



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique

Université Kasdi Merbah Ouargla

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

Mémoire

MASTER PROFESSIONNEL

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Electronique

Spécialité : Instrumentation

Présenté par:

DJEMAI ABDALLAH

BENNACEUR MOHAMMED TARZI

Thème :

**Application du filtrage adaptatif à l'annulation de
l'écho acoustique**

Soutenu publiquement le: 03/07/2019

Devant le jury :

Mr Benacer Imad	MCB	Président	UKM Ouargla
Mr Manseur Abdelghani	MAA	Encadreur	UKM Ouargla
Mr Benchabane Abderrazak	MCB	Examineur	UKM Ouargla

Année universitaire: 2018/2019

Remerciements

Nous remercions, avant tout, Allah le Tout puissant pour nous avoir donné la volonté et la patience pour accomplir ce travail.

Nous exprimons également nos sincères remerciements à notre encadreur de mémoire, Monsieur Manseur Abdelghani, enseignant-chercheur au sein du département d'électronique et télécommunications à l'Université Kasdi Merbah Ouargla, pour son encadrement et ses précieux conseils, ainsi, que pour ses encouragements indispensables à la réalisation de ce travail.

Nous remercions nos parents, qui nous ont soutenus tout le long de nos études et nos familles qui, de près ou de loin nous ont apporté leur soutien.

Nous remercions, également, tous les collègues du parcours universitaire.

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

Enfin, Nous remercions infiniment toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Dédicaces

Au nom du Dieu, le tout puissant, à qui je dois tout, et surtout d'avoir honoré et éclairé mon chemin par ma très chère maman que j'aime beaucoup et à qui je témoigne ma gratitude et ma reconnaissance pour tous ses sacrifices, tous les mots n'exprimeront pas ma reconnaissance et mon amour pour elle je lui souhaite santé et satisfaction. A mon cher père pour ses conseils et sa bonne humeur je lui souhaite santé et satisfaction Que ce travail vous soit le témoignage sincère et affectueux de ma profonde et infinie reconnaissance pour tout ce que vous avez fait pour moi. J'espère que je serai toujours à la hauteur de vos espérances.

Aux familles Bennaceur et Djemaï.

*Tous mes professeurs, mon encadreur Mr. Manseur Abdelghani
A mes très chers frères et mes chères sœurs Chacun en son propre nom,
À tous mes chers amis, qui m'a beaucoup aidé et m'encouragé.
À chaque présent dans mon cœur et absent entre ces lignes. Qu'il
trouve ici mes sincères sentiments de gratitude et de respect et à tous
ceux que j'estime.*

*Je le dédie à toutes les personnes qui ont contribué, à un moment de
notre travail, au bon déroulement et à l'achèvement de ce mémoire.*

Djemaï Abdallah

Bennaceur Med-tarzi

Sommaire

Remerciements

Dédicaces

Sommaire

LISTE DES FIGURES

ABREVIATIONS

INTRODUCTION GÉNÉRALE 1

CHAPITRE I FILTRAGE ADAPTATIF

I.1 Introduction:	5
I.2 Le filtrage adaptatif	5
I.3 Principe du filtrage adaptatif	6
I.4 Applications du filtrage adaptatif	8
I.5 Algorithmes de filtrage adaptatif	10
I.5.1 Critères de performance de l'algorithme	11
I.5.2 L'algorithme LMS :	12
I.5.3 L'algorithme NLMS ("Normalised LMS")	13
I.5.4 L'algorithme RLS	13
I.6 Applications des différents filtres	14
I.6.1 Filtre adaptatif LMS.....	14
I.6.2 Filtre adaptatif NLMS	16
I.6.2.1 Résultats de simulation	16
I.6.3 Filtre adaptatif RLS	17
I.6.3.1 Résultats de simulation	17
I.7 Choix de l'algorithme	18
I.8 Conclusion	19

CHAPITRE II ETUDE DE L'ALGORITHME LMS

II.1 Introduction	21
II .2 Filtrage Optimal	21
II.2.1 Définition	21
II.3 Méthodes de Filtrage Optimal	22
II. 3.1 Filtrage par moindres carrés	22
II.3.1.1 Les caractéristiques de cette méthode	22
II.3.2 Filtrage de Kalman	22
II.3.2.1 Caractéristiques de cette méthode	22
II.3.3 Filtrage de Wiener	22
II.3.3.1 Caractéristiques de cette méthode	23
II.4 Filtrage de Wiener adaptatif	24
II.4.1 Principe général	24
II.4.2 Applications du filtrage de Wiener	25
II.5 Critères d'évaluation de performance d'un filtre adaptatif	25
II .6 Algorithme du gradient stochastique	27
II.6.1. Algorithme du gradient stochastique (LMS).....	27
II.6.1.1 Convergence et stabilité de l'algorithme LMS.....	29
II.6.1.2 Annulation de l'interférence	29
II.6.1.3 Égalisation adaptative.....	33
II.6.1.4 Avantages et inconvénients du LMS	35
II.7 Conclusion	35

CHAPITRE III ANNULATION D'ECHO ACOUSTIQUE PAR LE FILTRAGE ADAPTATIF

III .1 Introduction	38
III.2 Principe de l'annulation d'écho acoustique	38

III.3 Application du filtrage adaptatif à l'annulation d'écho acoustique	39
III.3.1 La réponse impulsionnelle de la chambre.....	39
III.3.2 Le signal vocal proche	40
III.3.3 Le signal de parole lointain	40
III.3.4 Le signal du microphone	41
III.3.5 Le filtre adaptatif LMS	41
III.3.6 Amélioration de perte de retour d'écho (ERLE)	43
III.3.7 Effets de valeur de taille de pas ($\mu=0.04$)	44
III .4 Conclusion	45
CONCLISION GÉNÉRALE	47
BIBLIOGRAPHIE	49
RESUMÉ	

