

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE KASDIMERBAHOUGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication
Département d'Electronique et des Télécommunications

Mémoire

MASTER PROFESSIONNEL

Domaine : Sciences et technologie

Filière : Electronique et Communication

Spécialité : Instrumentation Industrielle

Présenté Par : M.Chabbi Kamel

M. Slimani Abderrahmane

M. Mahdi Lahmer

Thème:

**Utilisation de filtre adaptatif NLMS à la
réduction des bruit**

Devant le jury :

Mr	MCA Président Univ. K. M. Ouargla
Mr Manseur Abdelghani	MAA Encadreur Univ. K. M. Ouargla
Mr	MAB Examineur Univ. K. M. Ouargla
Mr	MAA Examineur Univ. K. M. Ouargla

Année Universitaire : 2019/2020

Remerciements

*Après avoir rendu grâce à Allah le Tout puissant,
Nos sincères remerciements à nos mères, nos pères, nos sœurs
et nos frères pour leur soutien et encouragements quand la
motivation et l'enthousiasme n'étaient plus de rigueur.
Nous adressons nos remerciements les plus sincères à notre
Encadreur, Monsieur MANSEUR .ABDELGHANI, pour son
aide très précieuse, ses orientations, sa disponibilité à toute
heure de la journée et surtout ses judicieux conseils.
Nous remercions les membres de jury qui ont accepté de lire et
évaluer notre travail.
Nous adressons nos profonds remerciements à tous ceux qui ont
participés à la réalisation de ce mémoire.*

Dédicace

NOUS DEDIONS CE TRAVAIL AUX PERSONNES LES PLUS CHERS

A NOTRE CŒUR :

A NOS PARENTS

*QUE CE TRAVAIL SOIT L'EXAUCEMENT DE VOS VŒUX TANT
FORMULES ET LE FRUIT DE VOS INNOMBRABLES SACRIFICES.*

*PUISSE DIEU, LE TRES HAUT VOUS ACCORDE SANTE, BONHEUR
ET LONGUE VIE.*

A NOS FRERES ET SŒURS

*MERCI D'ETRE TOUJOURS LA A NOS COTES POUR NOUS
ENCOURAGER ET NOUS SOUTENIR DANS LES MOMENTS
DIFFICILES.*

*NOUS VOUS SOUHAITONS UNE VIE PLEINE DE BONHEUR ET DU
SUCCES ET QUE DIEU LE TOUT PUISSANT, VOUS PROTEGE ET
VOUS GARDE.*

*MERCI A TOUTES LES PERSONNES QUI NOUS 'ONT AIDEES DE
PRES OU DE LOIN A LA REALISATION DE CE TRAVAIL.*

Liste des figures :

Figure I.1 : Schéma de principe du filtrage adaptatif	3
Figure I.2 : Identification d'un système.	4
Figure I.3 : Principe de la prédiction	5
Figure I.4 : Principe de la modélisation inverse	5
Figure I.5 : Principe d'annulation d'interférence	6
Figure I.6 : Schéma général d'un système de filtrage adaptatif.	6
Figure I.7 : Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme LMS	9
Figure I.8 : erreur pour $\mu = 0.008, 0.05$ et 0.1 successivement	10
Figure I.9 : Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme NLMS	11
Figure I.10 : Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme RLS	12
Figure I.11 : Erreur (dB) en fonction du Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes LMS, NLMS et RLS.	13
Figure II.1 : Filtrage Optimal	14
Figure II.2 : Filtrage de Wiener	16
Figure II.3 : Principe du filtrage de Wiener	17
Figure II.4 : Influence de la longueur du filtre sur NLMS.	24
Figure II.5 : Influence de la longueur du filtre sur l'algorithme NLMS.	24
Figure III.1 : Principe de la méthode « ANC »	27
Figure III.2 : Montage de filtre adaptatif pour l'annulation de bruit.	27
Figure III.3 : Montage d'un filtre adaptatif de critère « NLMS » pour la réduction de bruit	28
Figure III.4 : Signal vocal proche	29
Figure III.5 : Signal de parole lointain	29
Figure III.6 : Signal du microphone	30
Figure III.7 : Signal de NLMS OUT	31

Liste des abréviations:

ADSL	Asymptotic digital subscriber line
-------------	------------------------------------

AEC	Acoustic Echo Cancellation (Annulation d'écho acoustique).
DSP	Digital signal processing
ERLE	Echo Return Loss Enhancement
GSM	Global system for mobile communications
HDTV	High definition television
LMS	Least-mean-square (Moindres Carrés Moyens)
MMSE	Minimum Mean Square Error
MSE	Mean Square Error (Erreur Quadratique Moyenne)
NLMS	Normalized Least Mean Square (Moindres Carrés Moyens Normalisés)
RIF	Réponse Impulsionnelle Finie
RII	Réponse Impulsionnelle Infinie
RLS	Recursive Least Square

Table des matières	
Remerciements	I
Dédicace	II
Liste des figures	III
Liste des abréviations	IV
Table des matières	V
Résumé	VII
Introduction générale	1
CHAPITRE I : Filtrage adaptatif	

I.1 Introduction	2
I.2 Filtrage adaptatif	2
I.2.1 Quelques notes historiques	2
I.3 Principe	3
I.4 Applications du filtrage adaptatif	4
I.5 Algorithmes de filtrage adaptatif	6
I.5.1 Critères de performance de l'algorithme	7
I.5.2 Algorithme LMS	8
I.5.3 Algorithme NLMS "Normalised LMS"	8
I.5.4 Algorithme RLS	8
I.6 Applications des différents filtres	9
I.6.1 Filtre adaptatif LMS	9
a. Résultats de simulation	10
I.6.2 Filtre adaptatif NLMS	10
b. Résultats de simulation	11
I.6.3 Filtre adaptatif RLS	12
c. Résultats de simulation	12
I.7 Choix de l'algorithme	12
I.8 Conclusion	13
CHAPITRE II : Etude de l'algorithme NLMS	
II.1 Introduction	14
II.2 Filtrage Optimal	14
II.2.1 Définition	14
II.3 Méthodes de Filtrage Optimal	15
II.3.1 Filtrage par moindres carrés	15
a. Caractéristiques de cette méthode	15
II.3.2 Filtrage de Kalman	15
b. Caractéristiques de cette méthode	15
II.3.3 Filtrage de Wiener	15
c. Caractéristiques de cette méthode	16
II.4 Filtrage de Wiener adaptatif	16
II.4.1 Principe général	16
II.4.2 Applications du filtrage de Wiener	17
II.5 Critères d'évaluation de performance d'un filtre adaptatif	18
II.6 Conclusion	25
CHAPITRE III : Réduction de bruit acoustique par le filtrage adaptatif	
III.1 Introduction	26
III.2 Domaines d'application de l'annulation de bruit	26
III.3 Méthodes de l'annulation de bruit	26
III.4 Principe de la méthode ANC	26
III.5 Principe de la méthode	27

III.6 Application du filtre adaptatif à la réduction de bruit	28
III.7 Conclusion	31
Conclusion générale	32
Références bibliographiques	33

ملخص:

تستخدم تقنيات الترشيح التكيفي في مجموعة واسعة من التطبيقات، بما في ذلك إلغاء الضوضاء التكيفية، ونظام الاتصالات.

إلغاء الضوضاء أمر شائع. يؤدي تداخل الإشارة الناتج عن الضوضاء الصوتية إلى تشتيت انتباه المستخدمين ويؤدي إلى انخفاض في جودة الاتصال الصوتي.

يركز العمل الحالي على خوارزمية NLMS لتخفيف عبء التحسين. خوارزمية NLMS هي نوع من خوارزمية المرشح التكيفي وتستخدم لتحديد الحد الأدنى لمتوسط الخطأ المربع وتستند إلى طريقة النسب وتقنية البحث التدرج.

في هذا البحث، سنقوم بإزالة إشارة الضوضاء من الإشارة الصوتية باستخدام خوارزمية NLMS. هذا يتسبب في إشارة الضوضاء واضحة وعالية الجودة كإشارة الإخراج. يثبت تقديم نتائج المحاكاة بأن خوارزمية NLMS تقلل إشارة الضوضاء الصاخبة.

الكلمات المفتاحية: التصفية التكيفية - خوارزمية NLMS - إلغاء الضوضاء.

Résumé :

Les technologies de filtrage adaptatif sont utilisées dans une large gamme d'applications, y compris l'annulation adaptative du bruit, les systèmes de communication. La suppression du bruit

est courante. Les interférences de signal causées par le bruit acoustique distraient les utilisateurs et réduisent la qualité de la communication audio. Les travaux actuels se concentrent sur l'algorithme NLMS pour réduire la charge d'optimisation. L'algorithme NLMS est une sorte d'algorithme de filtre adaptatif et est utilisé pour déterminer l'erreur quadratique moyenne minimale de la racine carrée et est basé sur la méthode du ratio et la technique de recherche de gradient. Dans ce travail, nous supprimerons le signal de bruit du signal audio à l'aide de l'algorithme NLMS. Il en résulte un signal de bruit clair et de haute qualité comme signal de sortie. La présentation des résultats de simulation prouve que l'algorithme NLMS réduit le signal de bruit fort.

Mots clés : Filtrage adaptatif - Algorithme NLMS - Annulation du bruit.

Abstract :

Adaptive filtering technologies are used in a wide range of applications including adaptive noise cancellation, communication systems. Noise suppression is common. Signal interference caused by acoustic noise distracts users and reduces the quality of audio communication. Current work focuses on the NLMS algorithm to reduce the optimization load. The NLMS algorithm is a kind of adaptive filter algorithm and is used to determine the minimum mean squared error of the square root and is based on the ratio method and the gradient search technique. In this work, we will remove the noise signal from the audio signal using the NLMS algorithm. This results in a clear and high quality noise signal as an output signal. The presentation of the simulation results proves that the NLMS algorithm reduces the loud noise signal.

Keywords: Adaptive filtering - NLMS algorithm - Noise cancellation.

Introduction générale

Introduction générale :

Dans tous les environnements de communication mains libres, l'annulation de l'écho acoustique (AEC) et l'annulation du bruit jouent un rôle de plus en plus important pour assurer une qualité de communication (vocale) satisfaisante.

L'annulation d'écho acoustique est un problème vieux de plusieurs décennies dans le traitement du signal depuis l'introduction des communications vocales en duplex intégral, et il s'agit toujours d'un domaine de recherche actif.

L'écho acoustique joue un rôle décisif quant à la poursuite ou non d'une conversation conviviale. Un écho non contrôlé peut s'avérer intolérable. Un traitement spécifique doit être impérativement mis en œuvre pour préserver la qualité de la communication. Ce traitement, qui consiste en l'annulation de l'écho acoustique, est une application typique du filtrage adaptatif.

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

Une autre source de génération d'écho est le couplage entre le haut-parleur et le microphone. Un tel écho est appelé écho acoustique. Il est considéré comme étant le plus important et difficile à traiter.

Le développement d'algorithmes d'annulation d'écho s'est avéré indispensable pour ce genre de problème.

Dans ce mémoire, nous avons développé un filtre adaptatif basé sur l'algorithme du gradient stochastique (Normalised Least Mean Square, NLMS), dans le but d'annuler un écho.

Notre travail est divisé en trois parties.

Le premier chapitre sera consacré au filtrage adaptatif, en général, avec ses différentes applications, ainsi que les différents algorithmes, à savoir LMS, NLMS et RLS avec une application pour chacun d'entre eux.

Le deuxième chapitre sera consacré au filtrage adaptatif de Wiener, les critères d'évaluation des filtres adaptatifs. Puis nous passerons à l'étude approfondie de l'algorithme du gradient stochastique (NLMS), sa convergence et sa stabilité.

Dans le troisième chapitre, une application détaillée du filtre adaptatif basé sur l'algorithme LMS sera présentée, tout en discutant les différents résultats obtenus. On termine notre travail par une conclusion générale et des perspectives.

CHAPITRE I

Filtrage adaptatif

I.1 Introduction :

Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres et 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. Le filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel.

Dans ce chapitre on touchera l'approche adaptative dans le contexte des applications en traitement du signal. Nous présenterons des filtres adaptatifs tels que LMS, NLMS et RLS dans un contexte statique.

I.2 Filtrage adaptatif :

Le filtrage adaptatif est une technique utilisée pour l'ajustement automatique des paramètres d'un filtre lorsque ces derniers sont difficiles à déterminer où varient dans le temps. La synthèse des filtres adaptatifs impose le plus souvent les phases suivantes :

- ✓ Spécification des performances désirées (minimisation de l'énergie du signal d'erreur).
- ✓ Définition de la structure du filtre utilisé en vue de réaliser les performances souhaitées.
- ✓ Ajustement automatique des paramètres qui sera réalisé par un algorithme d'adaptation, cet algorithme sera apprécié en fonction de ses performances (la convergence, la poursuite des variations.....etc.).

Un filtre adaptatif est constitué de deux parties distinctes :

- ✓ Un filtre de structure utilisé pour améliorer une fonction.
- ✓ Un algorithme adaptatif pour ajuster les coefficients de ce filtre de façon à minimiser l'énergie à la sortie du filtre à partir de la différence entre la valeur réel et la valeur estimé.

