récursive de l'algorithme OP-NLMS dans lequel nous avons estimé la variance par la méthode récursif pour réduire la complexité et la deuxième proposition est une méthode d'estimation du bruit additif que nous allons comparer avec la méthode théorique et trois d'autres méthodes d'estimation proposées dans des articles.

3.2 Descriptions des signaux testés

Les signaux d'entrée utilisés dans les simulations sont stationnaires

- ✓ Bruit Gaussien filtré avec un modèle autorégressif d'ordre 20 qui est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance possède une dynamique spectrale d'environ 40 dB et une fréquence d'échantillonnage 16 kHz.

- ✓ Un bruit USASI (United States of America Standards Institute) est un bruit stationnaire à spectre moyen qui ressemble au spectre de la parole de dynamique spectrale de 29dB, on peut l'utiliser comme un signal de test dans des applications d'annulation d'écho acoustique pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs.

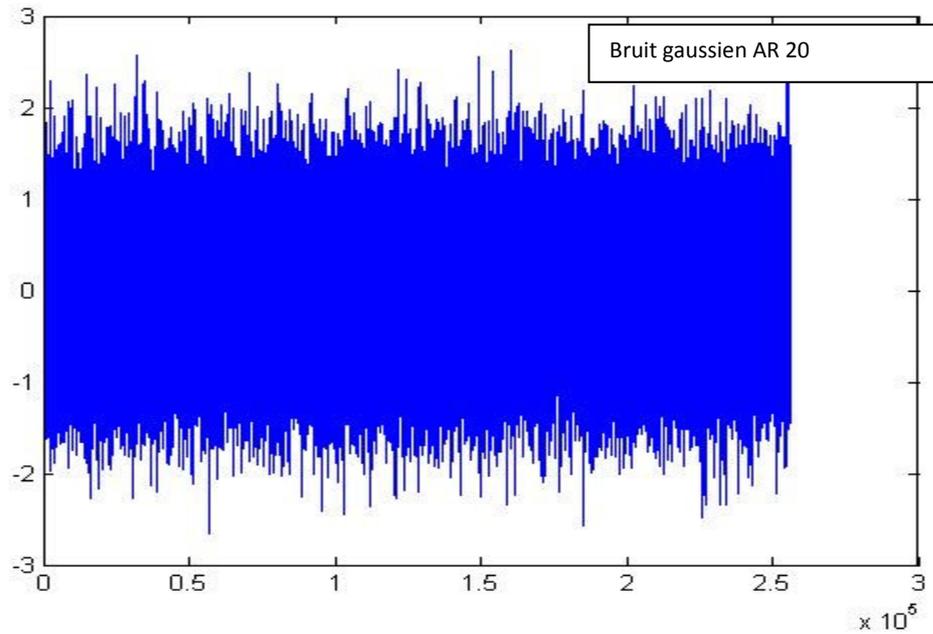


Figure 3.1. Signal Bruit gaussien (bbg1AR20)

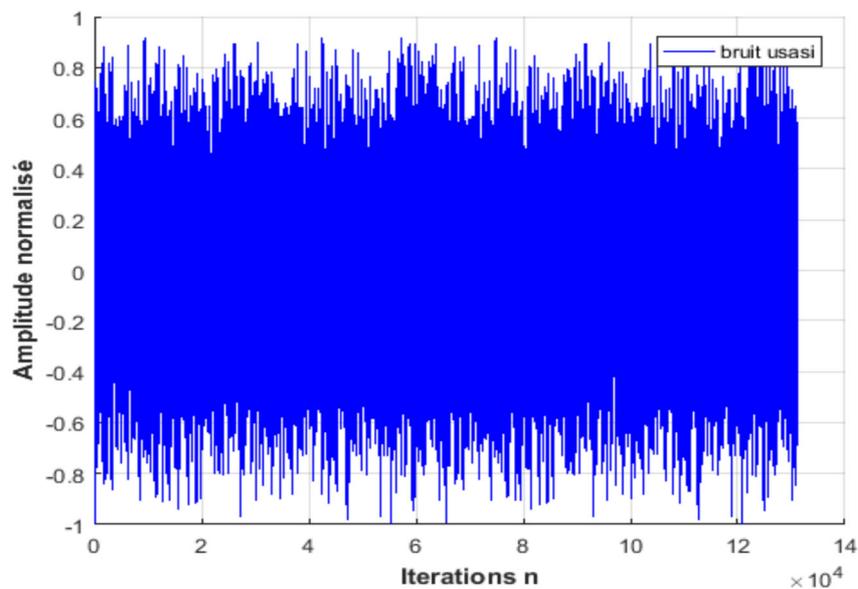


Figure 3.2. Signal USASI

Les signaux désirés sont obtenues par convolution de ces signaux par des réponses impulsives acoustiques d'ordres 256, 512, 1024....

3.3 Description des critères de performance

- ✓ Le critère de performance couramment utilisé en annulation d'écho est celui de l'évolution temporelle de l'EQM ce critère est donné par :

$$EQM(n) = 10\log(\sigma_e^2(n))$$

Où $\sigma_e(n)$ symbolise une moyenne temporelle de M échantillons

- ✓ Nous avons ajouté le bruit blanc au signal désiré avec un rapport signal sur bruit (SNR) donné pour voir le comportement des algorithmes dans ce cas.
- ✓ Pour les valeurs de pas d'adaptation μ , nous l'avons fixé à 1 pour donner une performance meilleure en vitesse de convergence pour l'algorithme NLMS

3.4 Simulation des algorithmes de filtrage adaptatif

Dans cette simulation, nous allons tester en quatre parties l'algorithme étudié OP-NLMS :

- Nous allons étudier l'influence de quelques paramètres sur les performances de l'OP-NLMS.
- Nous allons faire une étude comparative entre les deux algorithmes NLMS et OP-NLMS et voir l'effet de SNR sur les deux algorithmes.
- Nous allons comparer la version récursive proposée avec la version OP-NLMS original.
- Enfin nous allons comparer quatre méthodes d'estimation de la variance du bruit additif.

3.5 L'influence des paramètres SNR, L , m et σ_w sur l'algorithme OP-NLMS :

Pour voir le comportement des algorithmes de filtrage adaptatif OP-NLMS dans le domaine L'identification des réponses impulsionnelles acoustiques, nous avons réalisé plusieurs expériences pour voir l'influence de chacun des paramètres afin d'en choisir les meilleurs.