LISTE DES FIGURES

Chapitre I	
Fig-I.1 : Principe d'un filtre adaptatif	7
Fig-I.2 : Principe de l'identification.	8
Fig-I.3 : Principe de la prédiction.	9
Fig-I.4 : Principe de la modélisation inverse.	9
Fig-I.5 : Principe de l'annulation d'interférence	10
Fig-I.6 : Schéma général d'un système de filtrage adaptatif.	11
Fig-I.7 : Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme LMS	15
Fig-I.8 : L'erreur pour $\mu = 0.008, 0.05$ et 0.1 successivement	15
Fig-I.9 : Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme NLMS	16
Fig-I.10 : Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme RLS	18
Fig-I.11 : Erreur (dB) en fonction du Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes RLS et LMS	19
Chapitre II	
Fig-II.1 : Filtrage Optimal	21
Fig-II.2 : Filtrage de Wiener	23
Fig-II.3 : Principe du filtrage de Wiener	24
Fig-II.4 : Élimination de l'interférence	29
Fig-II.5 : Annulation de Bruit	30
Fig-II.6 : Annulation D'echo	30
Fig-II.7 : Model Similink de filtre LMS pour l'annulation d'interférence	31
Fig-II.8 : Courbes des traçages signal d'entrée dans le model LMS (annulation d'interférence)	32
Fig-II.9 : Egalisation adaptative.	33
Fig-II.10 : Courbes d'apprentissage de l'algorithme LMS pour un égaliseur adaptatif RIF de longueur $L = 11$ et pour deux pas d'adaptation différents.	34
Chapitre III	
Fig-III.1 : Principe de l'annulation d'echo acoustique.	38
Fig-III.2 : la réponse impulsionnelle de la chambre.	39
Fig-III.3 : Le signal vocal proche	40
Fig-III.4 : Le signal de parole lointain	40
Fig-III.5 : Le signal du microphone	41
Fig-III.6 : Différents signaux pour $\mu = 0.025$	42
Fig-III.7 : Amélioration de perte de retour d'écho (ERLE)	43
Fig-III.8 : Effet du changement de la valeur du pas ($\mu = 0.04$)	44

ABBREVIATIONS

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

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.[01]

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 (Least Mean Square, LMS), 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 (LMS), 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

Cette partie présente une 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 statistique.

Le filtrage est effectué de manière adaptative, si les coefficients sont ajustés, selon une norme donnée, une fois qu'une nouvelle valeur de signal est disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement dans les meilleurs délais. Les filtres adaptatifs s'ajustent eux-mêmes, en fonction des signaux externes, pour supprimer les troubles situés dans la gamme de fréquences du signal souhaité à un moment donné.

I.2 Le 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.).

Les filtres adaptatifs sont généralement constitués de deux parties différentes :

- 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 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.

On entend par reconstitution : l'identification de systèmes, la prédiction, **modélisation** inverse, et l'annulation d'interférence.[02]

- **Modélisation** : *La modélisation est la représentation d'un système par un autre, plus facile à appréhender. Il peut s'agir d'un système mathématique ou physique. Le modèle sera alors numérique ou analogique.*

I.2.1 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.[03]

I.3 Principe du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif ainsi que ses méthodes d'application ont connu un développement considérable depuis les années 60. Ce développement du filtrage adaptatif est né de l'essor du traitement numérique, de la croissance soutenue de la puissance des processeurs de traitement

qui permettent la mise en œuvre en temps réel, d'algorithmes de plus en plus complexes et qui vont à des cadences de plus en plus élevées. Les méthodes adaptatives en traitement du signal, ont pour objectif :

L'adaptation des outils de traitement aux propriétés statistiques des signaux et des systèmes, ainsi que l'adaptation à leurs fluctuations dans le temps. Il s'agit donc d'un mélange bien équilibré, entre la stationnarité et la non stationnarité.

La stationnarité permet de maintenir de façon permanente, dans le temps les propriétés statistiques, grâce auxquelles sont éliminées ou tout au moins réduites les fluctuations purement aléatoires. La non stationnarité, est la variation lente ou rapide, au cours du temps des propriétés statistiques, sans lesquelles, il n'y aurait nul besoin d'adaptation.

En l'absence de fluctuation des signaux et systèmes, le filtre optimal pourrait être calculé une seule fois. Les filtres peuvent être classifiés comme étant linéaires ou non linéaires.[04]

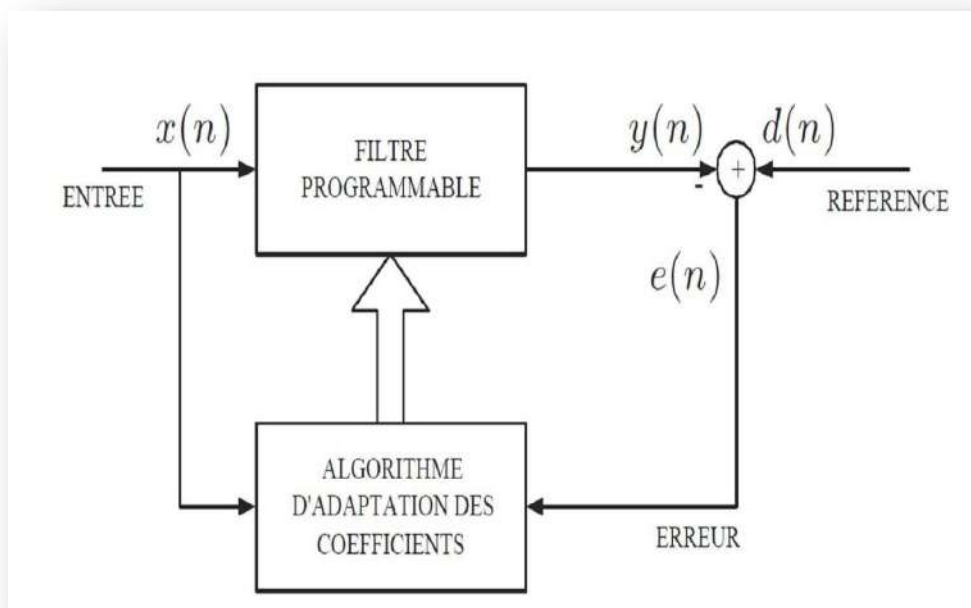


Figure I.1 : Principe d'un filtre adaptatif

Comme le montre la Figure I.1, un filtre adaptatif est un filtre numérique avec des coefficients qui sont déterminés et mis à jour par un algorithme 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.[05]

I.4 Applications du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes: on dispose d'une entrée $x(n)$ ainsi que de la réponse désirée (référence) $d(n)$ et l'erreur $e(n)$, qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre. Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée $d(n)$.