Le filtrage adaptatif regroupe un ensemble de techniques :

Filtrage au sens de Wiener, le filtrage au sens des moindres carrés et le filtrage de Kalman, dédiées à la résolution d'un des problèmes les plus importants en sciences de l'ingénieur, à savoir, la reconstitution d'un signal en milieu bruité [01].

I.2.1 Quelques notes historiques :

- ✓ Le début d'une théorie sur l'estimation dans laquelle plusieurs tentatives sont faites pour minimiser une fonction d'erreur remonte à Galileo Galilée en 1632.
- ✓ L'origine de la théorie sur l'estimation linéaire est créditée à Gauss qui en 1795 inventa la méthode des moindres carrés.
- ✓ Les premières études utilisant l'erreur quadratique moyenne dans les systèmes stochastiques sont dues à Kolmogorov, Krein, et Wiener vers la fin des années 1930.

- ✓ Wiener formula (en temps continu) le problème de filtrage pour estimer un système corrompu par du bruit.
- ✓ En 1947, Levinson formula le filtre de Wiener en temps discret.
- ✓ Les premiers travaux sur les filtres adaptatifs ont commencés vers la fin des années 1950.
- ✓ Swerling et Kalman, en 1958 et 1960 respectivement, furent les premiers à s'attaquer aux systèmes non stationnaires.
- ✓ L'un des premiers algorithmes sur le filtrage adaptatif est l'algorithme du gradient stochastique ou LMS (least-mean-square) conçu par Widrow et Hoff en 1959.
- ✓ Le "Filtrage adaptatif" a connu une grande activité dans la communauté du traitement du signal et des images depuis les années 1970 [02].

I.3 Principe :

Le principe du filtrage adaptatif est représenté sur la figure (I.1); il correspond à une opération effectuée sur un signal d'entrée $x(n)$ pour fournir une sortie $y(n)$ dont la différence avec un signal de référence $d(n)$ soit minimisée.

Cette minimisation est obtenue en calculant les coefficients du filtre pour chaque nouvel ensemble de données, référence et signal d'entrée [03].

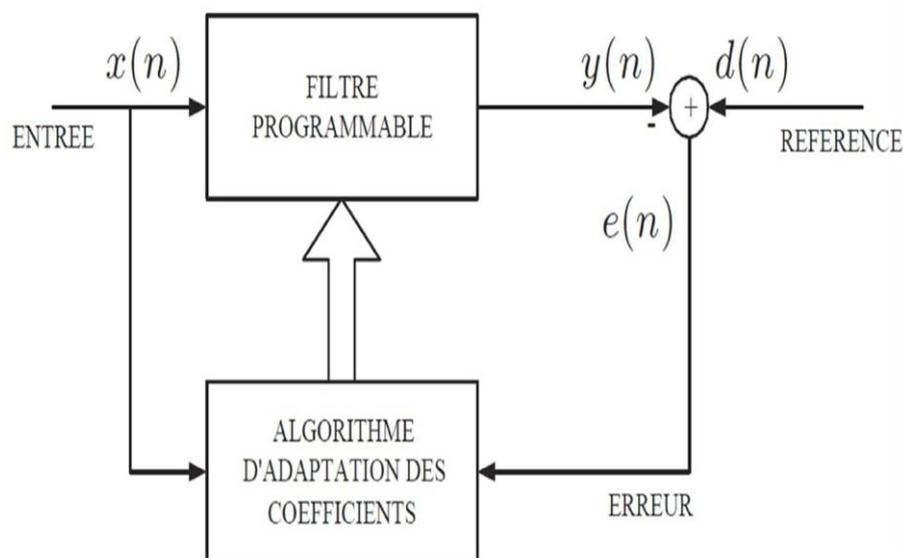


Figure I.1 : Schéma de principe du filtrage adaptatif

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

- ✓ Le critère d'optimisation ;
- ✓ L'algorithme de mise à jour des coefficients ;

- ✓ La structure du filtre programmable ;
- ✓ Le type de signal traité, mono ou multidimensionnel [04].

I.4 Applications du filtrage adaptatif :

Le filtrage adaptatif regroupe un ensemble de techniques ; le filtrage au sens de Wiener, le filtrage au sens des moindres carrés et le filtrage de Kalman, dédiées à la résolution d'un des problèmes les plus importants en sciences de l'ingénieur, à savoir, la reconstitution d'un signal en milieu bruité.

Nous entendons ici par reconstitution, les applications du filtre adaptatif qui sont multiples, de la compression de signaux au contrôle numérique, mais on peut distinguer quatre types d'application.

❖ Identification des systèmes :

Le problème qui concerne en particulier les automaticiens, est de déduire la fonction de transfert et le comportement d'un système inconnu à partir de la connaissance de son excitation $x(n)$ et de sa sortie $y(n)$. Le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du système et son estimation à la sortie du filtre.

La figure ci-dessous représente le principe de l'identification, dont $d(n)$ est la sortie du système que l'on souhaite identifier [05].

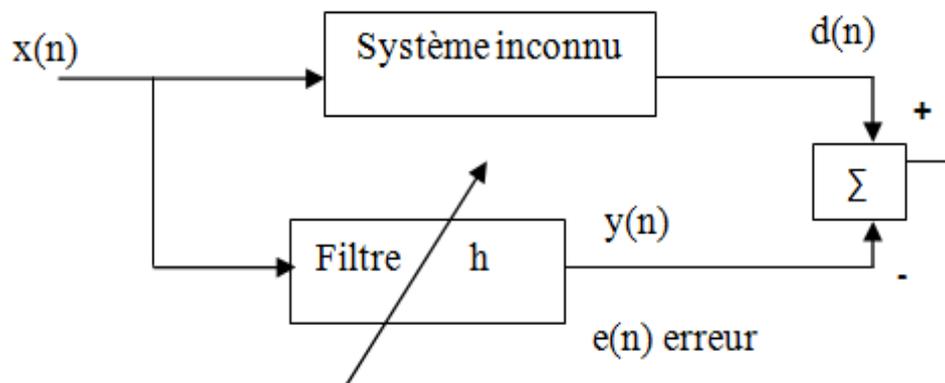


Figure I.2. Identification d'un système.

❖ Prédiction :

Connaissant la mesure d'un signal à l'instant n , nous cherchons à prédire sa valeur à cet instant en utilisant ses valeurs aux instants précédents. Ce prédicteur correspond souvent à une estimation de $x(n)$ débarrassée des parasites éventuels. Elle se fait selon le schéma de principe ci-dessous. $x(n)$ est le signal à l'instant k et $y(n)$ le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.

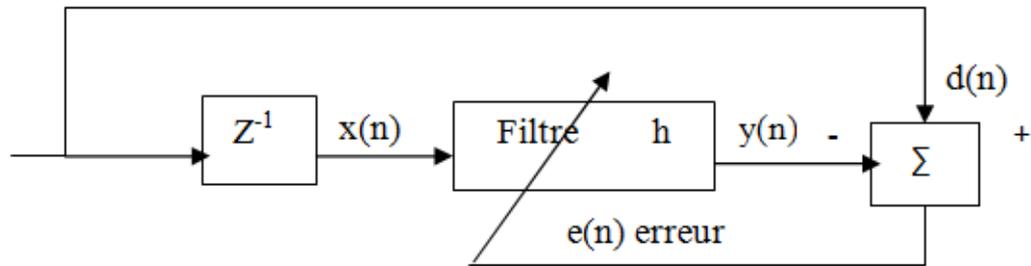


Figure I.3. Principe de la prédiction

❖ **Modélisation inverse, égalisation, dé convolution :**

Le signal $x(n)$ est déformé par un système. C'est le cas par exemple dans les systèmes de transmission (distorsion par le canal de transmission). La déformation peut toujours être modélisée comme étant le passage de $x(n)$ dans un filtre de fonction de transfert $H(z)$. Puis traiter $x^*(n)$ par le filtre de fonction de transfert inverse $G(z) = 1/H(z)$ [06].

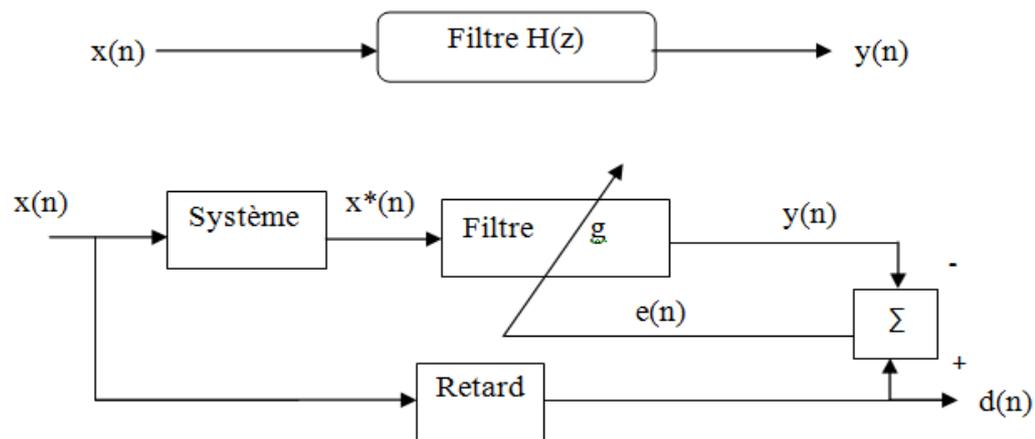


Figure I.4. Principe de la modélisation inverse

Le signal de référence $d(n)$ utilisé ici est une version retardée de, $x(n)$, $x^*(n)$ est bien le résultat d'une convolution et l'opération inverse est donc un dé convolution. Dans le cas des télécommunications où il s'agit d'une distorsion des formes d'onde de la modulation utilisée on parle d'égalisation.

❖ **Annulation d'interférences (annulation d'écho, de bruit) :**

L'opération d'annulation d'interférence est illustrée par le schéma de la figure ci-dessous. Elle a comme objectif la restitution du signal utile sans ne lui causer aucune distorsion. En fait, il s'agit d'estimer le bruit qui entache notre signal utile via un filtre, puis par la suite le soustraire du signal reçu pour acquérir à la fin le signal utile tout seul [07].

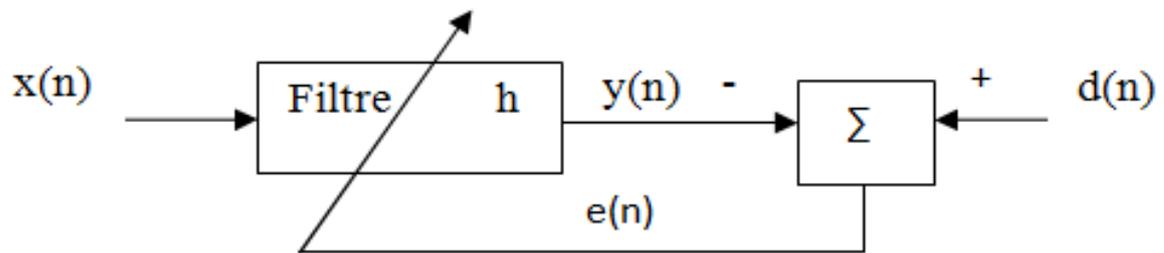


Figure I.5. Principe d'annulation d'interférence

I.5 Algorithmes de filtrage adaptatif :

Le filtrage adaptatif a pour objectif d'approcher ces filtres optimaux. Pour cela, les coefficients de la réponse impulsionnelle du filtre sont adaptés en fonction de l'erreur par une boucle de retour comme la montre la figure ci-dessous [08].

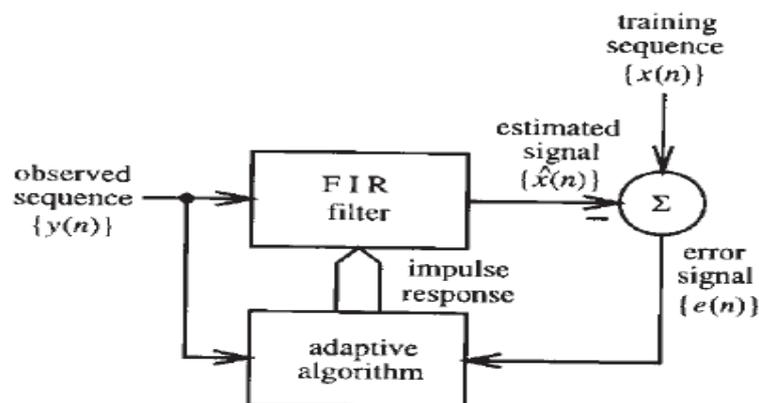


Figure I.6: Schéma général d'un système de filtrage adaptatif.

Cette adaptation nécessite une séquence d'apprentissage et une stratégie de mise à jour des coefficients du filtre dont l'objectif est la minimisation d'une erreur. Pour cela, on utilisera des algorithmes d'optimisation. Le détail de ces algorithmes dépasse le cadre du traitement du signal, mais on donnera ici les grandes lignes de trois approches largement utilisées en filtrage adaptatif: le LMS, le NLMS et le RLS. La réponse impulsionnelle d'un filtre adaptatif est, donc, variable dans le temps. Elle dépend du signal reçu, de la séquence d'apprentissage et de l'algorithme d'optimisation utilisé [09].