C'est-à-dire l'étude de performance de ces algorithmes en termes de vitesse de convergence et du niveau de l'erreur de filtrage.

3.6 Algorithme OP-NLMS

A fin de percevoir le comportement de l'algorithme OP-NLMS nous avons étudié l'effet de chaque paramètre influant en réalisant plusieurs expériences.

3.6.1 Effet de la taille de filtre :

Les résultats de cette simulation obtenus pour plusieurs tailles du filtre sont présentés dans les figures ci-dessus :

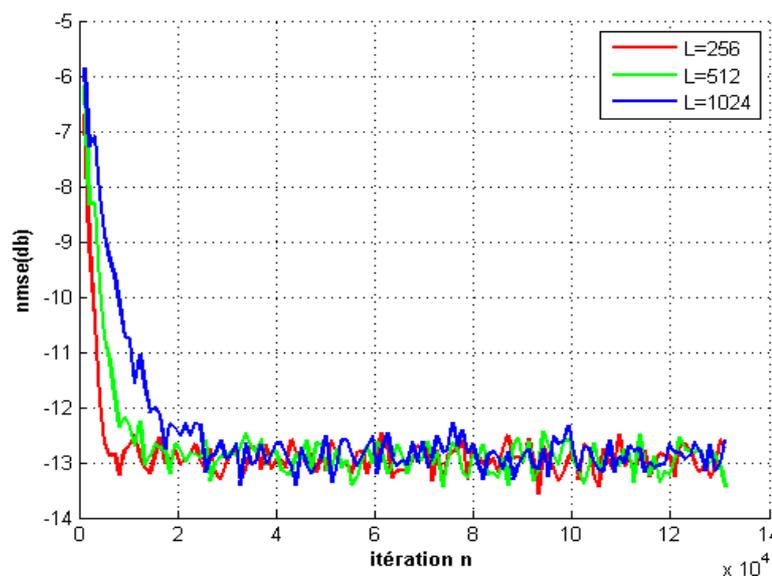


Figure 3.3. Signal USASI, SNR=15, $m=1$, $\sigma_w^2 = 0$

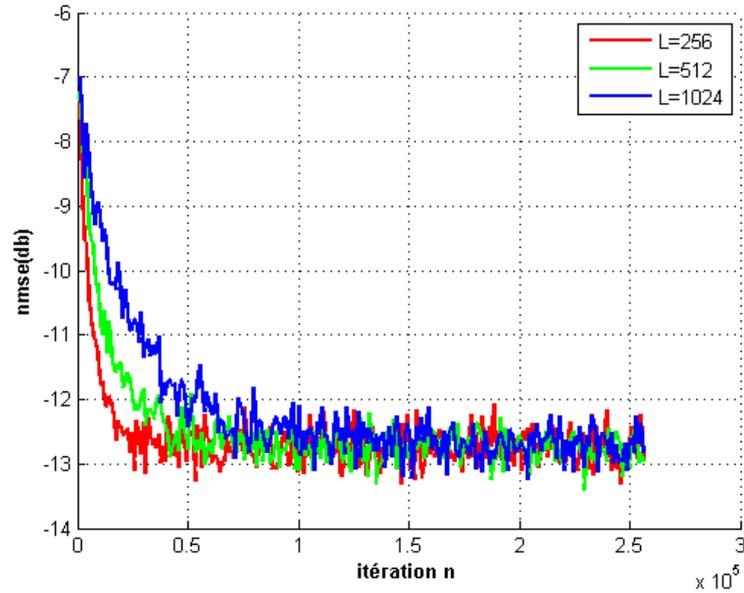


Figure 3.4. Signal bbg1AR20, SNR=15, $m=1$, $\sigma_w^2 = 0$

D'après les figures 3.3 et 3.4 on constate qu'à chaque fois que l'on diminue la taille de filtre on obtient une meilleure performance de convergence pour les deux types de signaux, donc dans nos prochaines simulations on va fixer la taille des signaux $L=256$ pour avoir de meilleurs résultats. Une taille L surestimée dégrade la vitesse de convergence.