On peut distinguer quatre grandes classes d'applications:

❖ Identification de Systèmes

$d(n)$ est la sortie du système que l'on souhaite identifier.

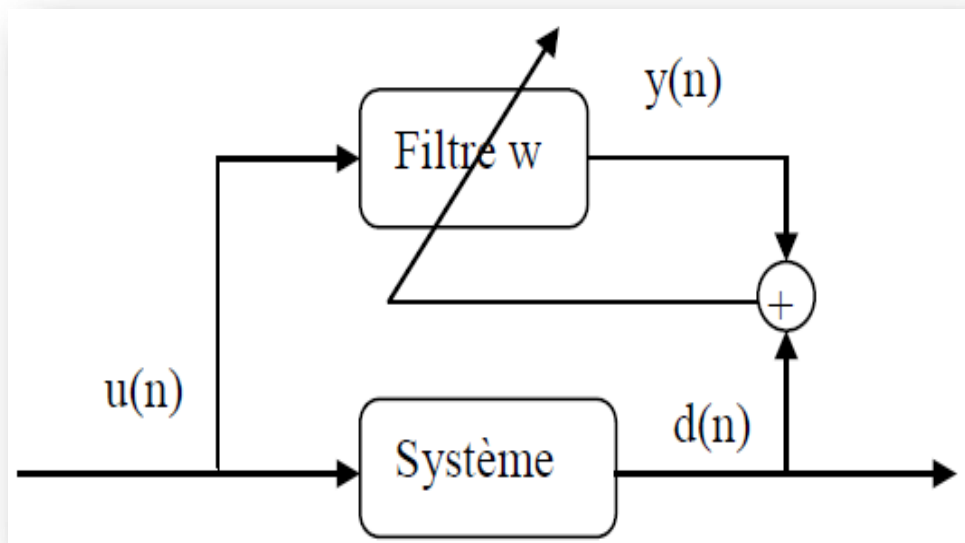


Figure I.2: Principe de l'identification.

La figure I.2, illustre le contexte du problème d'identification. Celui-ci consiste en la détermination d'un filtre modélisant au mieux le comportement d'un système inconnu. Seuls sont connus les signaux d'entrée/sortie de ce système. Le filtre représentant le modèle sera

estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du processus et son estimation à la sortie du filtre.

❖ Prédiction

$d(n)$ est le signal à l'instant n et $y(n)$ le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.

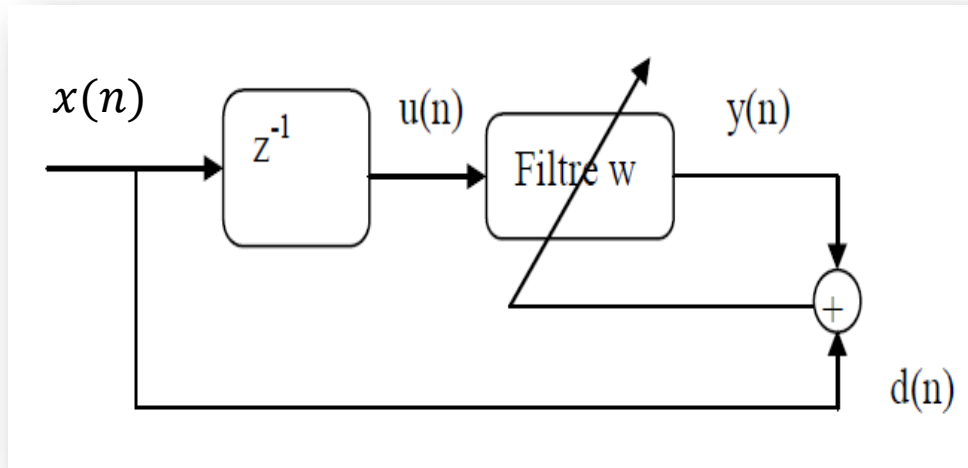


Figure.I.3 : Principe de la prédiction.

La figure I.3, illustre le contexte du problème de prédiction. Ce problème consiste en l'estimation de la valeur future d'un signal à partir de l'information passée. Ça peut être, par exemple, pour prévoir la position future d'un objet, ou pour anticiper l'évolution future d'une grandeur afin de prendre au plus vite une décision.

❖ Modélisation inverse (égalisation, déconvolution)

$d(n)$ est l'entrée (retardée) du système que l'on cherche à « inverser ».

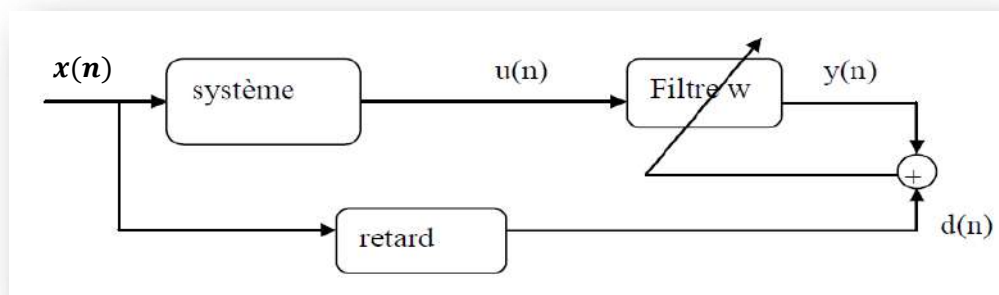


Figure.I.4 : Principe de la modélisation inverse.

La figure I.4 illustre le contexte du problème de modélisation inverse. Il s'agit ici de reconstruire au mieux un signal de référence qui a été déformé par un processus inconnu. Le filtre adaptatif doit permettre une compensation des déformations induites par le processus. En télécommunication ce problème est désigné sous le nom de problème d'égalisation.[06][07]

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

$d(n)$ est un signal primaire qui comporte les interférences à annuler. $u(n)$ est le signal de référence dénué (ou presque) d'information et obtenu par un capteur proche de celui qui fournit $d(n)$. Compte tenu du cadre dans lequel ce travail est présenté, nous n'expliquerons que la manière dont nous pouvons annuler l'écho de la voix grâce au filtrage adaptatif.