I.5.1 Critères de performance de l'algorithme :

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

- ✓ La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger "assez près" de la solution optimale ;
- ✓ La mesure de cette "proximité" entre cette solution optimale et la solution obtenue ;
- ✓ La capacité de poursuite (tracking) des variations (non-stationnarités) du système ; [10].

- ✓ La robustesse au bruit ;
- ✓ La complexité ;
- ✓ La structure (modularité, parallélisme, ...) ;
- ✓ Les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre [11].

I.5.2 Algorithme LMS :

L'algorithme des moindres carrés LMS (Least Mean Square) a été présenté pour la première fois par Widrow et Hoff en 1959, est le plus utilisé des algorithmes adaptatifs. Il est basé sur la méthode du gradient qui calcule et remet à jour les pondérations de façon récursive.

L'idée de base derrière le filtre LMS est d'approcher les coefficients du filtre optimal, en mettant à jour ces coefficients d'une manière itérative pour converger vers les coefficients du filtre optimal. Dans la plupart des cas, l'algorithme commence par un vecteur d'initialisation qui est nul, et à chaque étape, les coefficients sont ajustés par le calcul du gradient de l'erreur quadratique moyenne (Mean Square Error, MSE). Cette méthode consiste en deux étapes fondamentales.

Étape de filtrage : Implique le calcul des données de sortie d'un filtre transversal à partir d'un choix des poids initiaux

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{h}^T(n) * \mathbf{x}(n) \quad (\text{I. 1})$$

Et ensuite l'estimation de l'erreur en comparant la sortie du filtre avec la sortie désirée

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{y}(n) \quad (\text{I. 2})$$

Étape d'adaptation : procède à la mise à jour des poids du filtre en fonction de l'estimation de l'erreur. L'équation de mise-à-jour des coefficients est :

$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) + \mu \mathbf{x}(n) \mathbf{e}(n) \quad (\text{I-3})$$

Les valeurs des coefficients futurs sont calculées à partir des valeurs courantes de ces mêmes coefficients et de l'erreur. La vitesse de convergence et la stabilité dépendent du pas d'adaptation, on doit le choisir suffisamment petit pour que l'algorithme converge et suffisamment grand pour que l'algorithme soit adaptatif et atteigne sa valeur optimale le plus rapidement possible. Les principaux avantages des algorithmes LMS, sont leur simplicité et leurs performances. Mais leurs convergences sont lentes par rapport aux autres algorithmes. Parmi les très nombreuses variantes de l'algorithme LMS standard, on peut citer [12].

I.5.3 Algorithme NLMS ("Normalised LMS") :

La mise en œuvre du NLMS est régie par les mêmes étapes et les mêmes équations que le LMS. La différence se situe au niveau de la mise à jour des poids selon la formulation suivante:

$$\mathbf{h}(\mathbf{n} + 1) = \mathbf{h}(\mathbf{n}) + \mu_{\text{NLMS}} \frac{\mathbf{x}(\mathbf{n})}{\mathbf{x}^T(\mathbf{n}) * \mathbf{x}(\mathbf{n})} \mathbf{e}(\mathbf{n}) \quad (\text{I. 4})$$

Le paramètre μ_{NLMS} est défini dans l'intervalle $0 < \mu_{\text{NLMS}} < 2$. Ce dernier ne dépendant pas des valeurs propres du système, il ne varie donc que très peu. Tant et aussi longtemps que μ_{NLMS} se trouve dans son intervalle de définition, la stabilité ainsi que la convergence vers les solutions optimales sont plus aisées.

I.5.4 Algorithme RLS :

Le RLS est un algorithme d'une complexité plus grande que le LMS, cependant il fournit une convergence plus rapide, une erreur asymptotique plus faible et est peu sensible aux variations des valeurs propres du système. Les étapes de sa réalisation comprennent celles citées plus haut pour le LMS, avec comme différences majeures: la mise à jour des poids et la présence du gain. L'équation de mise à jour des poids s'écrit comme suit:

$$\mathbf{h}(\mathbf{n} + 1) = \mathbf{h}(\mathbf{n}) + \mathbf{G}_{\text{conj}}(\mathbf{e}(\mathbf{n})) \quad (\text{I. 5})$$

Avec le gain \mathbf{G} qui se définit comme suit :

$$\mathbf{G}(\mathbf{k}) = \frac{\mathbf{P}\lambda^{-1}(\mathbf{k} - 1)\mathbf{x}(\mathbf{k})}{\mathbf{1} + \lambda^{-1}\mathbf{x}^T(\mathbf{k})\mathbf{P}(\mathbf{k} - 1)\mathbf{x}(\mathbf{k})} \quad (\text{I. 6})$$

Le calcul de \mathbf{G} est effectué à l'aide de la matrice de covariance qui se définit selon

$$\mathbf{P}(\mathbf{k}) = \lambda^{-1}\mathbf{P}(\mathbf{k} - 1) - \lambda^{-1}\mathbf{G}(\mathbf{k})\mu^T(\mathbf{k})\mathbf{P}(\mathbf{k} - 1) \quad (\text{I. 7})$$

Où λ est le facteur d'oubli compris entre 0 et 1.

La matrice de covariance est initialisée de la manière suivante :

$$\mathbf{P}(\mathbf{0}) = \beta^{-1}\mathbf{I} \quad (\text{I. 8})$$

Avec \mathbf{I} qui est la matrice identité et β une constante positive très faible [12].

I.6 Applications des différents filtres :

Des simulations numériques ont été réalisées pour évaluer les performances des algorithmes de filtrage adaptatif (LMS, NLMS et RLS) à l'aide du logiciel de programmation MATLAB®.

I.6.1 Filtre adaptatif LMS

On désire implémenter l'algorithme du filtrage LMS sous forme d'une fonction MATLAB®. Pour cela nous devons réitérer pendant un certain nombre d'itération le processus suivant:

$$\begin{cases} \mathbf{y}(k) = \mathbf{h}(k-1) * \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{e}(k) = \mathbf{d}(k) - \mathbf{y}(k) \\ \mathbf{h}(k) = \mathbf{h}(k-1) + \mu * \mathbf{x}(k) * \mathbf{e}(k) \end{cases} \quad (\text{I-9})$$

Avec:

$\mathbf{x}(k)$: L'entrée bruitée ;

$\mathbf{d}(k)$: Le signal désiré ;

$\mathbf{y}(k)$: La sortie du filtre ;

$\mathbf{e}(k)$: L'erreur (la différence entre le signal désiré et la sortie du filtre) ;

$\mathbf{h}(k)$: Les coefficients du filtre ;

μ : Le scalaire d'adaptation.

a. Résultats de simulation :

Dans cette partie nous allons présenter les différents résultats obtenus. La figure I.7 ci-dessous représente l'allure temps du signal désiré, celle du signal filtré et l'erreur pour le filtre LMS.

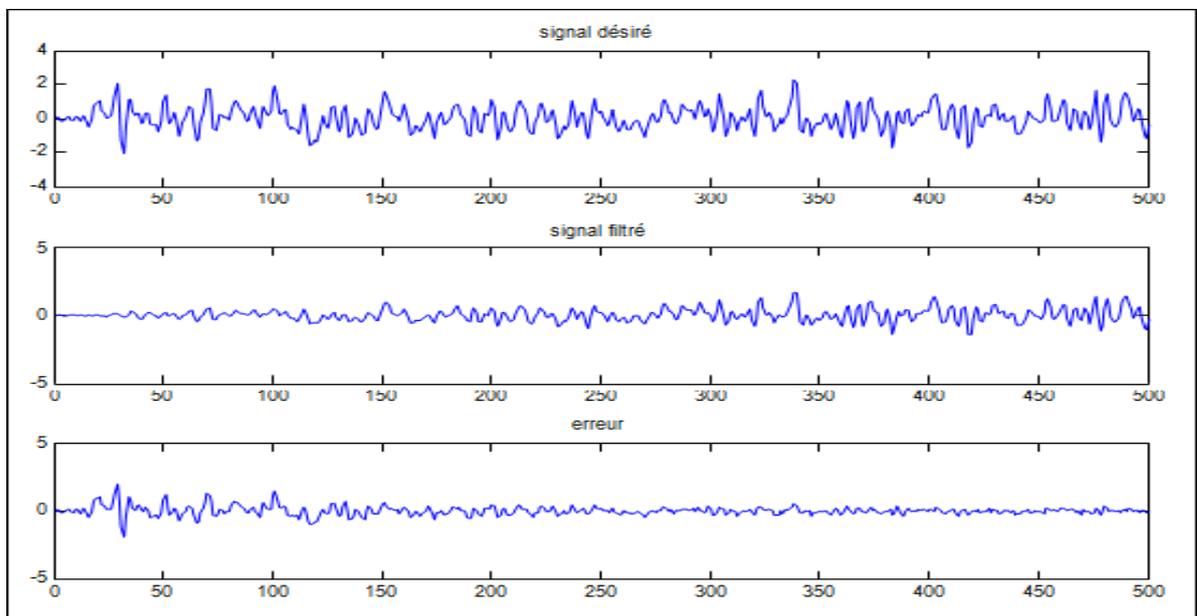


Figure I.7: Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme LMS

On peut remarquer que l'erreur commence à converger vers zéro aux environs de 275 itérations.

La figure I.8 montre l'erreur pour plusieurs valeurs de μ

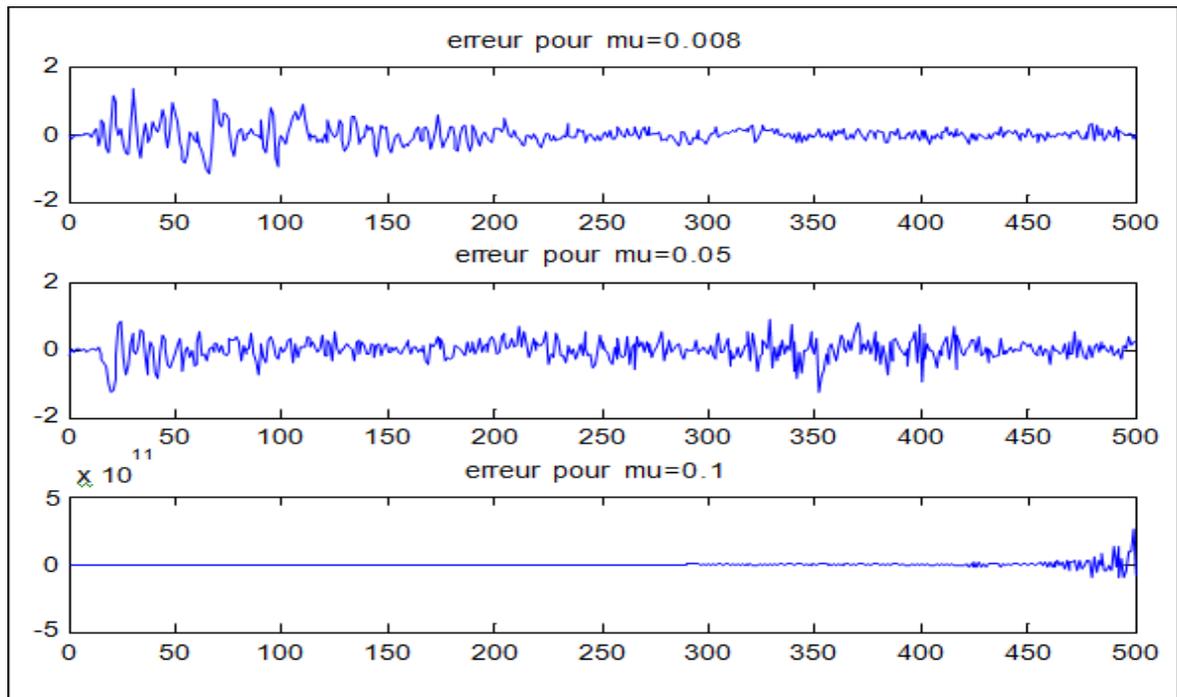


Figure I.8: Erreur pour $\mu= 0.008, 0.05$ et 0.1 successivement

On remarque que, plus le pas d'adaptation « mu » augmente, plus l'erreur du filtre diverge.