3.6.2 Effet de $m(0)$ initial

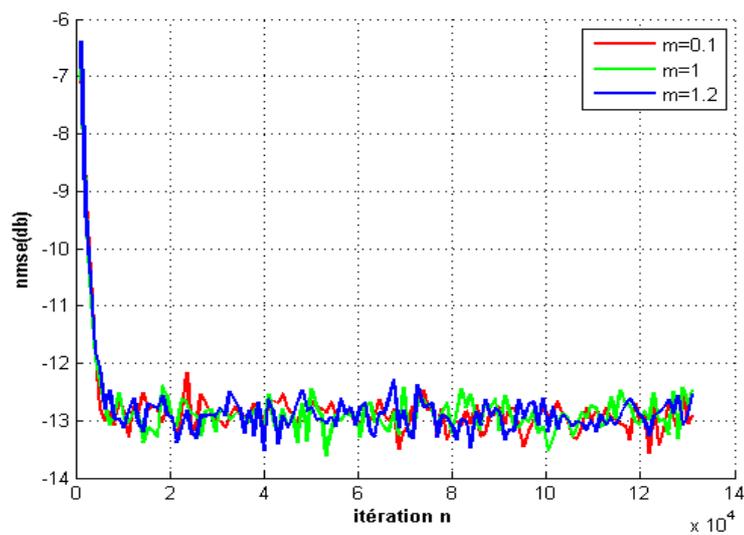


Figure 3.5 le signal USASI, SNR=15, $L=256$, $\sigma_w^2 = 0$

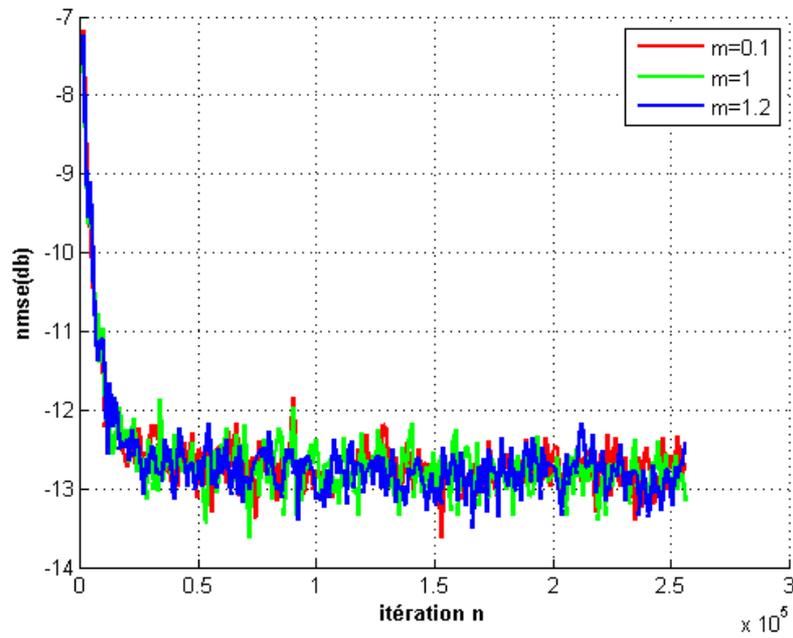


Figure 3.6. Signal bbg1AR20, SNR=15, L=256, $\sigma_w^2 = 0$

3.6.3 Effet de $\sigma_w^2(0)$ initial

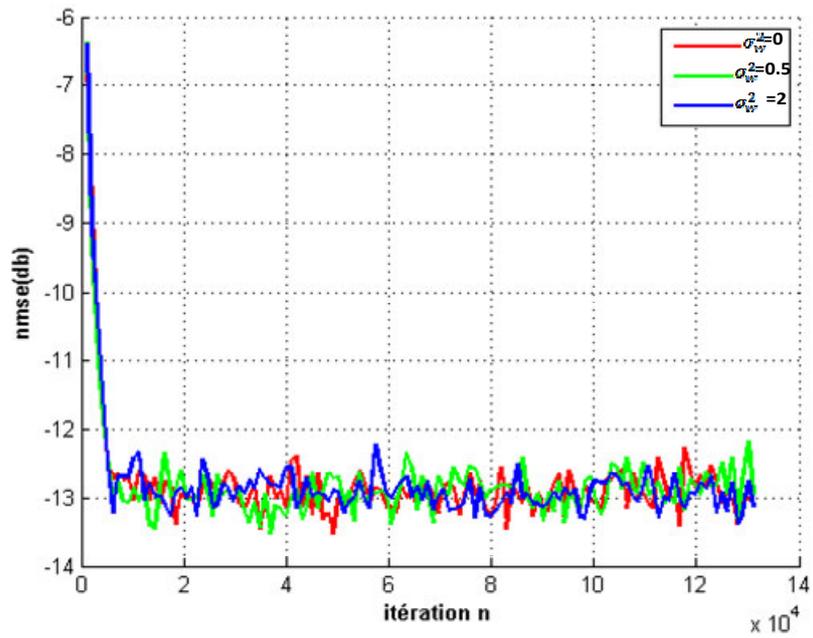


Figure 3.7. Effet de σ_w^2 sur le signal USASI, SNR=15, L=256, m=0.1

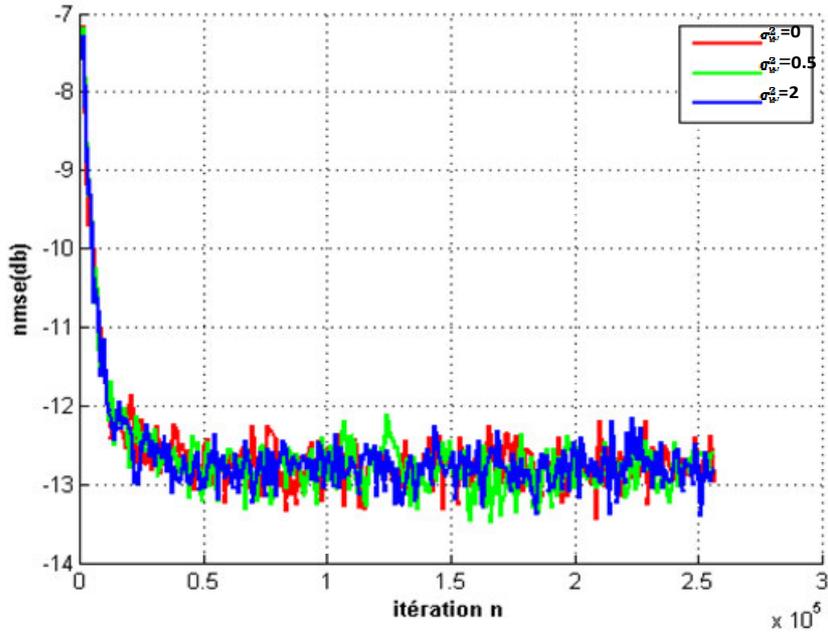


Figure 3.8. Effet de σ_w^2 sur le signal bbg1AR20, SNR=15, L=256, m=0.1

D'après les figure 3.7 et 3.8, nous remarquons que les paramètres initiaux m et σ_w^2 n'ont pas une influence significative sur le comportement initial notre algorithme et ceci indépendamment du SNR, de la taille de filtre L et des types signaux USASI et bbg1AR20 utilisés.

3.7 Comparaison des algorithmes pour l'OP-NLMS et NLMS

Dans cette partie nous allons varier le SNR pour voir le comportement de ces algorithmes, nous gardons la taille de filtre $L=256$