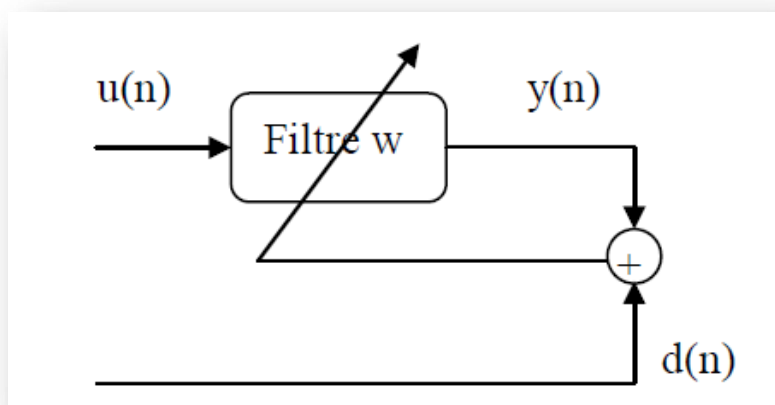


Figure I.5: Principe de l'annulation d'interférence

La figure I.5 illustre le contexte du problème d'annulation d'interférence. Le problème de l'électrocardiogramme est un problème typique d'annulation d'interférence. On dispose d'un signal primaire (l'électrocardiogramme du bébé) parasité par un signal de référence déformé. Ce signal de référence est l'électrocardiogramme de la mère. Le filtrage adaptatif va permettre une compensation de l'influence de l'électrocardiogramme de la mère sur l'électrocardiogramme du bébé.[08]

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 le montre la figure ci-dessous.

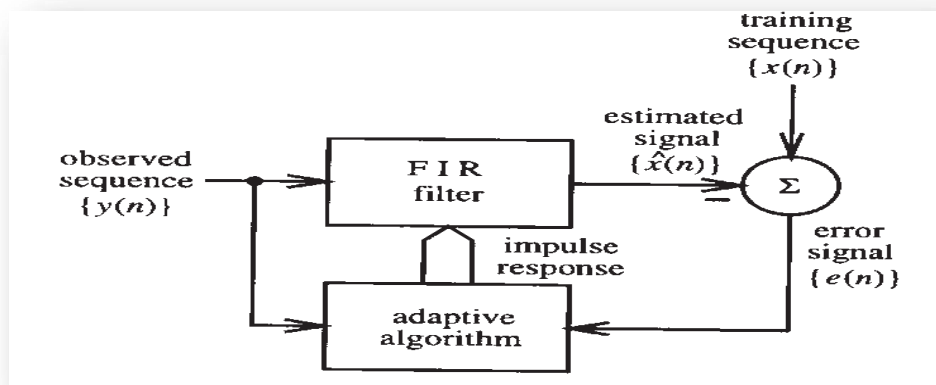


Figure I.6: Schéma général d'un système de filtrage adaptatif.

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,
- 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.[10]

I.5.2 L'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 MSE (Mean Square Error). Cette méthode consiste en deux étapes fondamentales.[11]

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

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

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

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

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 :

$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) + \mu \mathbf{x}(n) \mathbf{e}(n) \quad (1.3)$$

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 atteigne sa valeur optimale le plus rapidement possible. Les principaux avantages de l'algorithme LMS, est sa simplicité et ses performances. Mais sa convergence est lente par rapport aux autres algorithmes. Parmi les très nombreuses variantes de l'algorithme LMS standard, on peut citer [12].

I.5.3 L'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:

$$\mathbf{h}(\mathbf{n} + 1) = \mathbf{h}(\mathbf{n}) + \mu_{NLMS} \frac{\mathbf{x}(\mathbf{n})}{\mathbf{x}^T(\mathbf{n}) * \mathbf{x}(\mathbf{n})} \mathbf{e}(\mathbf{n}) \quad (1.4)$$

Le pas d'adaptation μ_{NLMS} est défini dans l'intervalle

$$0 < \mu_{NLMS} < 2 \quad (1.5)$$

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 L'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:

$$\mathbf{h}(\mathbf{n} + 1) = \mathbf{h}(\mathbf{n}) + \mathbf{G}(\mathbf{e}(\mathbf{n})) \quad (1.6)$$

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

$$\mathbf{G}(\mathbf{k}) = \frac{\mathbf{P}\lambda^{-1}(\mathbf{k} - 1)\mathbf{x}(\mathbf{k})}{\mathbf{1} + \lambda^{-1}\mathbf{x}^T(\mathbf{k})\mathbf{P}(\mathbf{k} - 1)\mathbf{x}(\mathbf{k})} \quad (1.7)$$

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

$$\mathbf{P}(\mathbf{k}) = \lambda^{-1}\mathbf{P}(\mathbf{k} - 1) - \lambda^{-1}\mathbf{G}(\mathbf{k})\mu^T(\mathbf{k})\mathbf{P}(\mathbf{k} - 1) \quad (1.8)$$

Où λ est le facteur d'oubli compris entre 0 et 1. La matrice de covariance est initialisée de la manière suivante :

$$\mathbf{P}(\mathbf{0}) = \beta^{-1}\mathbf{I}. \quad (1.9)$$

avec \mathbf{I} qui est la matrice identité et β une constante positive très faible.

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 :

$$\begin{cases} \mathbf{y}(k) = \mathbf{h}(k-1) * \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{e}(k) = \mathbf{d}(k) - \mathbf{y}(k) \\ \mathbf{h}(k) = \mathbf{h}(k-1) + \mu * \mathbf{x}(k) * \mathbf{e}(k) \end{cases} \quad (1.10)$$

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.

I.6.1.2 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.