I.6.2 Filtre adaptatif NLMS :

On désire implémenter l'algorithme du filtrage NLMS sous forme d'une fonction MATLAB®. Pour cela nous devons réitérer pendant un certain nombre d'itérations le processus suivant :

$$\begin{cases} y(k) = \mathbf{h}(k-1) * x(k) \\ e(k) = d(k) - y(k) \\ \mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \mu_{NLMS} \frac{\mathbf{x}(n)}{\mathbf{x}^T(n) * \mathbf{x}(n)} e(n) \end{cases} \quad (I.10)$$

a. Résultats de simulation :

La figure I.9, ci-dessous, représente l'allure temps du signal désiré, celle du signal filtré et de l'erreur pour le filtre NLMS

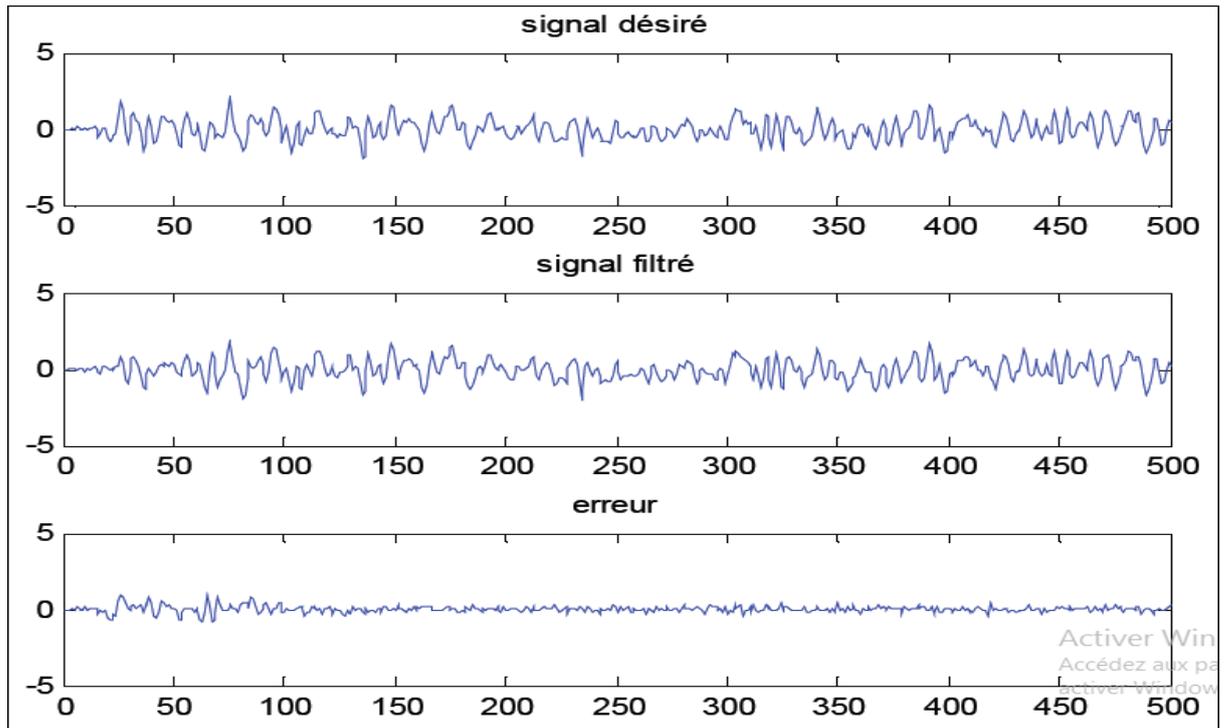


Figure I.9: Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme NLMS

On peut remarquer que l'erreur commence à converger vers zéro aux environs de 125 itérations, donc il est un peu plus rapide par rapport au filtre LMS.

I.6.3 Filtre adaptatif RLS :

On désire implémenter l'algorithme du filtrage RLS sous forme d'une fonction MATLAB®. Pour cela nous devons réitérer pendant un certain nombre d'itération le processus suivant :

$$G(k) = \frac{\lambda^{-1} p(k-1) x(k)}{1 + \lambda^{-1} x^T(k) p(k-1) x(k)} \quad (I.11)$$

$$e(k) = x(k) - h^T(k-1) x(k) \quad (I.12)$$

$$h(k+1) = h(k) + G(k) e(k) \quad (I.13)$$

$$p(k) = p(k-1) - G(k) x^T(k) * p(k-1) \quad (I.14)$$

$$y(k) = h^T(x) * x(k) \quad (I.15)$$

Avec:

G(k) Gain d'adaptation, qui est vecteur ligne de dimension (n, 1) ;

e(k) Erreur à priori ;

$\mathbf{h}(\mathbf{k})$ Coefficients du filtre adaptatif ;

$\mathbf{p}(\mathbf{k})$ Matrice d'autocorrélation inverse du signal d'entrée $\mathbf{x}(\mathbf{k})$;

$\mathbf{y}(\mathbf{k})$ Sortie du filtre adaptatif ;

$\mathbf{x}(\mathbf{k})$ Entrée du filtre adaptatif, dimension $(n, 1)$.

La matrice d'auto corrélation inverse est initialisée à $5 \cdot \mathbf{I}$, avec \mathbf{I} matrice identité.

a. Résultats de simulation :

La figure I.10, ci-dessous, représente l'allure temps du signal désiré, celle du signal filtré et l'erreur pour le filtre RLS.

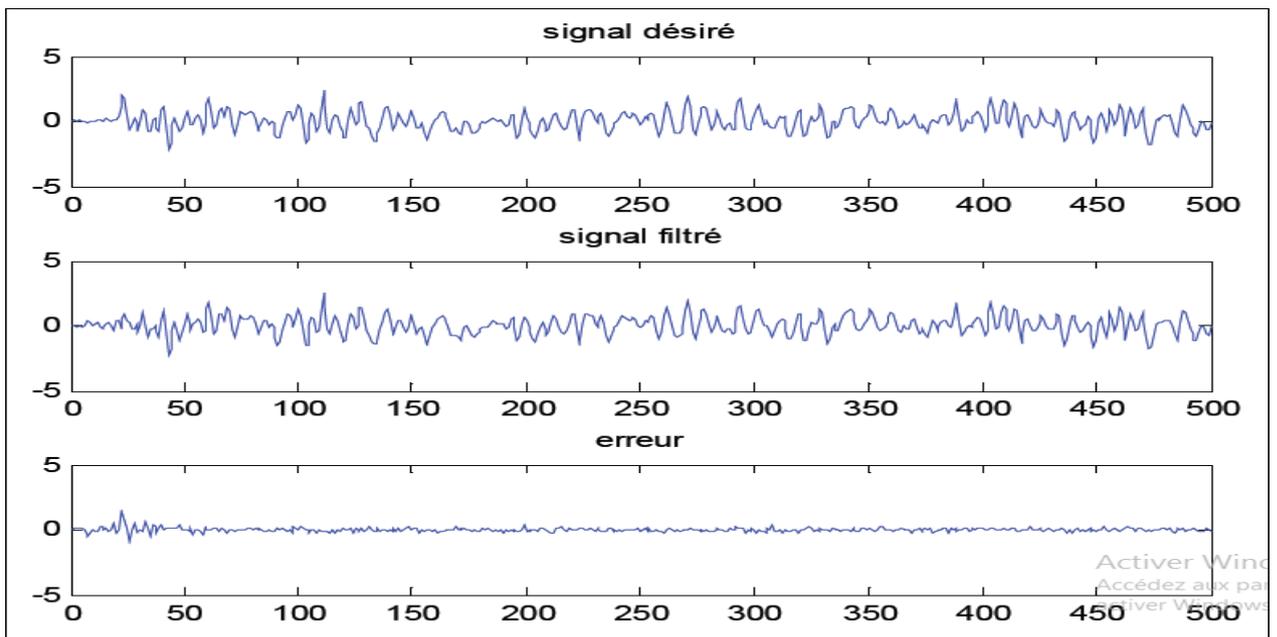


Figure I.10: Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme RLS

On peut remarquer que l'erreur commence à converger vers zéro aux environs de 50 itérations, donc il est nettement plus rapide par rapport aux filtres adaptatifs précédents (LMS et NLMS).

I.7 Choix de l'algorithme :

Le problème qui se pose est celui du choix d'un algorithme d'optimisation. Ce choix va être guidé par le nombre d'opérations nécessaires à chaque étape pour mettre à jour les coefficients et par la vitesse de convergence de l'algorithme, c'est à dire la longueur de la séquence d'apprentissage nécessaire pour obtenir un filtre adapté.

Si une méthode répondait à ces deux critères simultanément, elle serait systématiquement utilisée.

L'algorithme LMS et NLMS nécessite moins de calcul à chaque étape mais converge plus lentement que le RLS, comme le montre la figure ci-dessous. C'est donc l'application qui va déterminer le choix de l'algorithme en fonction de la puissance de calcul disponible.

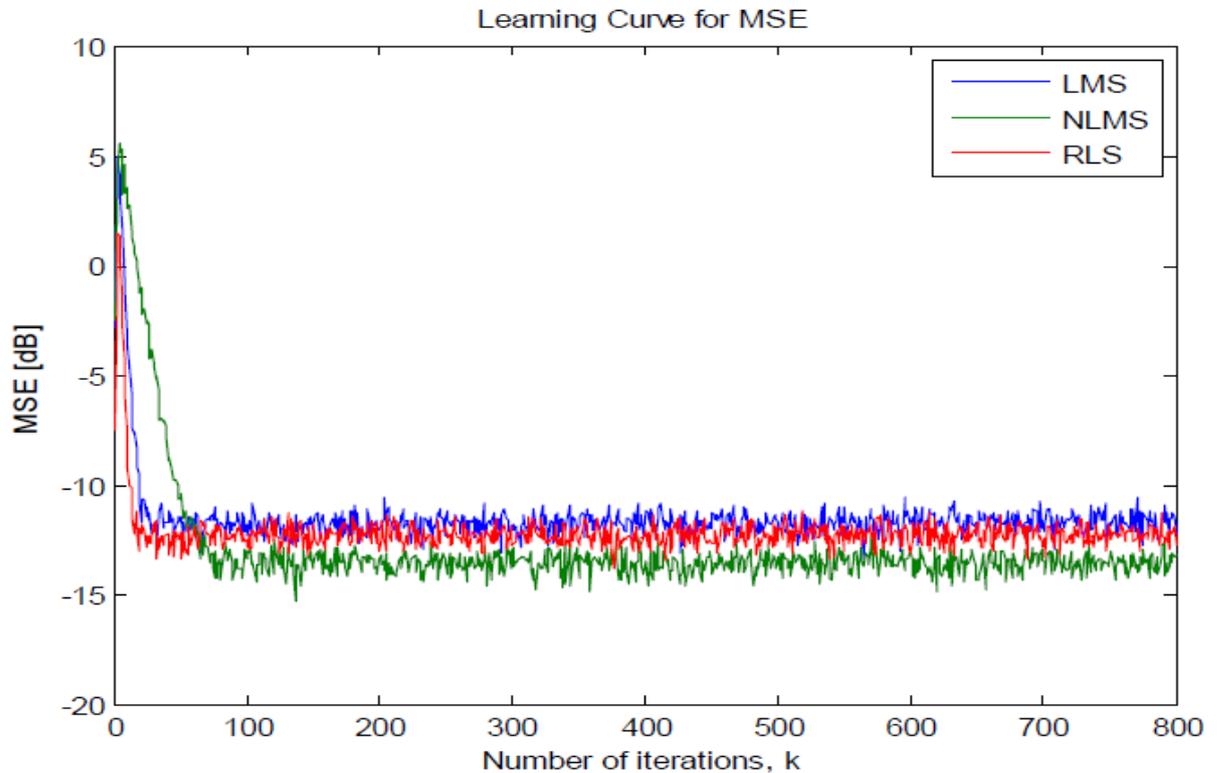


Figure I.11: Erreur (dB) en fonction du Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes LMS, NLMS et RLS.

L'algorithme LMS et le NLMS sont généralement utilisés pour l'amélioration du signal car ils sont très simples et efficaces.

En raison du taux de convergence et de l'efficacité très rapides, les algorithmes RLS sont les plus populaires dans le type spécifique d'applications [13].

I.8 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons vu une aperçue sur le filtrage adaptatif, en général, puis les filtres LMS, NLMS et RLS, en particulier. Par la suite, on a donné des applications de ces différents filtres, afin de comparer leurs performances.

CHAPITRE II

Etude de l'algorithme

NLMS

II.1 Introduction:

Le deuxième chapitre présente une approche adaptative en contexte d'applications en traitement de signal spectral NLMS et clarifier le caractère formel en termes de solutions optimales. Ainsi que des approches statistiques clés nous concentrons ensuite, sur l'approche de base et la plus simple et en même temps la plus répandue dans Applications réelles: filtrage du Wiener RIF (filtre à réponse impulsionnelle finie) Contexte fixe. Enfin, les méthodes d'optimisation standard de l'analyse numérique, qui servent de modèle pour la construction de l'algorithme d'optimisation adaptative étudié dans le premier chapitre à l'étude des caractéristiques de cet algorithme.