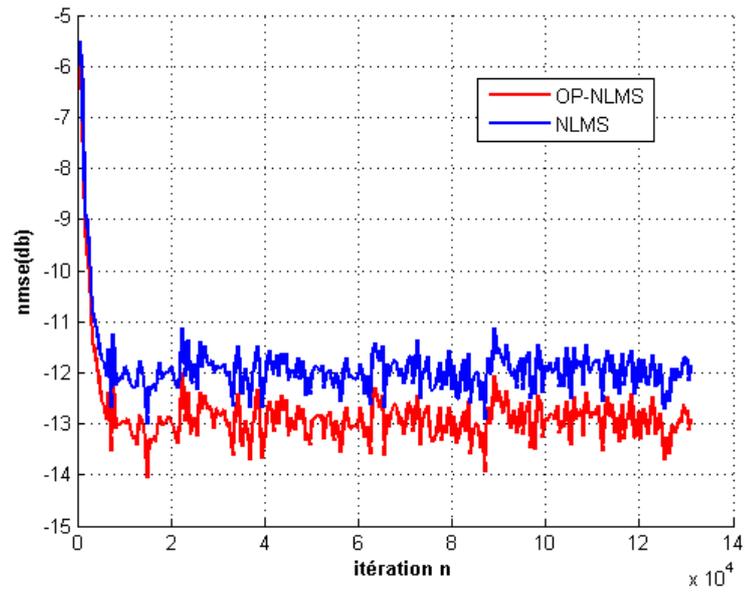


Figure 3.9. Signal USASI, L=256, SNR=15, m=1, $\sigma_w^2 = 0$

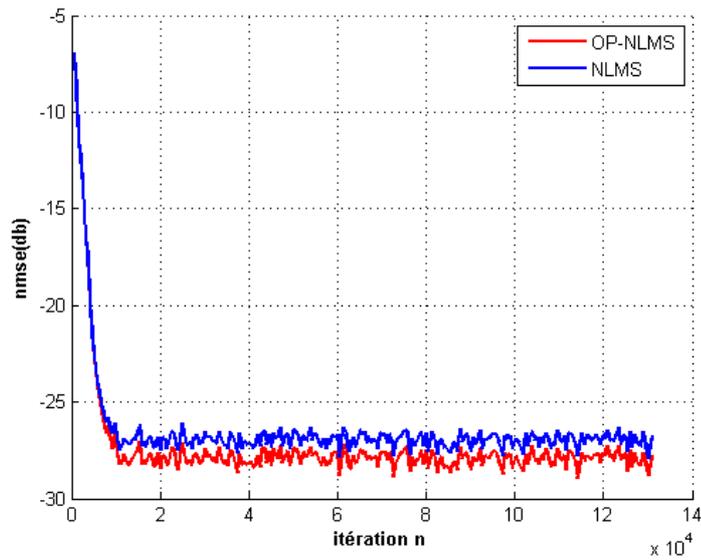


Figure 3.1. Signal USASI, L=256, SNR=30, m=1, $\sigma_w^2 = 0$

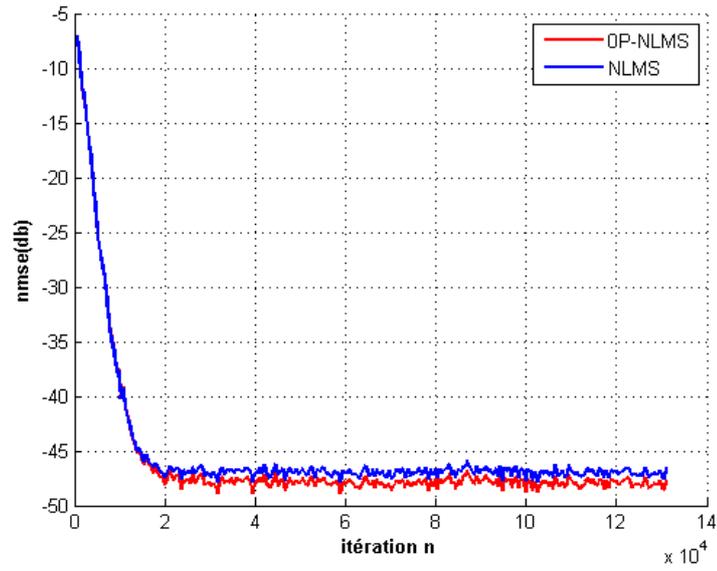


Figure 3.2. Signal USASI, $L=256$, $\text{SNR}=50$, $m=1$, $\sigma_w^2 = 0$

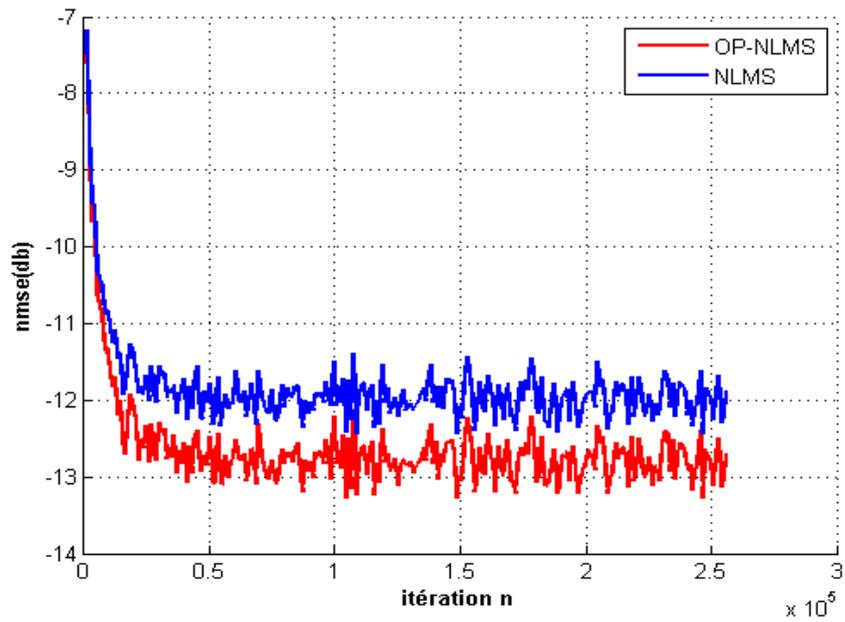


Figure 3.3. Signal bbg1AR20, $L=256$, $\text{SNR}=15$, $m=1$, $\sigma_w^2 = 0$

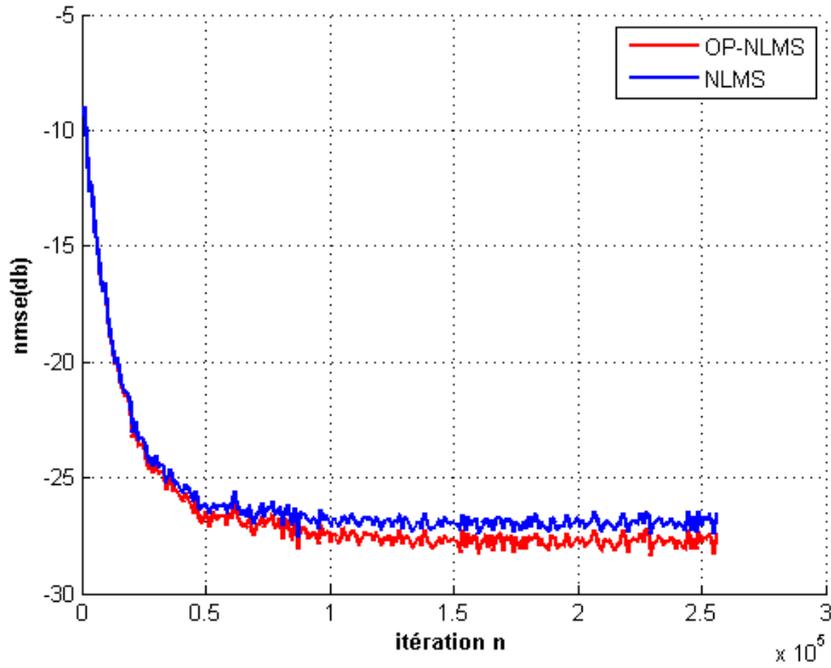


Figure 3.4. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=30, m=1, $\sigma_w^2 = 0$

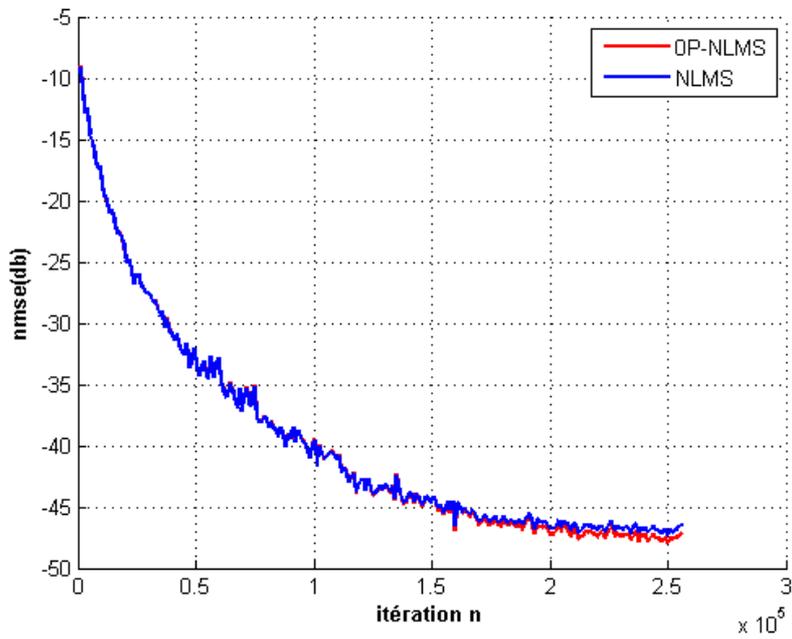


Figure 3.5. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=50, m=1, $\sigma_w^2 = 0$

Les figures ci-dessus montrent que les algorithmes NLMS et OP-NLMS ont une meilleure vitesse de convergence (rapide) quel que soit le SNR, par contre l'erreur en régime permanent pour ces deux algorithmes est meilleure pour OP-NLMS.

Nous avons constaté qu'à chaque fois on diminue la valeur de SNR, on obtient une meilleure performance d'erreur c'est-à-dire la robustesse de l'algorithme OP-NLMS dans un environnement bruité.

Remarque

Les tests réalisés montrent que lorsque nous augmentons la taille de filtre L on obtient les mêmes conclusions pour ($L=512$, $L=1024$) quel que soit le signal (USASI ou bien bbg1AR20).

3.8 Les algorithmes OP-NLMS et OP-NLMS-REC

3.8.1 Effet de μ_2

Dans cette simulation, nous avons fixé la taille du filtre $L=256$ et le $SNR=15$, nous avons fait varier le paramètre μ_2 dans notre algorithme proposé OP-NLMS-REC. Nous avons obtenu les résultats présentés sur les figures suivantes:

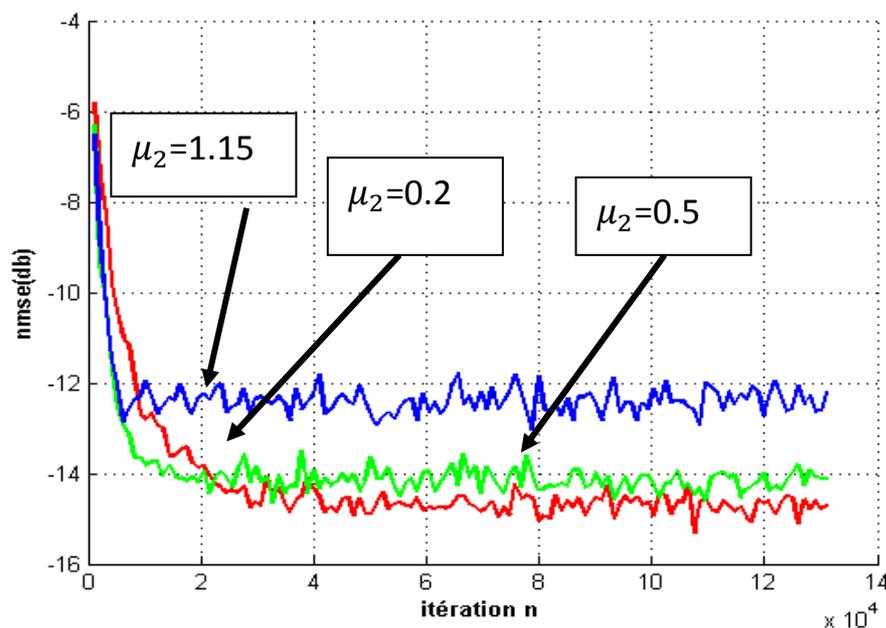


Figure 3.6. Signal USASI, $L=256$, $SNR=15$

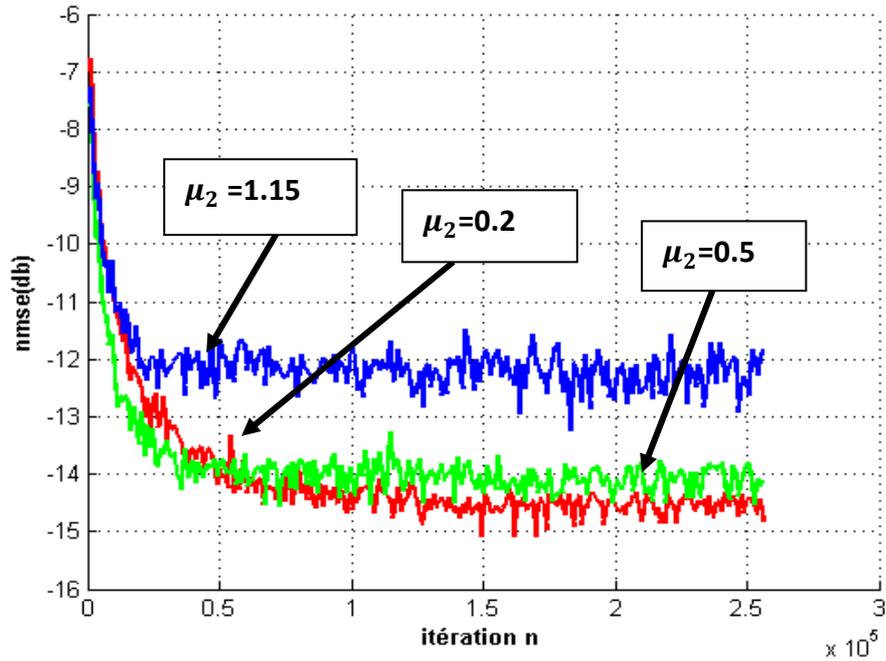


Figure 3.7. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=15

A partir des résultats de simulations illustrés dans les figures ci-dessus, nous avons remarqué bien qu'à chaque fois nous diminuons la valeur de μ_2 nous avons obtenu des meilleurs performances de l'erreur finale. Nous avons constaté alors que l'algorithme OP-NLMS-REC converge mieux lorsque le pas μ_2 est choisi 0.5 pour les deux signaux testés.

3.8.2 Comparaison entre deux algorithmes OP-NLMS et OP-NLMS-REC

Dans cette partie, nous allons fixer la meilleur valeur de paramètre choisis dans l'étape précédente $\mu_2 = 0.5$, la taille de filtre $L=256$ et le $SNR=15$ nous avons obtenu les résultats suivantes :

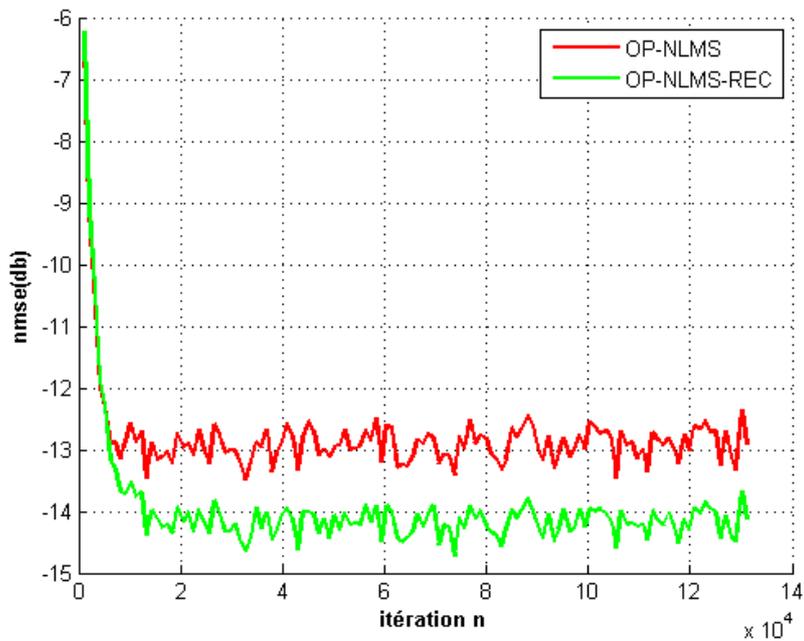


Figure 3.8. Signal USASI, L=256, SNR=15

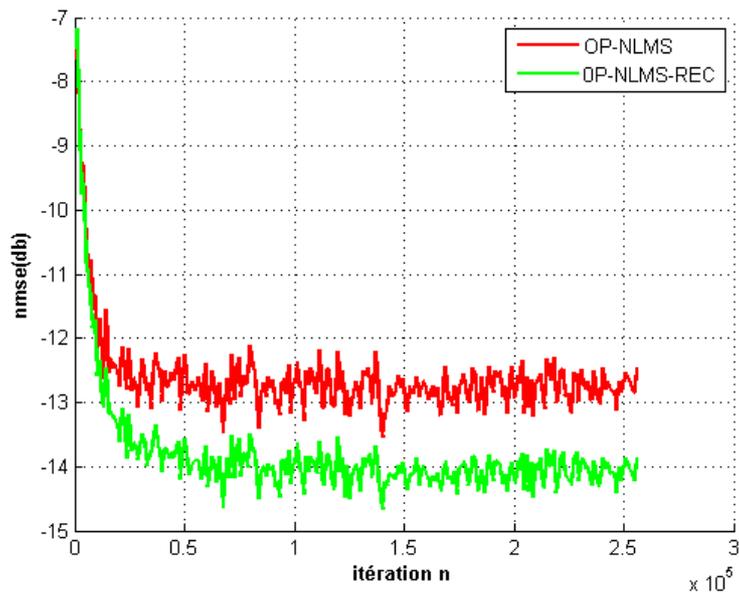


Figure 3.9. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=15

Nous allons conclure d'après les résultats obtenus que notre algorithme proposé (OP-NLMS-REC) à une meilleure performance d'erreur par rapport à l'OP-NLMS.

3.9 Les méthodes d'estimations de $\hat{\sigma}_v^2$:

Dans cette dernière partie nous allons faire une comparaison entre quatre méthodes d'estimations de la variance du bruit additif avec la méthode théorique M0

Le **tableau 3.1** compare les valeurs finales des quatre estimateurs par rapport à la valeur donnée par la formule théorique M0. L'estimateur M1 est le plus proche de M0 pour les cas bruités et se dégrade pour le SNR importants. La méthode proposée M4 est la plus stable et la plus proche de M0 pour tous SNR testés.