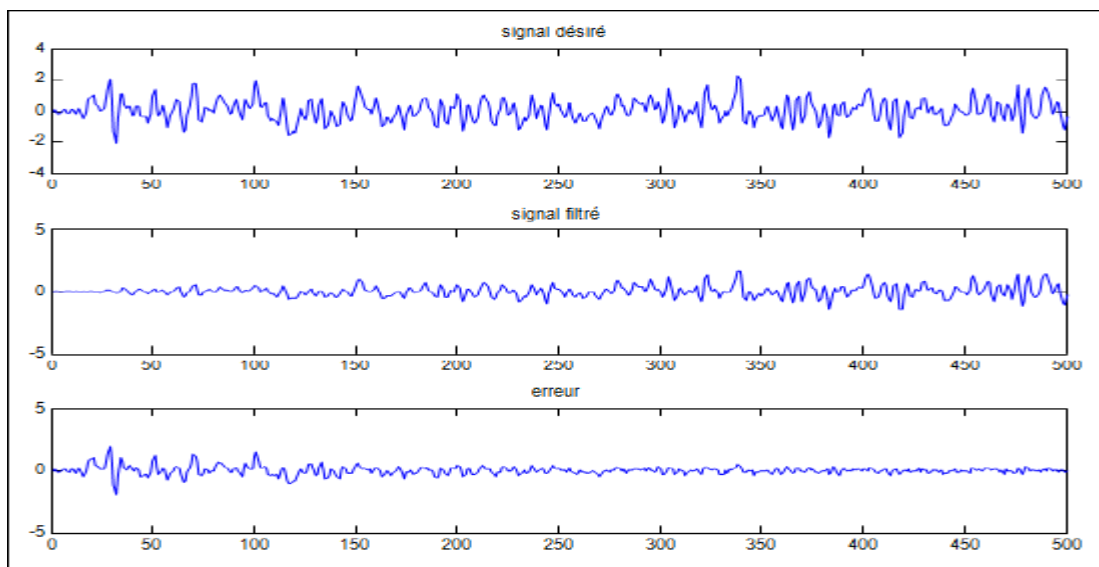


Figure I.7: Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme LMS

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

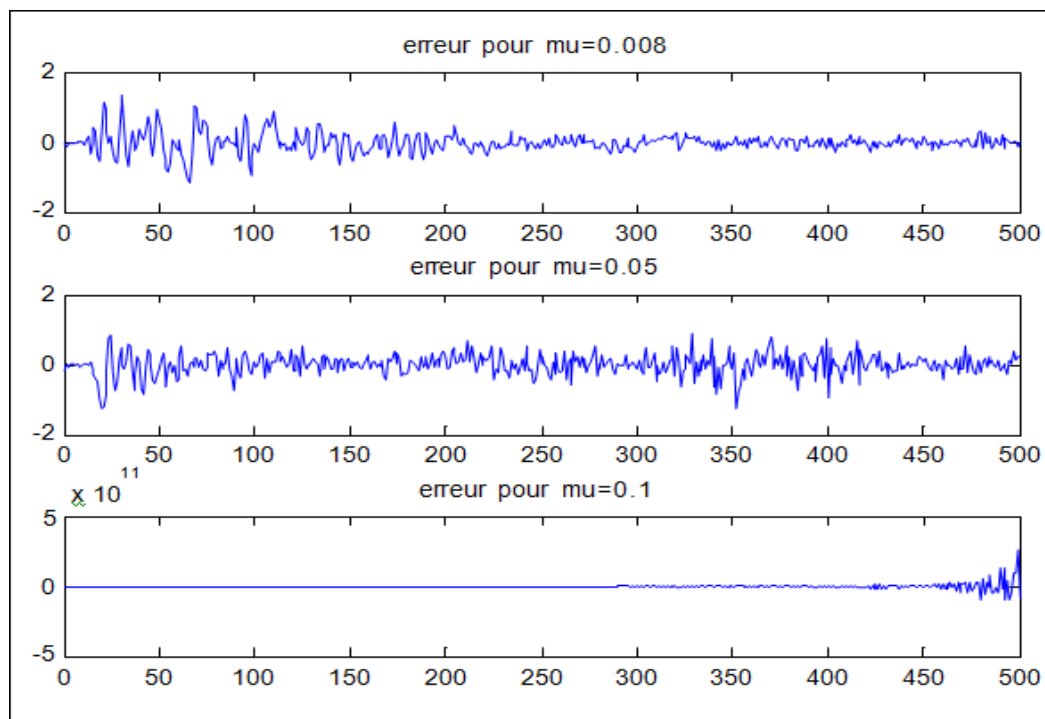


Figure I.8: L'erreur pour $\mu = 0.008, 0.05$ et 0.1 successivement

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 :

$$\begin{cases} y(k) = w(k-1) * x(k) \\ e(k) = d(k) - y(k) \\ \mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \mu_{NLMS} \frac{\mathbf{x}(n)}{\mathbf{x}^T(n) * \mathbf{x}(n)} e(n) \end{cases} \quad (1.11)$$

I.6.2.1 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

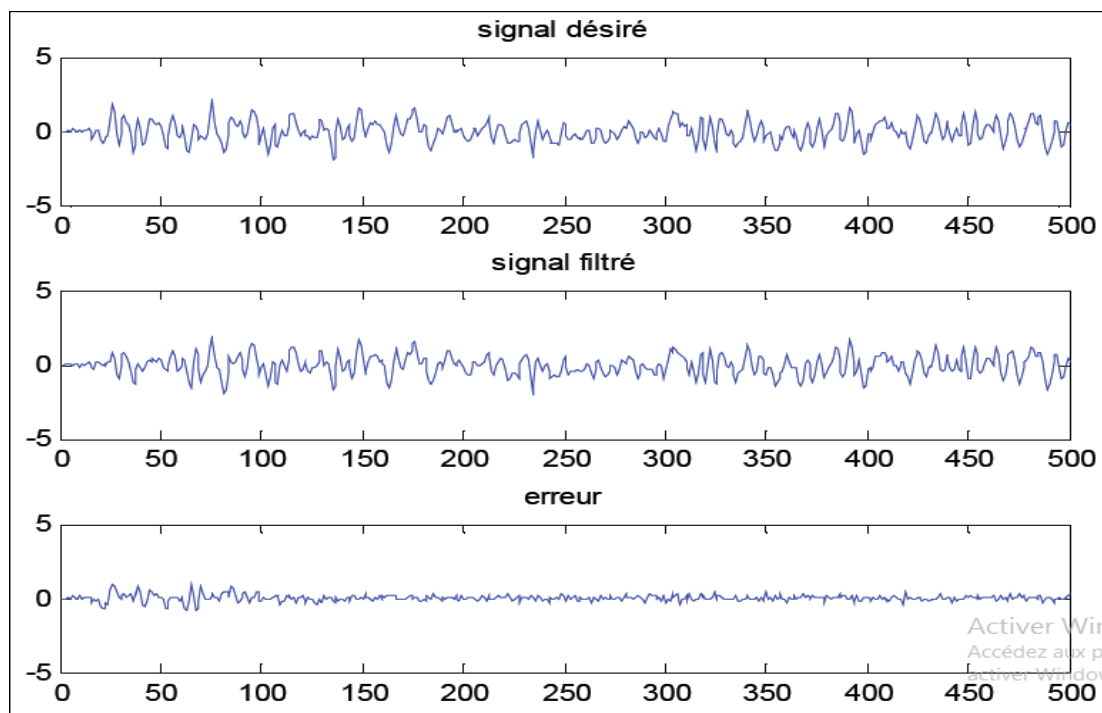


Figure I.9: Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme NLMS

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 ;