II .2 Filtrage Optimal :

II.2.1 Définition :

Les filtres optimaux sont optimaux car ils sont conçus en fonction de théorie de l'optimisation pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre un signal traité et un signal souhaité, ou fournit de manière équivalente la meilleure estimation d'un signal souhaité à partir d'un signal bruyant mesuré. En d'autres termes le problème du filtrage optimal 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 $x(n)$

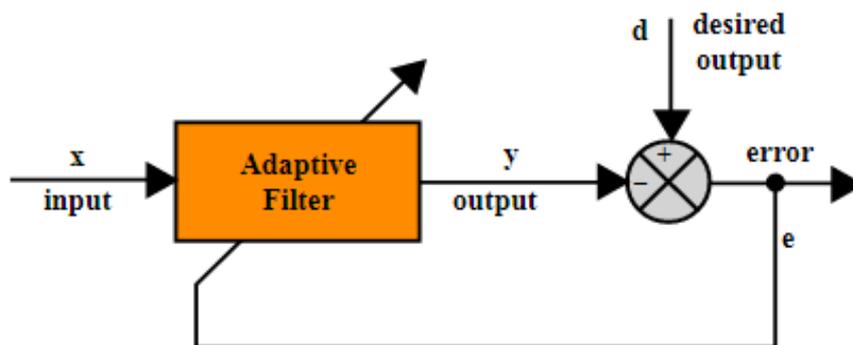


Figure II.1 : Filtrage Optimal

L'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$.

On note :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (II.1)$$

II.3 Méthodes de Filtrage Optimal :

Il existe trois grandes méthodes de filtrage optimal ;

II. 3.1 Filtrage par moindres carrés :

La méthode des moindres carrés est l'estimation d'un vecteur optimal au sens quadratique.

a. Caractéristiques de cette méthode :

- ✓ Minimisation de l'énergie de l'erreur entre le signal mesuré et l'estimation (par un modèle) du signal non bruité ;
- ✓ Le model adopté pour le signal non altéré est le model linéaire ;
- ✓ Il y'a lissage du bruit plus que sa rejection ;
- ✓ Le filtrage des moindres carrés se place en déterministe ;
- ✓ Il y'a contrainte de stationnarité. [14].

II.3.2 Filtrage de Kalman :

Le filtre de Kalman résous le problème de l'estimation de l'état d'un système défini par l'équation d'état et fournit, donc, une meilleure estimation en moyenne quadratique de $x(k)$ à partir de l'observation $y(k)$.

b. Caractéristiques de cette méthode :

- ✓ Poursuite d'un modèle d'état (modèle de Gauss-Markov) nécessaire et relativement précis du signal non bruité ;
- ✓ Pas de contrainte de stationnarité ;
- ✓ Si le model est correct, on aura la rejection du bruit et non pas son lissage ;
- ✓ Si le model est non réaliste, alors, les résultats peuvent être très mauvais.

II.3.3 Filtrage de Wiener :

Dans de nombreuses applications, les signaux temporels sont entachés d'une interférence ou d'un bruit non désiré. Il faut alors trouver une solution permettant de supprimer ou tout au moins réduire ces composantes perturbatrices. Dans le cas où le spectre du signal désiré et celui du signal perturbateur se superposent, il n'est pas possible de recourir au filtrage classique [14].

Le filtre de Wiener apporte une solution à ce problème lorsque le processus est stationnaire. On considère ici le schéma de la figure II.2 dans lequel on trouve :

- ✓ Le signal d'excitation $x(n)$ connu ou mesuré ;

- ✓ Le signal de sortie du processus $y_p(n)$ inatteignable ;
- ✓ Le signal de sortie mesuré $y(n)$ en tâché d'un bruit $e(n)$ inconnu ;
- ✓ Le signal modélisé $y_w(n)$ à l'aide des paramètres w_k ;
- ✓ Le signal d'écart $\varepsilon(n)$ entre le model $y_w(n)$ et la mesure $y(n)$.

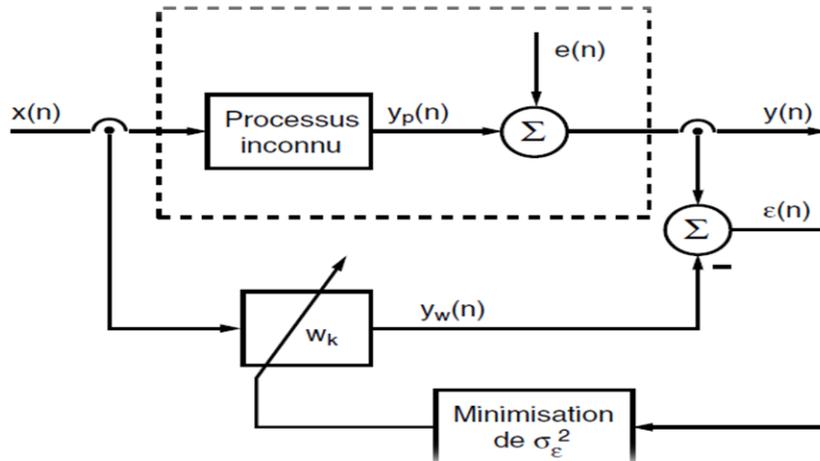


Figure II.2 : Filtrage de Wiener

c. Caractéristiques de cette méthode

- ✓ Méthode des moindres carrés en stochastique ;
- ✓ Il y a contrainte de stationnarité [15].

II.4 Filtrage de Wiener adaptatif :

II.4.1 Principe général :

Les travaux de Wiener datent du début des années 40 et résultent d'efforts considérables en termes de recherche militaire. Le problème posé était alors l'estimation de la position future des avions en vue d'un couplage avec la défense anti-aérienne. Le principe de synthèse du filtre est présenté sur la figure II.3. Il est supposé, ici, que le signal qu'on souhaite estimer, $d(k)$, est corrélé à un second signal $x(k)$ [16].

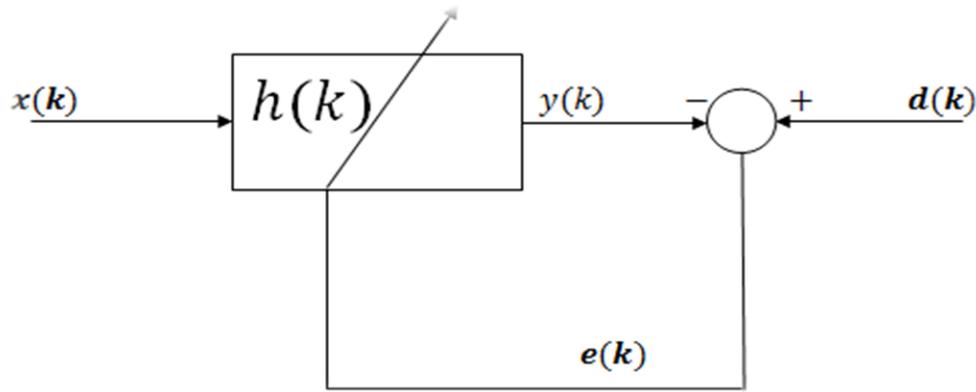


Figure II.3 : Principe du filtrage de Wiener

Cette estimation de $d(k)$ sera notée $y(k)$ et prendra la forme suivante :

$$y(k) = h(k) * x(k) \quad (II.2)$$

Avec :

$$h(k) = h\delta(k) + h\delta(k - 1) + h\delta(k - 2) + \dots + h_M(k - M) \quad (II.3)$$

Donc :

$$h(k) = \sum_{i=0}^M h_i \delta(k - i) \quad (II.4)$$

Où $\delta(k - i)$ est l'opérateur retard. $h(z)$ Est la fonction de transfert du filtre qui est supposée, ici, être un filtre RIF d'ordre M . cette fonction de transfert s'écrit :

$$h(k) = h_0 + h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_M (h - M) \quad (II.5)$$

Ce type de filtre a l'avantage d'être toujours stable. D'un point de vue mise en œuvre, c'est une garantie appréciable, $y(k)$ s'exprime donc comme suit :

$$y(k) = \sum_{i=0}^M h_i x(k - i) \quad (II.6)$$

II.4.2 Applications du filtrage de Wiener :

Les applications du filtrage de Wiener diffèrent par la manière dont est extraite la réponse désirée. Dans ce contexte, on peut distinguer quatre classes fondamentales utilisant le filtrage de Wiener :

- ✓ L'identification de processus; dans ce cas, on souhaite trouver la réponse impulsionnelle,
- ✓ $w(n)$ représentant au mieux le processus inconnu,
- ✓ La modélisation inverse avec laquelle on tente de reconstruire un signal,
- ✓ La prédiction linéaire qui, sur la base des échantillons précédents, permet d'estimer une valeur à venir, [11].

- ✓ La suppression d'un signal perturbateur.

Dans ce qui suit, compte tenu du cadre dans lequel est présenté ce travail, on se contentera d'illustrer comment on peut supprimer une perturbation grâce au filtrage adaptatif [17].

II.5 Critères d'évaluation de performance d'un filtre adaptatif :

❖ Taux de convergence :

Dans un système adaptatif, une convergence rapide vers la solution optimale est un critère désiré. Cependant, une convergence ne peut être considérée seule mais en conjonction avec d'autres critères. Par conséquent, il faut retenir que la convergence rapide :

- ✓ Ne veut pas forcément dire meilleure solution ;
- ✓ Est recommandé pour des applications à haute fréquence (radiocommunications mobiles; téléphone portable (GSM), télévision numérique à haute définition ou HDTV et Asymptotique Digital Subscriber Line ou ADSL) ;
- ✓ Est un critère important pour évaluer la performance d'un algorithme.

❖ Erreur quadratique moyenne minimale (Minimum Mean Square Error, MMSE):

Indique dans quelle mesure le système est apte à exécuter sa tâche de filtrage. Une MMSE faible indique que le système adaptatif a « précisément » convergé vers la solution désirée. Les paramètres qui peuvent affecter ce critère sont, mais ne se limitent pas, à l'ordre du système adaptatif, l'erreur de quantification et le bruit de mesure. L'erreur quadratique moyenne excédante (excédante MSE) est définie comme étant la différence entre l'erreur quadratique moyenne (MSE) réelle à la sortie du filtre adaptatif et ce qu'elle devrait être si les coefficients du filtre adaptatif étaient maintenus à leurs valeurs optimales.

❖ Erreur d'ajustement (misadjustement) dépend essentiellement de :

- ✓ Bruit du gradient ;
 - ✓ La sensibilité des coefficients à l'effet de quantification (distorsion) ;
 - ✓ L'ordre du filtre adaptatif ;
 - ✓ L'amplitude (grandeur) du bruit de la mesure.
- ❖ **Précision de l'estimation des paramètres du filtre:** La précision de l'estimation des coefficients du filtre est plutôt importante dans la mesure où elle permet des conditions acceptables de l'erreur d'ajustement.

- ❖ **Charge de calcul:** Une faible charge de calcul est particulièrement intéressante pour une implémentation matérielle en temps réel (DSP) et les applications où une faible consommation d'énergie est exigée.

- ❖ **Stabilité:**

Les filtres RIF sont intrinsèquement stables aussi longtemps que le facteur de convergence et constantes de gain sont appropriés. La stabilité devient un problème majeur lorsqu'il s'agit de filtres RII

- ❖ **Robustesse :**

Il est difficile de mesurer quantitativement ce critère tant robustesse est directement reliée avec la stabilité du système adaptatif.

Elle indique à quelle mesure le système peut résister aussi bien aux aléas du signal d'entrée qu'aux effets de quantification.

- ❖ **Ordre du filtre:**

L'ordre du filtre, désigné par N , est intrinsèquement relié aux autres critères d'évaluation de la performance. Il indique à quel degré de précision le filtre adaptatif peut modéliser le système. Pour les systèmes surdéterminés, (l'ordre du filtre est supérieur à l'ordre du système), ou autrement, quand il y'a trop de pôles/zéros dans le modèle du système, l'erreur quadratique moyenne aura la possibilité de converger vers zéro mais au prix d'une charge de calcul excessive. De la même manière, lorsque le système est sous déterminé, (l'ordre du filtre est inférieur à l'ordre du système), peu de calculs seront nécessaires. Par contre, l'erreur quadratique moyenne va converger vers un constant non nul [16].

Algorithme LMS (Least Mean Squares) :

L'algorithme LMS conçu en 1959, est le plus utilisé des algorithmes adaptatifs. Il est basé sur la méthode de gradient qui calcule et remet à jour les pondérations de façon récursive. On montre que l'erreur est une quadratique des pondérations et, intuitivement, la solution optimale est obtenue en corrigeant pas à pas le vecteur de pondération dans la direction du minimum [18] et [19].

La méthode du gradient a pas d'adaptation μ consiste à :

- ✓ Choisir un vecteur initial de coefficients H_0 (en général, en l'absence d'informations

préalables, $H_0 = 0$) ;

- ✓ Ayant un vecteur (H_k) à l'instant n , obtenir une meilleure estimation (se rapprocher de la solution optimale H_{opt}) tout en incrémentant (H_k) dans la direction opposée au gradient du coût [20] :

$$(\nabla J(H_k) = -2^E [e_k X_k] \quad (II-7)$$

L'équation de mise à jour du filtre adaptatif s'écrit alors :

$$H_{k+1} = H_k + \mu [e_k X_k] \quad (II-8)$$

L'étude statistique montre que la condition de stabilité de l'algorithme s'exprime par :

$$0 < \mu < \frac{2}{\sum_{i=0}^{m-1} \lambda_i} \approx \frac{2}{M \sigma_x^2} \quad (II-9)$$

Où :

λ_i : sont les valeurs propres de la matrice d'auto-corrélation R de l'entrée.