SNR (DB)	M0	M1/M0	M2/M0	M3/M0	M4/M0
15	0,0119	1,39	4,50	4,23	2,87
30	3,76E-04	1,43	3,99	3,72	2,48
50	3,76E-06	13,20	4,26	3,57	2,79
70	3,76E-08	12,62	4,27	3,59	2,72

Tableau 3 1 Comparaison des $\hat{\sigma}_v^2$ des estimateurs par rapport la valeur théorique pour le signal USASI, L=256, SNR=15

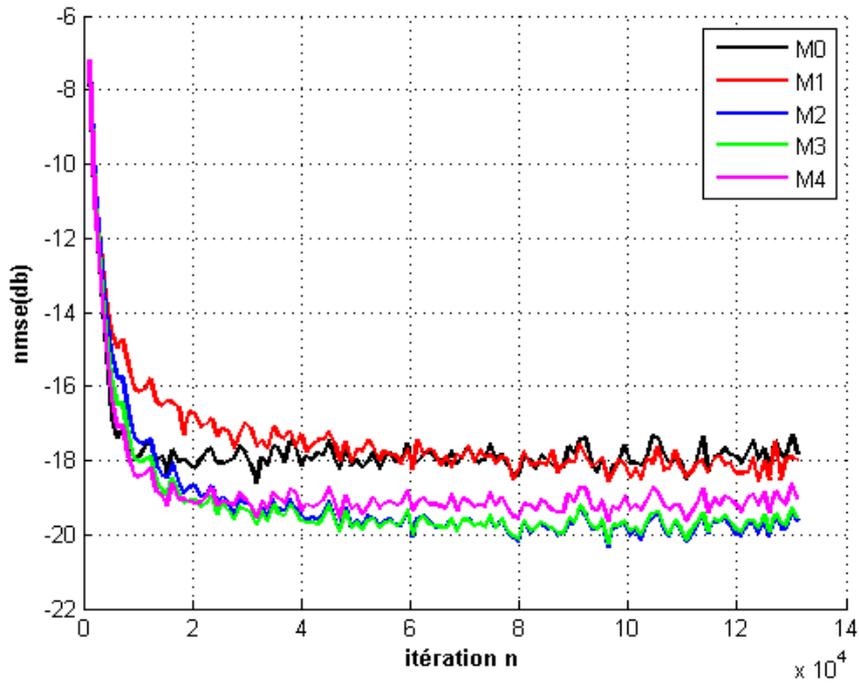


Figure 3.19. Signal USASI, L=256, SNR=15

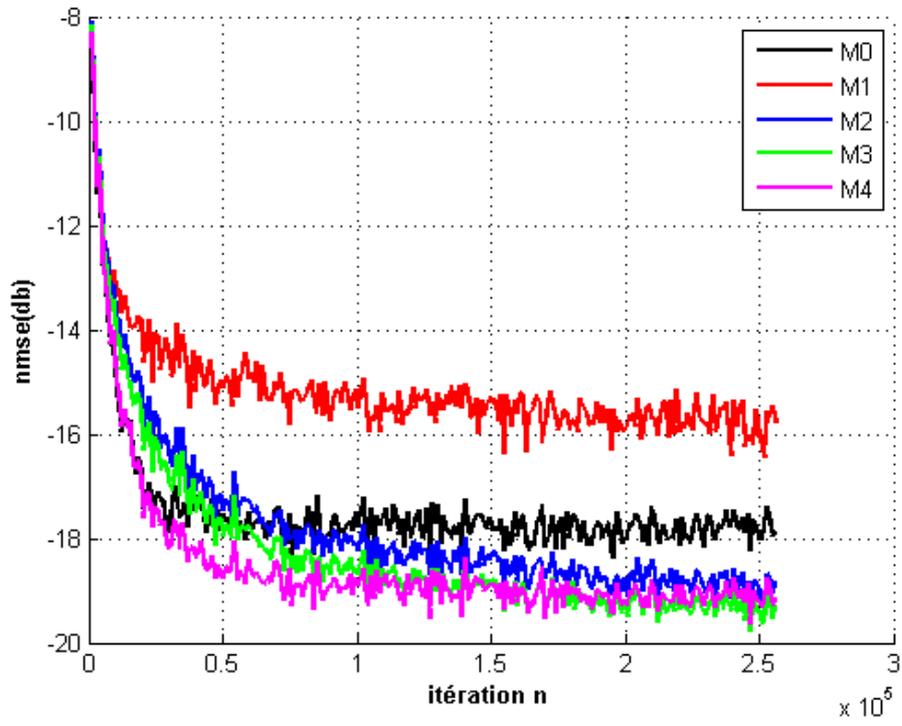


Figure 3.10. Signal bba1AR20, L=256, SNR=15

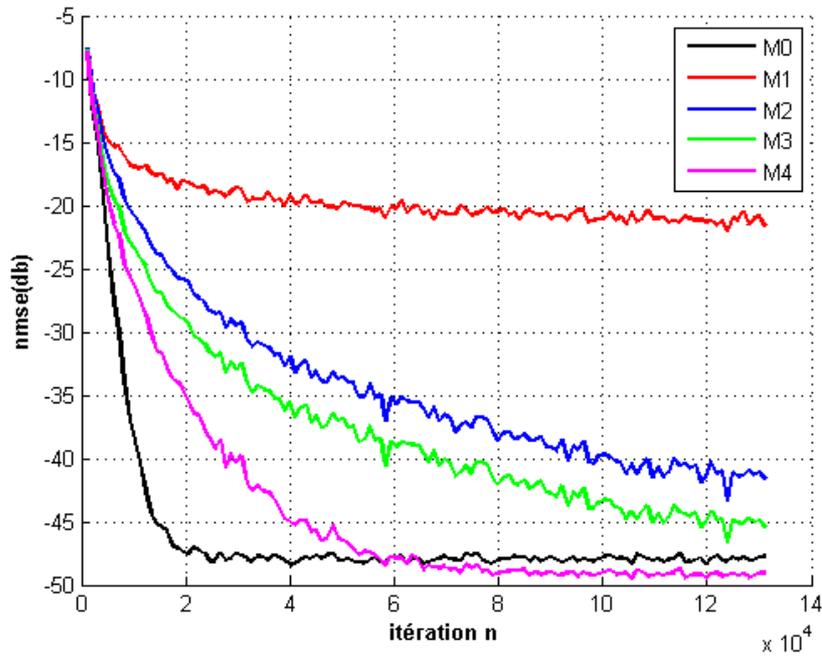


Figure 3.11. Signal USASI, L=256, SNR=50

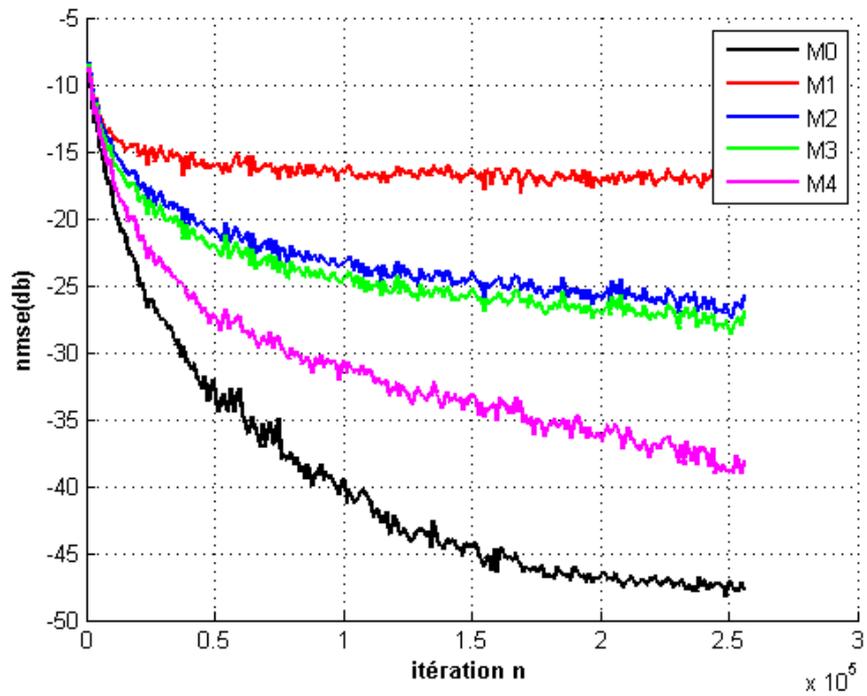


Figure 3.12. Signal bbg1AR20, L=256, SNR=50

Pour le signal USASI nous allons dire que la meilleur méthode de convergence est pour la méthode M4, par contre la meilleur performance d'erreur est pour les méthodes M2 et M3 au SNR=15, par contre le SNR=50 nous avons remarqué que la meilleur

convergence est pour la méthode théorique M0, pour la meilleur performance d'erreur est pour notre méthode proposé M4.

Pour le signal bbg1AR20 nous allons dire que la meilleur méthode de convergence et d'erreur finale est pour la 4ème méthode M4 c'est la méthode que nous avons proposé pour SNR=15, par contre pour le SNR=50 nous avons obtenu la meilleur convergence et erreur finale pour la méthode théorique M0.

3.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tous présenté les résultats de simulations de l'application des deux algorithmes de filtrage adaptatif NLMS et OP-NLMS en annulation d'écho acoustique pour les deux signaux : bruit AR (bbg1AR20) et le signal USASI. Les résultats de simulation ont montré le bon comportement de l'algorithme OP-NLMS par rapport à celui du NLMS dans l'environnement bruité.

Nous avons proposé aussi la forme OP-NLMS-REC pour réduire la complexité et améliorer l'erreur finale par rapport à celle l'OP-NLMS. Quatre estimateurs de la variance du bruit ont aussi été testés.

Conclusion générale

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne l'annulation d'écho acoustique par les algorithmes de filtrage adaptatif. Pour ce faire, nous avons utilisé des algorithmes de filtrage adaptatif qui servent à l'identification des filtres à réponses impulsionnelles acoustiques de durées finies.

Dans ce contexte, nous avons implémenté un algorithme à partir de l'algorithme du gradient stochastique NLMS qui s'appelle OP-NLMS pour avoir de meilleures performances