$$\mathbf{G}(\mathbf{k}) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{p}(\mathbf{k} - 1) \mathbf{x}(\mathbf{k})}{\mathbf{1} + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(\mathbf{k}) \mathbf{p}(\mathbf{k} - 1) \mathbf{x}(\mathbf{k})} \quad (1.12)$$

$$\mathbf{e}(\mathbf{k}) = \mathbf{h}(\mathbf{k}) - \mathbf{h}^T(\mathbf{k} - 1) \mathbf{x}(\mathbf{k}) \quad (1.13)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{k}) = \mathbf{h}(\mathbf{k} - 1) + \mathbf{G}(\mathbf{k}) \mathbf{e}(\mathbf{k}) \quad (1.14)$$

$$\mathbf{p}(\mathbf{k}) = \mathbf{p}(\mathbf{k} - 1) - \mathbf{G}(\mathbf{k}) \mathbf{x}^T(\mathbf{k}) * \mathbf{p}(\mathbf{k} - 1) \quad (1.15)$$

$$\mathbf{y}(\mathbf{k}) = \mathbf{h}^T(\mathbf{x}) * \mathbf{x}(\mathbf{k}) \quad (1.16)$$

Avec:

- $\mathbf{G}(\mathbf{k})$ gain d'adaptation, qui est vecteur ligne de dimension $(n, 1)$,
- $\mathbf{e}(\mathbf{k})$ erreur à priori,
- $\mathbf{h}(\mathbf{k})$ les 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'autocorrélation inverse est initialisée à $\mathbf{2,5} \cdot \mathbf{I}$, avec \mathbf{I} matrice identité.

I.6.3.1 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.

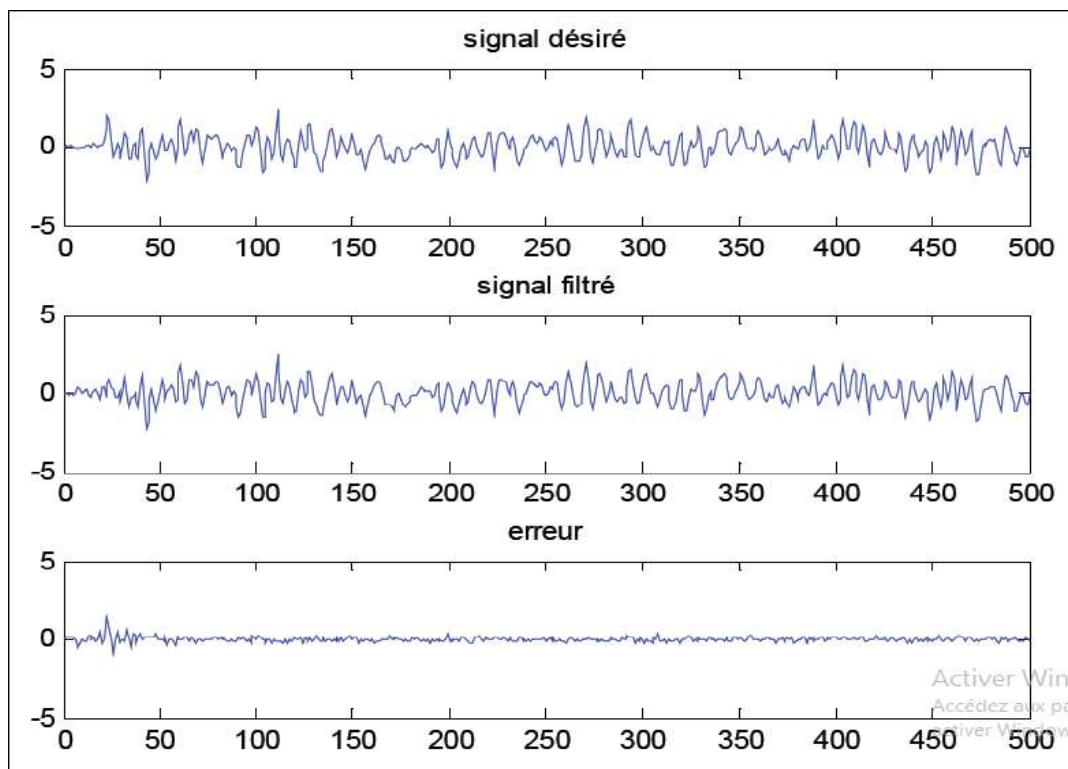


Figure I.10: Signal désiré, signal filtré et l'erreur pour l'algorithme RLS

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).[13]

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 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.[14]