σ_x^2 : est l'énergie de signal x

L'algorithme LMS est dérivé de la méthode la plus descente. Au lieu de passer au chemin direct du point de départ à l'optimum, il est plus facile de suivre le dégradé de la fonction d'erreur qui conduit à l'optimisation itérative. Le dégradé, est un vecteur qui pointe vers le haut de la surface d'erreur à un point donné de $w(k)$. Le coefficient de filtrage est mis à jour en prenant un pas en face de la direction du gradient. Il va localement "en descente" dans la direction la plus abrupte pour approcher l'optimum [21]:

$$w(k+1) = w(k) - c \nabla \{J(w)\} \quad (II-10)$$

Et :

$$\nabla w \{J(k)\} = -2X(k)d(k) + 2X(k)X^T(k)w = -2X(k)[d(k) - X^T(k)w] = 2X(k)e(k) \quad (II-11)$$

Si l'entrée du filtre adaptatif LMS est le signal réel de temps discret [20] l'algorithme LMS est décrit :

$$W_{j+1} = W_j + 2\mu e_j X_j \quad (II-12)$$

Où : w_j et X_j représentent respectivement les poids de filtres et les entrées

$$\begin{aligned} w_j^T &= [w_{1,j} \quad w_{2,j} \quad \dots \quad w_{n,j}] \\ w_j^T &= [x_j \quad x_{j-1} \quad \dots \quad x_{j-n+1}] \\ e_j &= d_j - y_j \end{aligned} \quad (II-13)$$

$$y_j = x_j^t w_j \quad (\text{II-14})$$

Algorithme : NLMS**Entrée :**

Initialise le vecteur $W(n) = 0$;
 Vecteur d'entrée $X(n)$;
 Signal mesuré $d(n)$;
 Le pas d'adaptation initial μ_0 (mubar) ;
 Constant $a_0 < 1$;
 Longueur du filtre M ;

Sortie :

Sortie du filtre $y(n)$;
 Coefficients Optimaux $W(n)$;

Procédure :

- $y(n) = W^T \cdot X(n) = X^T(n) \cdot W$
- $\varepsilon(n) = d(n) - y(n)$
- $W(n) = W(n-1) + \frac{\mu_0}{a_0 + M \delta_x^2} \cdot \varepsilon(n) \cdot X(n)$

Convergence de l'algorithme LMS :

Pour analyser la convergence du LMS, on introduit l'erreur de filtre $V_k = W_k - w^*$, Solution de la récurrence linéaire (à coefficients matriciels, aléatoires, non stationnaires) [19]:

$$V_k = (I - \mu_k U_k U_k^T) V_{k-1} + \mu_k b_k U_k \quad (\text{II-15})$$

On peut interpréter ce système d'erreur du LMS comme un système dynamique linéaire, de matrices de transition A_k , excité par l'entrée externe :

$$A_k = I - \mu_k U_k U_k^T \quad (\text{II-16})$$

Algorithme NLMS (Normalized LMS) :

L'algorithme NLMS normalisé est représenté dans l'algorithme 1. Le pas μ contrôle le comportement de convergence de l'algorithme: plus la valeur de μ est élevée, plus l'algorithme converge, mais cela entraînerait également un mauvais ajustement (C'est-à-dire un signal d'erreur résiduelle plus important $e(n)$). Pour que l'algorithme soit stable, μ doit être choisi de $0 < \mu < 2$. La petite constante positive δ est introduite afin d'éviter que le dénominateur soit trop petit lorsque la puissance du signal d'entrée $x(n)$ est très faible. NLMS est l'un des algorithmes les plus populaires pour AEC en raison de sa simplicité de mise en oeuvre, de sa faible complexité de calcul et de son comportement robuste.

La stabilité de l'algorithme NLMS est régie par un paramètre pas. Comme déjà discuté, le choix de ce paramètre, dans les conditions de stabilité, reflète un compromis entre la convergence rapide et la bonne capacité de suivi d'une part, et un faible désajuste d'autre part. Pour répondre à cette exigence conflictuelle, la taille de l'étape doit être contrôlée. Bien que la formulation de ce problème soit simple, une solution bonne et fiable n'est pas si facile à trouver. Dans cette section, nous montrons comment dériver, d'une manière très simple, un algorithme NLMS à échelle variable non paramétrique. Nous pouvons réécrire les signaux d'erreur a priori et a posteriori comme suit :

$$e(k) = d(n) - \hat{h}^T(n-1)X(n) = X^T(n)[h - \hat{h}(n-1)] + 1w(n) \quad (\text{II-17})$$

$$\varepsilon(n) = d(n) - \hat{h}^T(n)X(n) = X^T(n)[h - \hat{h}^T(n)] + w(n) \quad (\text{II-18})$$

Considérons l'équation de mise à jour linéaire :

$$\hat{h}^T = \hat{h}(n-1) + \mu(n)X(n)e(n) \quad (\text{II-19})$$

Un moyen raisonnable de dériver un $\mu(n)$ qui fait que l'équation (II-19) stable est d'annuler le signal d'erreur a posteriori. Remplacer (II-19) dans (II-18) avec l'exigence $\varepsilon(n) = 0$, on trouve facilement en supposant $e(n) \neq 0, \forall n$, que :

$$\mu_{NLMS} = \frac{1}{X^T(n)X(n)} \quad (\text{II-20})$$

Le problème avec NMLS

La performance de l'algorithme de NLMS à convergence rapide sera en grande partie dégradée lorsque double parole ou seul un langage proche de la fin existe. La raison en est qu'il est calculé à partir d'un rapport entre le signal d'erreur et la puissance du signal lointain.

$$w(k+1) = w(k) + \frac{2\alpha}{\|x(k)\|^2} x(k)e(k) \quad (\text{II-21})$$

Lorsque seul le discours près de la fin existe, les coefficients deviennent extrêmement instables car l'entrée approche le zéro tandis que le signal d'erreur est relativement important en raison de l'existence du signal proche. Les poids des filtres commencent à diverger. L'algorithme LMS ne souffre pas de ce problème.

Il existe plusieurs solutions possibles pour résoudre ce problème, qui sera illustré comme suit :

a. Constante de sécurité

Une possibilité de résoudre ce problème consiste à ajouter simplement une constante de sécurité au dénominateur :

$$w(k+1) = w(k) + \frac{2\alpha}{\rho + \|x(k)\|^2} x(k)e(k) \quad (\text{II-22})$$

La valeur du facteur influencera la qualité de la sortie de manière à ce qu'en augmentant le facteur, moins la gigue des poids sera faible, mais plus l'ERLE sera faible.

b. Le seuil

Une autre possibilité commune et peu coûteuse est d'introduire un certain seuil sur la puissance d'entrée. Le poids sera maintenu de la même manière si la puissance de l'entrée est inférieure au seuil pour éviter les gros frottements des poids. Il s'agit essentiellement d'un détecteur de signal lointain basé sur la puissance d'entrée [19].

$$w(k+1) = w(k) + \frac{2\alpha}{\|x(k)\|^2} x(k)e(k) \quad \text{si } \|x(k)\|^2 > \text{seuil} \quad (\text{II-23})$$

$$w(k+1) = w(k) \quad \text{si } \|x(k)\|^2 < \text{seuil} \quad (\text{II-24})$$

Combinaison de LMS et NLMS :

Le facteur de sécurité et le seuil d'entrée dépendront de la puissance d'entrée. Par conséquent, nous présentons une nouvelle idée qui combine les avantages de NLMS et de LMS. Deux filtres adaptatifs sont adaptés en parallèle et ajustés par un facteur γ ($0 < \gamma < 1$). Chacune des banques de fil donne un pourcentage γ ou $1 - \gamma$ pendant le calcul du signal d'erreur :

$$e = z - y. \gamma_1 - (1 - \gamma). \gamma_2 \quad (\text{II-25})$$

Tel que γ_1 est l'estimation d'écho du filtre NLMS et γ_2 pour la section LMS. Cette méthode essaie essentiellement de trouver la combinaison optimale de LMS et de NLMS à chaque fois, afin d'obtenir une convergence rapide et un ERLE relativement important pour l'annulation d'écho et aussi gagner plus de stabilité.

Pour dériver la méthode de valorisation ou de mise à jour appropriée pour y , nous utilisons la même manière que pour LMS. La méthode de descente la plus raide est appliquée pour aborder le minimum de la valeur LMS.

Convergence de NLMS :

Le résultat d'évaluation de la convergence est montré dans la figure III.11. On peut bien remarquer la bonne convergence du NLMS, le niveau atteint à la fin de la simulation est de -26dB.

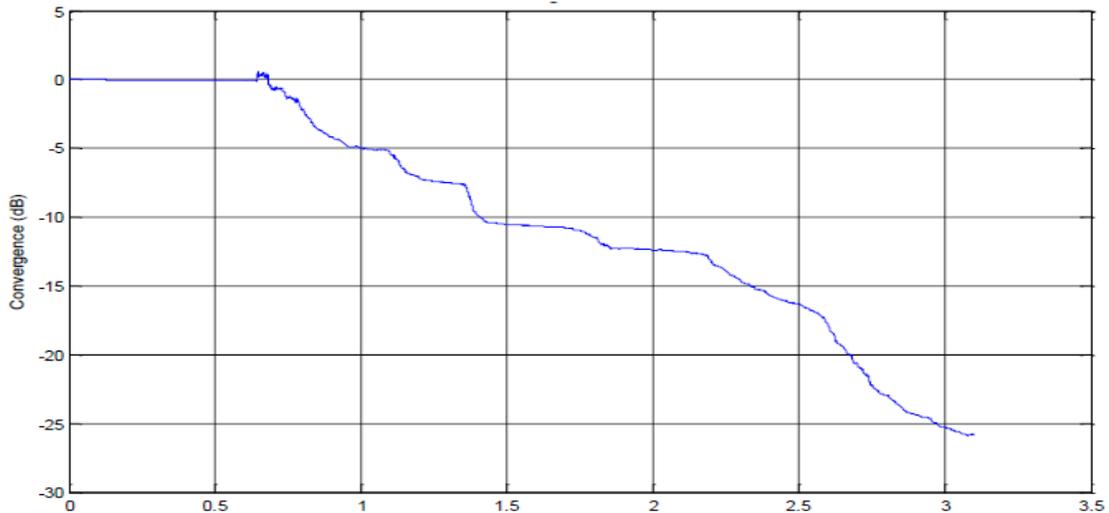


Figure II.4 : Influence de la longueur du filtre sur NLMS $\mu=0,7$

Les courbes de la Figure 2.15 représentent l'influence de la longueur du filtre sur la vitesse de convergence de l'algorithme NLMS, avec $\mu=0,7$ et le signal d'entrée est un bruit blanc gaussien, le canal acoustique est l'habitacle de voiture avec un bruit ambiant de 50 dB.

Ces résultats montrent que la vitesse de convergence est inversement proportionnelle à la longueur du filtre. L'identification des systèmes avec l'algorithme NLMS ne nécessite que la longueur du filtre transversal soit égale ou supérieure à la taille réelle du système à identifier. Plusieurs chercheurs ont abordé la problématique de l'identification des réponses impulsionnelles longues pour améliorer la vitesse de convergence des algorithmes de filtrage adaptatif [22].

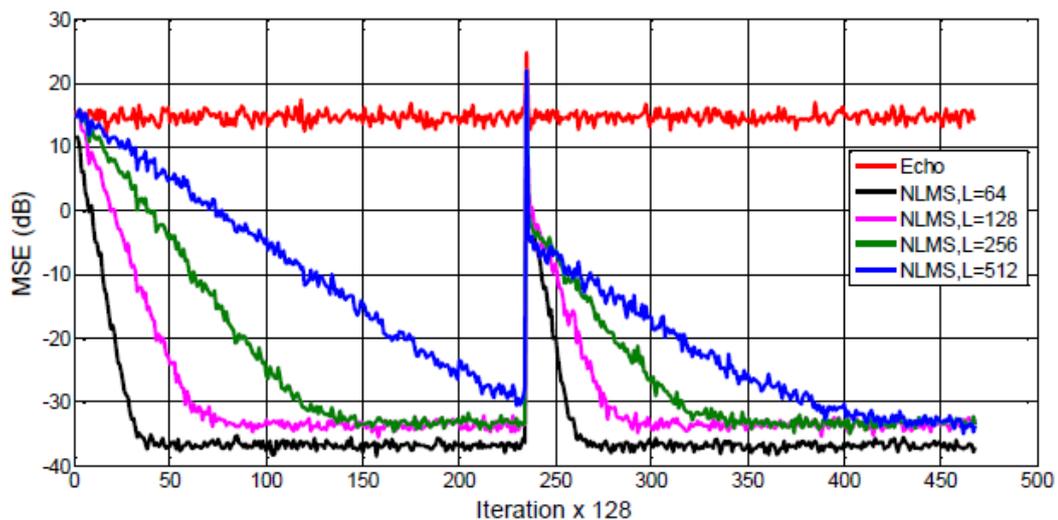


Figure II.5 : Influence de la longueur du filtre sur l'algorithme NLMS.