Une étude comparative entre les deux algorithmes NLMS et OP-NLMS a été réalisée dans le cadre de ce projet de fin d'étude.

Nous avons proposé une forme récursive sur notre algorithme OP-NLMS pour réduire la complexité des calculs par deux modifications sur deux paramètres de l'algorithme.

Dans les simulations, nous avons constaté la supériorité en performance de l'OP-NLMS-REC par rapport à celui de l'OP-NLMS

Finalement nous avons testés plusieurs méthodes d'estimation du bruit additif pour définir un meilleur fonctionnement de l'algorithme NLMS optimisé.

Enfin, nous pouvons conclure que l'algorithme OP-NLMS est plus robuste, que l'algorithme NLMS, dans l'environnement bruité

Bibliographie

- [1] H. DAASSI-GNABA « Annulation d'écho acoustique centralisée dans les réseaux radio mobile » Thèse présentée en vue de l'obtention du grade de Docteur de l'Université René Descartes-Paris5 septembre 2006
- [2] Dimitris G. Manolakis, Vinay K. Ingle, Stephen M. Kogon « Statistical and Adaptive Signal Processing » ARTECH HOUSE 2005
- [3] D. e. K. Manolakis, Statistical and adaptive Signal Processing, Artech House , 2005.
- [4] B Widrow, SD Stearns, Adaptive Signal Processing. (Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1985)
- [5] AH Sayed, Adaptive Filters. (Wiley, New York, NY, 2008)
- [6] S. Haykin, B. Widrow (Eds.), Least-Mean-Square Adaptive Filters, Wiley, Hoboken, NJ, 2003.
- [7] J. Benesty, Y. Huang (Eds.), Adaptive Signal Processing-Applications to Real-World Problems, Springer-Verlag, Berlin, Germany, 2003.
- [8] J. Benesty, C. Paleologu, S. Ciochină, On regularization in adaptive filtering, IEEE Trans. Audio Speech Lang. Process. 19 (6) (2011) 1734-1742.
- [9] J Benesty, H Rey, L Rey Vega, S Tressens, A nonparametric VSS-NLMS algorithm. IEEE Signal Processing Lett. **13**(10), 581-584 (2006).
- [10] E Hänslér, G Schmidt, Acoustic Echo and Noise Control- A Practical Approach. (Wiley, Hoboken, NJ, 2004).
- [11] MA Iqbal, SL Grant, in Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Novel variable step size NLMS algorithms for echo cancellation (Las Vegas, NV, 2008). pp. 241-244.
- [12] C Paleologu, S Ciochină, J Benesty, Variable step-size NLMS algorithm for under-modeling acoustic echo cancellation. IEEE Signal Processing Lett. 15, 5-8 (2008).