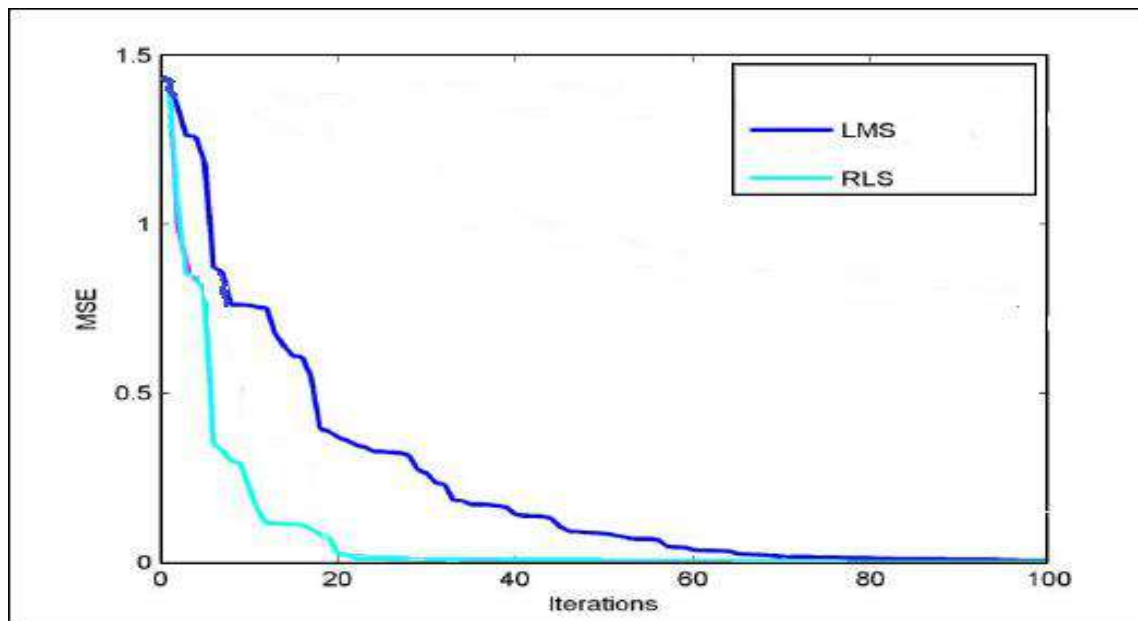


Figure I.11: Erreur (dB) en fonction du Nombre d'itérations pour la comparaison des vitesses de convergence des algorithmes RLS et LMS.

I.8 Conclusion

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

Dans le chapitre suivant, nous allons faire une étude plus détaillée du filtre adaptatif LMS.

Chapitre II:
ETUDE DE
L'ALGORITHHE
LMS

II.1 Introduction

Le deuxième chapitre présente une approche adaptative en context applications en traitement de signal spectral. Clarifier le caractère formel en termes de solutions optimales. Ainsi que des approches statistiques clés. Nous 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 la 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

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 $u(n)$. [02]

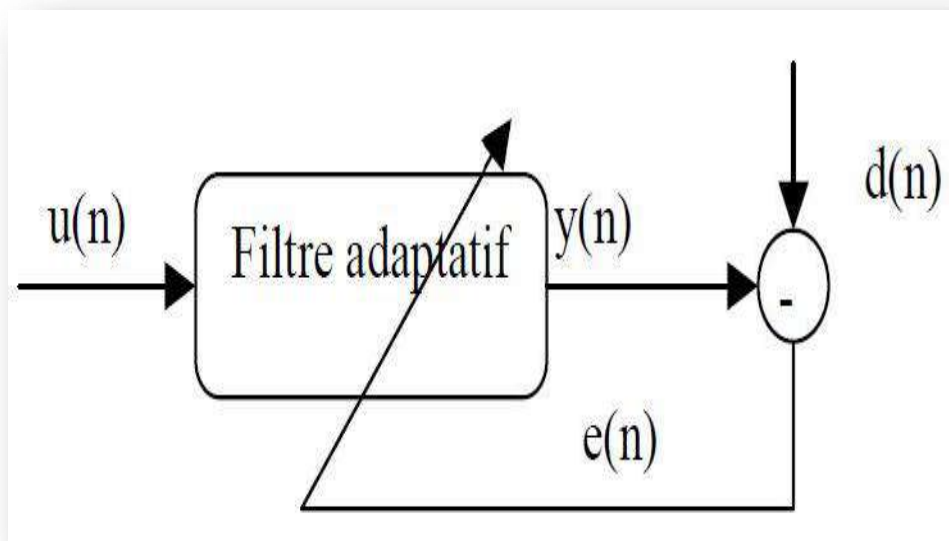


Figure II.1 : Filtrage Optimal

l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$. On note

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.1)$$

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.

II.3.1.1 Les 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 modèle adopté pour le signal non altéré est le modèle 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.

II.3.2 Filtrage de Kalman

Le filtre de Kalman résout 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 $y(k)$.

II.3.2.1 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 modèle est correct, on aura la rejection du bruit et non pas son lissage.
- Si le modèle 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.[15][16]

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 tâtché 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 $y(n)$.

Avec : σ_ε^2 La variance du signal d'écart $\varepsilon(n)$

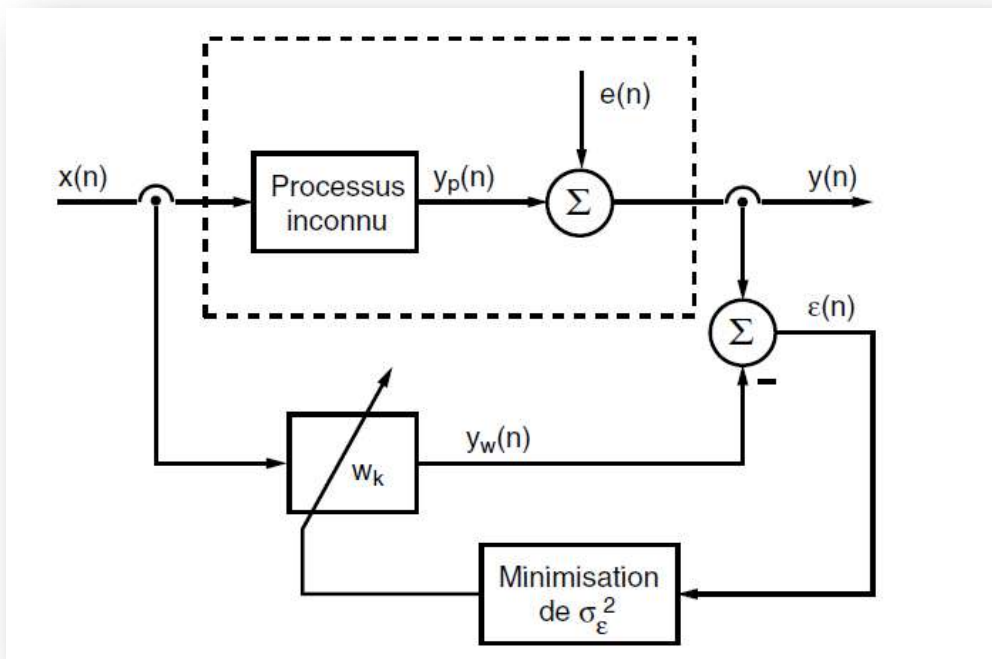


Figure II.2 : Filtrage de Wiener

II.3.3.1 Caractéristiques de cette méthode

- Méthode des moindres carrés en stochastique.
- Il y a contrainte de stationnarité.