Avantages et inconvénients de chaque algorithme :

❖ **LMS :**

- ✓ Simplicité de calcul ;
- ✓ Le pas d'adaptation constant ;
- ✓ Une convergence lente avec un pas petit ;
- ✓ Divergence avec un pas grand ;
- ✓ Bonne capacité de poursuite.

❖ **NLMS :**

- ✓ Complexité de calcul ;
- ✓ Rapidité de convergence ;
- ✓ Le pas adaptatif (variable) ;
- ✓ Bonne capacité de poursuite.

II.6 Conclusion :

Le filtrage adaptatif en général, et le filtrage adaptatif en particulier, est important dans le cas de signaux parasites dont le comportement spectral est inconnu. Le filtrage de Wiener est un problème d'estimation où l'on a une connaissance préalable du paramètre à estimer. Cette connaissance se présente sous la forme de données probabilistes.

Dans les applications réelles, les données statistiques utilisées ne sont souvent pas disponibles. Il est donc nécessaire de passer par une étape pour quantifier ces mesures expérimentales. Parmi les paramètres de performance fréquemment utilisés décrits dans ce chapitre, avec le principe du filtrage adaptatif au sens de Winner, il y en a un qui repose sur la minimisation de l'erreur qui aide l'algorithme à converger vers une solution optimale.

C'est ainsi que nous pouvons trouver des solutions à l'équation de Wiener-Hopf pour la mise à l'échelle aléatoire, erreur quadratique moyenne (LMS).

Dans le chapitre suivant, une brève explication du principe d'annulation de bruit sera donnée, puis nous appliquerons le filtre adaptatif basé sur l'algorithme NLMS.

CHAPITRE III

Réduction de bruit acoustique par le filtrage adaptatif

CHAPITRE III : Réduction de bruit acoustique par le filtrage adaptatif

III.1 Introduction :

Le filtrage adaptatif représente aujourd'hui une part importante du traitement des signaux aléatoires. L'évolution des processeurs de traitement du signal « DSP » a rendu son réalisation aisée, et ont permis d'agir sur des signaux rapides, à large spectre. Son principal intérêt consiste à éliminer un bruit dont les caractéristiques évoluent dans le temps, ce qui n'est pas envisageable avec les structures non adaptatives c'est-à-dire pour lesquelles les coefficients sont figés.

III.2 Domaines d'application de l'annulation de bruit :

Ils existent de nombreuses applications à l'annulation de bruit. En voici quelques-unes :

- ✓ **Domaine de l'aviation** : l'annulation permet aux pilotes d'avion de chasse de communiquer entre eux, malgré le bruit assourdissant qui règne dans le cockpit.
- ✓ **Domaine de l'automobile** : les pilotes de course doivent pouvoir communiquer clairement avec les membres de son équipe, sans que le bruit du moteur interfère avec le signal utile (la voix).
- ✓ **Domaine des téléphones portables** : kit mains libres sans fils accroché permettent de communiquer clairement, bien que le microphone soit au niveau de l'oreille.
- ✓ **Domaine médical**: lors d'un électrocardiogramme, on obtient un signal qui contient deux informations: le battement du cœur de la mère et celui du fœtus. L'annulation de bruit permet d'annuler le battement de la mère dans le signal pour permettre l'analyse du battement du bébé.

III.3 Méthodes de l'annulation de bruit :

La méthode utilisée pour annuler un bruit va dépendre du contexte :

- ✓ Type de signal (stationnaire, non stationnaire) ;
- ✓ Type de bruit ;
- ✓ Le rapport signal sur bruit (RSB).

La méthode la plus connue et la plus ancienne est l'annulation de bruit adaptative (ANC en anglais pour 'Adaptive Noise Cancelling'), c'est à dire qu'on utilise le filtrage adaptatif pour annuler le bruit.

III.4 Principe de la méthode ANC :

Le principe est le suivant : on a un système à deux entrées. Une entrée correspond au signal qui nous intéresse $d(n)$, l'autre entrée correspond à l'entrée secondaire, qui contient. Uniquement

CHAPITRE III : Réduction de bruit acoustique par le filtrage adaptatif

le bruit $b(n)$. Le but du système est de retrouver en sortie un signal sans bruit, ou atténué le bruit $x(n)$.

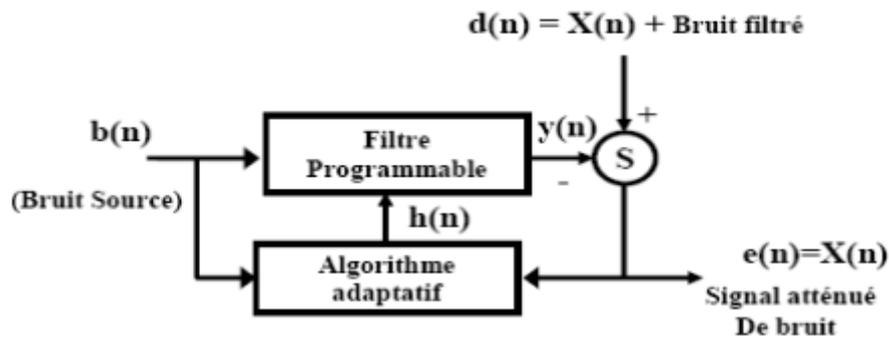


Figure III.1 : Principe de la méthode « ANC »

III.5 Principe de la méthode :

Avec un microphone, nous enregistrons une conversation signal ($d(t)=x(t)+bf(t)$) dans un lieu particulièrement bruyant (salle de machines, intérieur d'un véhicule motorisé, salle mal isolée phoniquement de l'extérieur ou d'une salle voisine où se déroule une autre activité, lieu public extérieur fréquenté). La qualité de l'enregistrement sera alors fortement affectée par la présence du parasite. Cependant, nous pouvons placer un second micro éloigné du premier, qui n'enregistre que le parasite : c'est le signal $b(t)$. Bien sûr, qu'il est corrélé au bruit accompagnant le signal bruité. $Bf(t)$ mais n'est pas $b(t)$ lui-même donc, il ne peut être envisagé d'extraire le signal en effectuant une simple soustraction $x(t)=d(t)-b(t)$. Donc l'opération générale peut se schématiser comme suit :

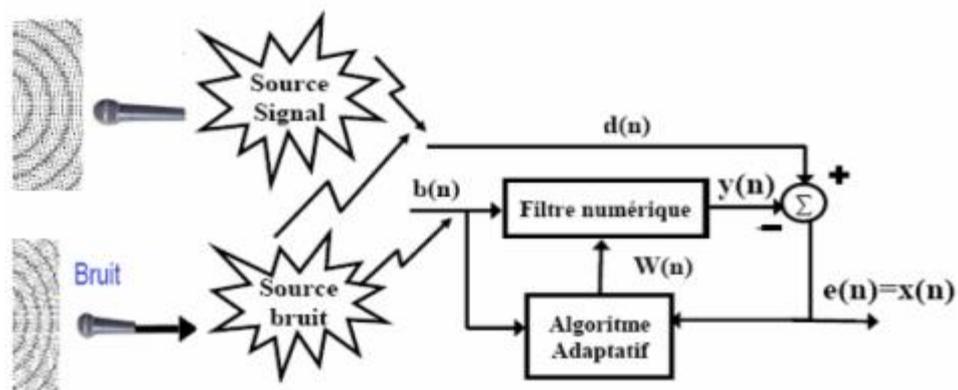


Figure III 2: Montage de filtre adaptatif pour l'annulation de bruit.

Notez que: La suppression du bruit, par les filtres adaptatifs nous permettent de supprimer le bruit d'un signal en temps réel.

CHAPITRE III : Réduction de bruit acoustique par le filtrage adaptatif

Ici, le signal mesuré $d(t)$, l'un pour nettoyer, qui est l'entrée du filtre adaptatif, Le bruit $b(n)$ est le signal de référence du filtre adaptatif, qui représente le signal corrélée avec le bruit à supprimer du signal désiré $d(n)$. Le filtre adaptatif ajuste et adapte ses coefficients pour réduire la valeur de la différence entre $y(n)$ et $d(n)$; supprime le bruit et entraînant un signal propre en $e(n)$.

Notez que dans cette application, le signal d'erreur en fait converge vers le signal de données utile, plutôt que de la convergence à zéro.

III.6 Application du filtre adaptatif à la réduction de bruit :

Nous avons enregistré un tronçon d'un signal audio (signal utile) dans un milieu isolé phoniquement de l'extérieur par l'instruction du « MATLAB ». [Wavrecord (N*Fs, Fs)], avec «Fs =12KHz» fréquence d'échantillonnage. Après Nous avons enregistré le même tronçon dans des milieux bruyants, chacun a son bruit différent de l'autre, c'est le (signal désiré), et le bruit de ce milieu bruyant, voir les figures suivantes. On veut réduire le bruit accompagnant le signal désiré pour obtenir le signal utile en utilisant un filtre adaptatif de critère [NLMS].

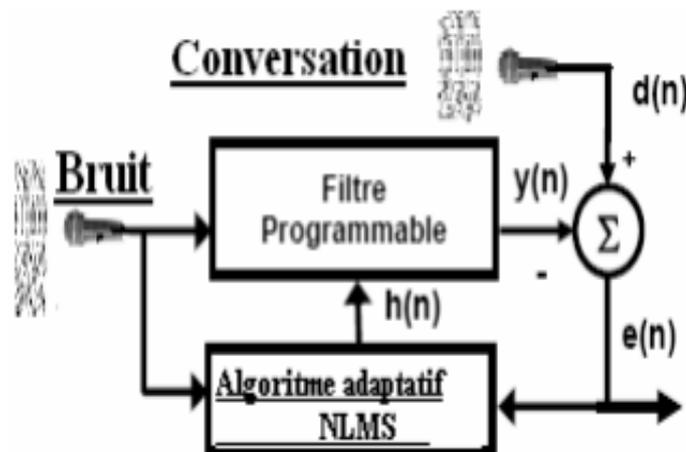


Figure III.3 : Montage d'un filtre adaptatif de critère « NLMS » pour la réduction

Bruit

CHAPITRE III : Réduction de bruit acoustique par le filtrage adaptatif

On a obtenus les résultats suivants.

Signal vocal proche :

L'utilisateur du système de téléconférence est généralement situé à proximité du microphone du système. Voici à quoi ressemble un discours masculin au micro, Figure III.4.

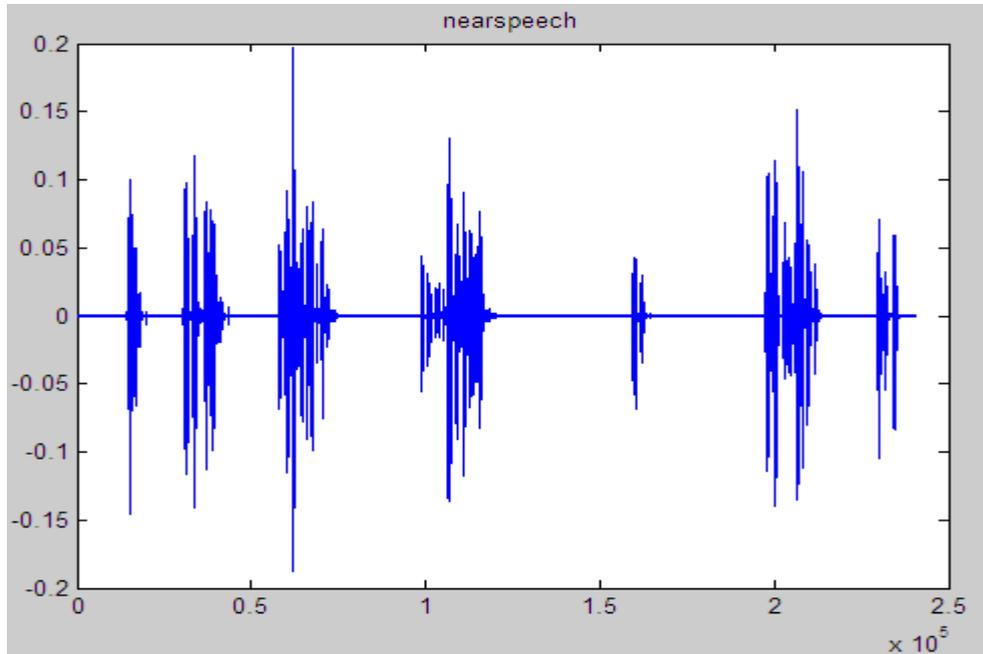


Figure III.4 : Signal vocal proche

Signal de parole lointain :

Dans un système de téléconférence, une voix sort du haut-parleur, rebondit dans la pièce, puis est captée par le microphone du système. La Figure III.5, représente à quoi ressemble le discours s'il est capté au microphone sans que le discours proche ne soit présent.

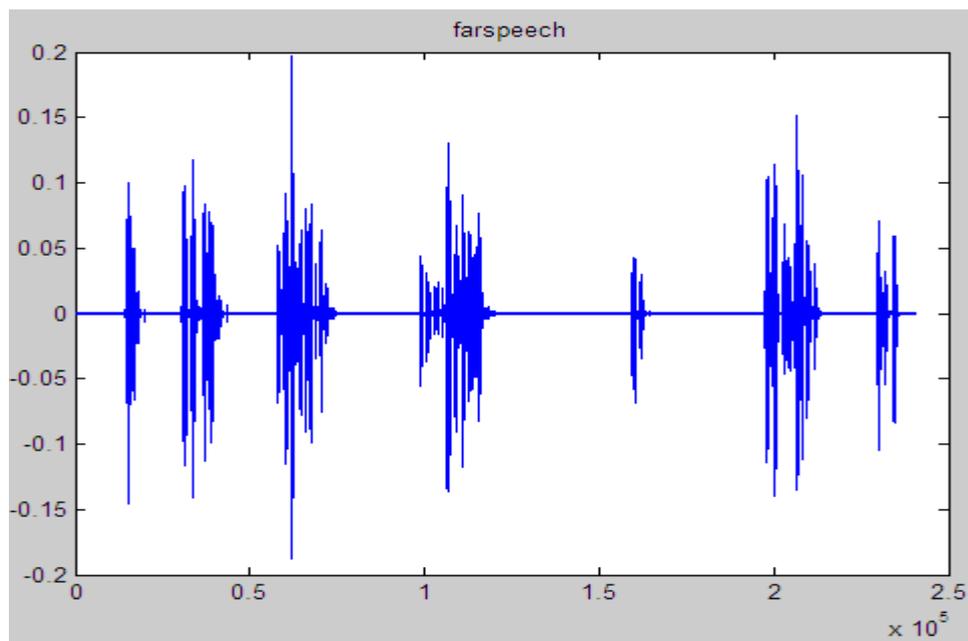


Figure III.5 : Signal de parole lointain

Signal du microphone :

Le signal au microphone contient à la fois le discours proche et le discours distant qui a été répercuté dans toute la pièce, Figure III.6. L'objectif de l'annulation d'écho acoustique est d'annuler le discours distant, de manière à ce que seul le discours proche soit retransmis à l'auditeur distant.

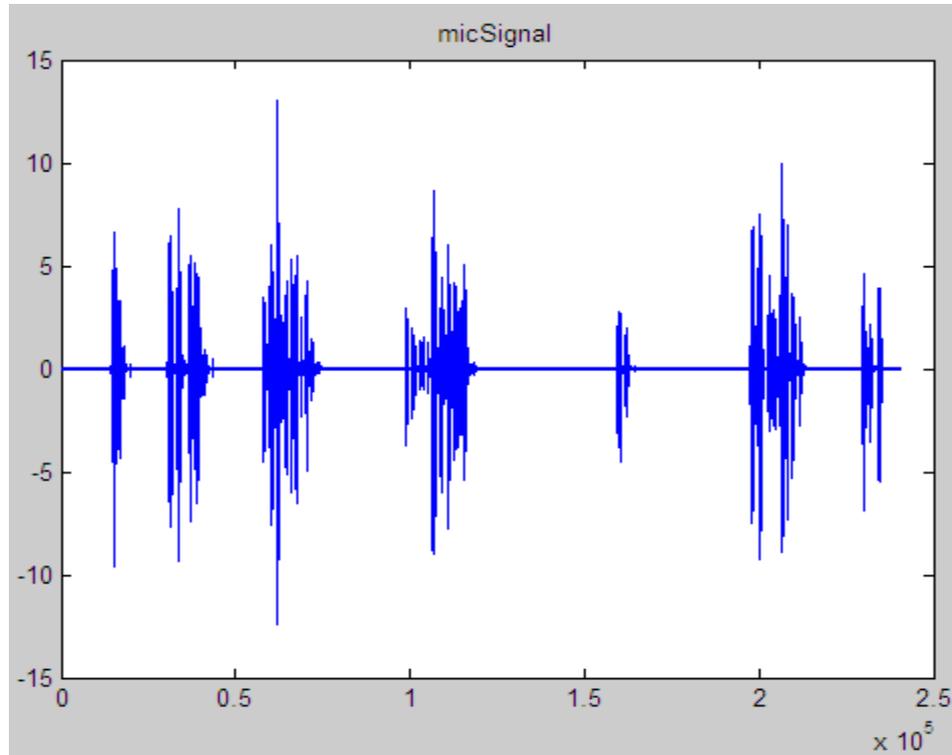


Figure III.6 : Signal du microphone

On remarque que le signal capté par le microphone est constitué des deux signaux, à savoir, le discours proche et le discours distant qui se superposent. De ce fait, on ne peut pas distinguer le signal utile, qui est le discours proche, du signal de l'écho, qui est le discours loin.

Réponse impulsionnelle de la chambre :

On doit d'abord modéliser l'acoustique du trajet de signal haut-parleur-microphone dans lequel se trouve le haut-parleur. On utilise un long filtre à réponse impulsionnelle finie pour décrire les caractéristiques de la pièce. On génère une réponse impulsive aléatoire qui n'est pas sans rappeler ce que présenterait une salle de conférence. Supposons une fréquence d'échantillonnage système de 16 000 Hz. Le résultat est représenté par la Figure III.7

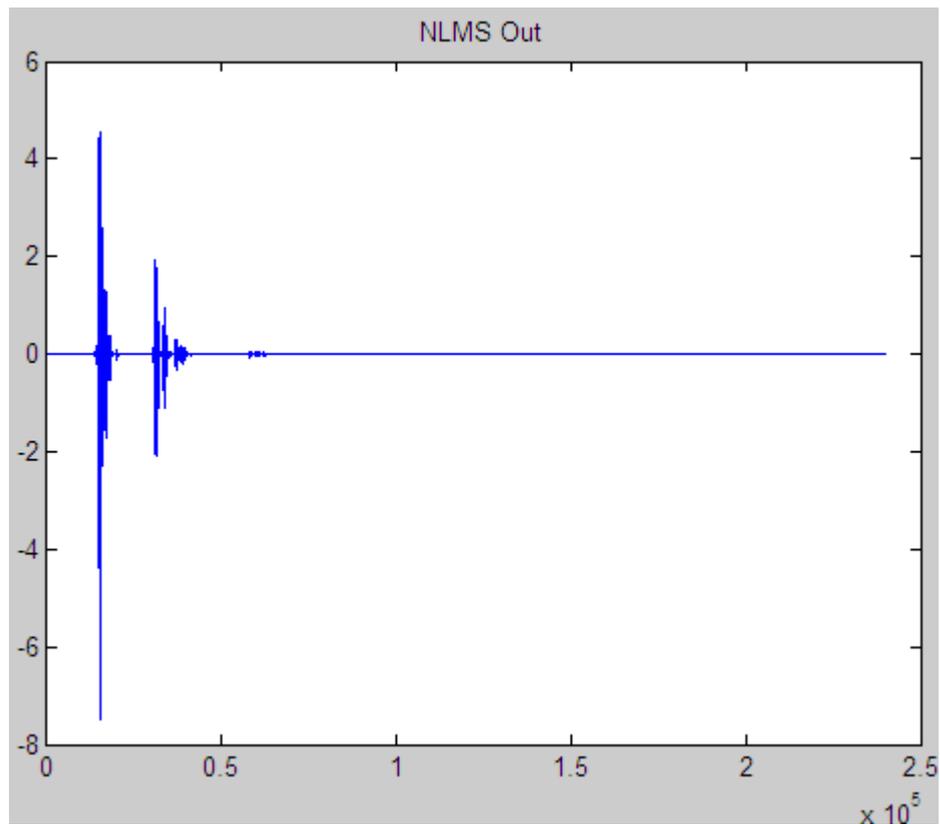


Figure III.7 : Signal de NLMS OUT

III.7 Conclusion :

Nous pouvons conclure que le traitement de la fonction de filtre, avec des structures adaptatives, est assez différent des non adaptatifs du côté dur et du côté souple. Grâce à ces performances, le filtre adaptatif NLMS standard atténue une grande partie du bruit statique (gain adaptatif naturel, convergence rapide et répétition).

Nous avons également implémenté et démontré l'efficacité d'un filtre LMS dans l'annulation d'écho acoustique. En faisant varier la valeur de l'étape d'adaptation «mu», nous avons constaté que le choix de ce paramètre joue un rôle très important dans les performances du filtre LMS.

Après comparaison des algorithmes, les résultats obtenus dans ce chapitre montrent que le filtrage adaptatif NLMS est un outil puissant dans le traitement du signal.

Conclusion générale

Conclusion générale :

L'objectif de ce travail était l'étude et l'utilisation du filtre adaptatif NLMS afin de réduire l'interférence gênant le signal informatif. Pour atteindre ce but, on a commencé par une étude approfondie sur les structures adaptatif -c'est-à-dire les coefficients ne sont pas figés- pour bien comprendre la quiddité du principe du filtrage adaptatif. On peut conclure que la solution de Wiener est difficile à implémenter dans l'ordinateur en raison de sa non récursivité, l'algorithme RLS est une solution optimale, mais souffre de quelques problèmes tel que : on a aucune aidé sur son pas d'adaptation et l'algorithme NLMS est distingué de tous autres algorithmes adaptatifs de son extrême simplicité de mise en œuvre, le seul réglage est la valeur du pas initial (pas du gradient), pour assurer à la fois la convergence de l'algorithme et une rapidité satisfaite. Notre filtre adaptatif de critère NLMS à réussit à atténuer pas mal de bruit stationnaires en raison de ces performances (gain d'adaptation normalisé, convergence rapide, sa récurrence), mais souffre de quelques limitations tel que : il débiterait à fonctionner inconvenablement lorsque les valeurs du rapport signal sur bruit [RSB] sont inférieur à (-10 dB).

RÉFÉRENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

Références bibliographiques

- [01] : **F. BERCHER & P. JARDIN**, "Introduction au filtrage adaptatif", ESIEE Paris, 2003.
- [02] : **Mathieu. POULIQUEN**, "Introduction au filtrage adaptatif et à l'égalisation", ENSI Caen année 2008-2009.
- [03] : **Maurice Bellanger**, " Traitement numérique du signal théorie et pratique ", édition Dunod, 2006.
- [04] : **Jacob BENESTY**, "Traitement des signaux numériques-II Filtrage adaptatif et analyse spectrale ", 2005.
- [05] : **Kamel Belloulata** , "Introduction au traitement numérique du signal sous *matlab*", édition OPU, 2009.
- [06] : **G.Binet**, " Filtrage adaptatif introduction ", Université de Caen.
- [07] : **G.Bendjabar et M.Habib Boukharcha**, "Soustraction de bruit : Approche linéaire et non linéaire ", Mémoire d'ingénieur d'état en génie électrique EMP 2002.
- [08] : **Mathieu Pouliquen**, « Introduction au filtrage adaptative et à l'égalisation », Cours de traitement numérique de signal.
- [09]: **S.Haykin** – Adaptative Filter theory. 4 th ed. , Prentice Hall.
- [10]: **Wiem Jebri Jemaii**, Kamel Abderrahim, Fouazi Msahli, 'Comparaison de deux méthodes adaptatives LMS & RLS du modèle de Volterra', The seventh international conference on Sciences and Techniques of Automatic control STA, December 17-19 2006, Tunisia.
- [12]: **Joseph Petrone**, 'Adaptive filter architectures for FPGA implementation', 86 pages, Athesis for the degree of Master of Science, THE FLORIDA STATE UNIVERSITY COLLEGE OF ENGINEERING, 2003.
- [13] : **F.Michaut, M.Bellanger**, 'Filtrage adaptatif', Théorie et algorithmes, Paris : Lavoisier, 2005.
- [14] : **Mohamed NAJIM**, "Filtrage optimal", Ecole Nationale Supérieure d'Electronique et de Radioélectricité de Bordeaux (ENSERB).
- [15] : **Frédéric ROTELLA**, "Filtrage optimal", Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes, 1995.
- [16] : **Maurice CHARBIT**, "Filtre de Wiener ", Juin 2002.
- [17] : **V. John MALHEWS**, "Adaptive Polynomial Filters ". Juillet 1991.

[18] : **ABIDAT Zaki Nabil**, (Conception d'un système anti-bruit pour des systèmes de ventilation: partie Software), IUP Génie Electrique et Informatique Industrielle, Science et technologie de Languedoc, Université de Montpellier II, 2006.

[19] : **MICHAUT François**, **BELLANGER Maurice**, (Filtrage adaptatif : théorie et applications Volume 1, théorie et algorithmes), version 6 -26 Juin 2005.

[20]: **Lu Lu**, (Implementation of Acoustic Echo Cancellation For PC Applications Using MATLAB), Master Thesis IMIT, LECS, Stockholm, 2007.

[21]: **FERRARA EARL R.**, (Fast Implimentation of LMS Adaptatif Filters), IEEE Transactions on acoustics, speech and signal processing, VOL.ASSP-28, NO.4, AUGUST 1980.

[22]: **XIAOJIAN Lu**, (Acoustic Echo Cancellation Over Nonlinear Channels), Department of Electrical and Computer Engineering, McGill University, Montreal, Canada, January 2004.