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 $x(k)$. [17]

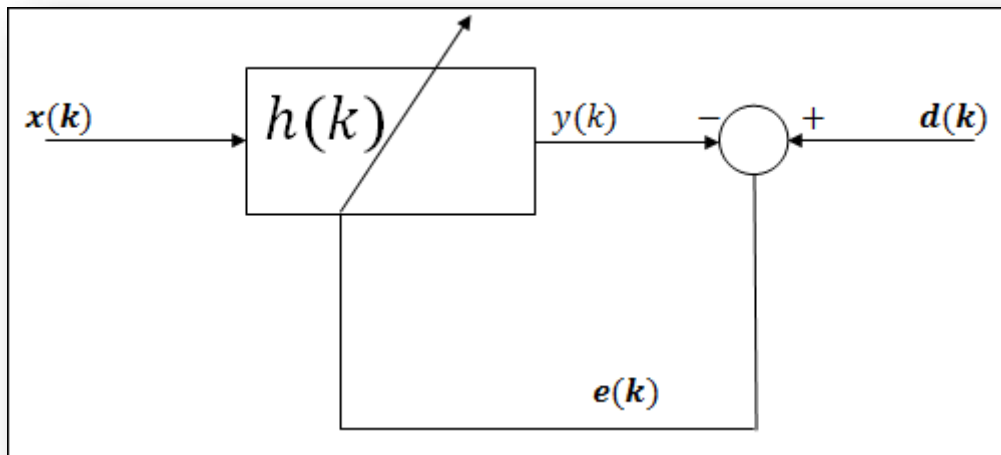


Figure II.3 : Principe du filtrage de Wiener

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

$$y(k) = h(k) * x(k) \quad (2.2)$$

Avec :

$$h(k) = h\delta(k) + h\delta(k-1) + h\delta(k-2) + \dots + h_M(k-M) \quad (2.3)$$

Donc :

$$h(k) = \sum_{i=0}^M h_i \delta(k-i) \quad (2.4)$$

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 :

$$h(k) = h_0 + h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_M z^{-M} \quad (2.5)$$

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 :

$$y(k) = \sum_{i=0}^M h_i x(k-i) \quad (2.6)$$

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,
- 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.[18][12]

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 considéré 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.

❖ **L'erreur d'ajustement (mis ajustement) 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 une constante non nulle.[17]

II.6 ALGORITHME DU GRADIENT STOCHASTIQUE

II.6.1. Algorithme du gradient stochastique (LMS)

L'algorithme LMS (Least Mean Squares) est un choix populaire dans beaucoup d'applications exigeant le filtrage adaptatif. Les raisons principales de sa popularité :

- Simplicité et complexité informatique réduite. En outre, il y a plusieurs variantes de l'algorithme qui peuvent être employées spécifiquement afin de résoudre différents types de problèmes qui sont inhérents à certaines applications.
- La version de base du LMS est un cas spécial du filtre adaptatif du gradient descendant (steep est descent) bien connu.
- Le but de cette technique est de réduire au minimum une fonction de coût quadratique en mettant à jour itérativement des poids de sorte qu'ils convergent à la solution optimale.
- De la méthode de gradient descendant, le vecteur de poids d'égalisation est donné par l'équation suivante :

$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) + 1/2\mu[-\nabla(E(e^2(n)))] \quad (2.7)$$

Où μ est un paramètre crucial affectant la stabilité et le taux de convergence de l'algorithme LMS. Il représente le pas de descente de l'algorithme. $e^2(n)$ est l'erreur

quadratique moyenne entre la sortie $\hat{x}(n)$ et le signal de référence $x(n)$. Elle est donnée par la formule suivante :

$$e^2(n) = [x^*(n) - \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n)]^2 \quad (2.8)$$

Où:

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad (2.9)$$

Et :

$$x(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{y}(n) \Leftrightarrow \hat{x}(n) = \mathbf{y}^T(n) \mathbf{h} \quad (2.10)$$

Le vecteur gradient est donné par :

$$\mathbf{h} \nabla = -2\Phi_{yx} + 2\Phi_{yy} \quad (2.11)$$

Dans la méthode du gradient descendant, le plus gros problème est le calcul impliqué dans la recherche des valeurs Φ_{yy} et Φ_{yx} des matrices en temps réel. Pour y remédier, l'algorithme LMS utilise les valeurs instantanées des matrices de covariance Φ_{yy} et Φ_{yx} au lieu de leurs valeurs réelles c'est-à-dire :

$$\Phi_{yy} = E[\mathbf{y}(n)\mathbf{y}^T(n)] \quad (2.12)$$

$$\Phi_{yx} = E[\mathbf{y}(n)x^*(n)] \quad (2.13)$$

Par conséquent, la mise à jour du vecteur de poids d'égalisation peut être donnée par l'équation suivante:

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \mu \cdot \mathbf{y}(n) [x^*(n) - \mathbf{y}^T(n)\mathbf{h}(n)] \quad (2.14)$$

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \mu \cdot \mathbf{y}(n) * e(n) \quad (2.15)$$

L'algorithme LMS est engagé à démarrer avec une valeur arbitraire $\mathbf{h}(0)$ pour le vecteur de poids à $n = 0$. Les rectifications successives du vecteur de poids finalement conduisent à la valeur minimale de l'erreur quadratique moyenne. Par conséquent, l'algorithme LMS peut se résumer par ces équations :

$$\text{Initialiser avec : } \mathbf{h}(0) = \mathbf{0} \quad (2.16)$$

Pour toute séquence $n = 1, 2, \dots$ Faire:

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

$$e(n) = x(n) - x(n)$$

$$h(n) = h(n+1) + 2\mu y(n) e(n) \quad (2.17)$$

II.6.1.1 Convergence et stabilité de l'algorithme LMS

L'algorithme LMS engagé avec certaines valeurs arbitraires pour le poids est perçu comme vecteur de convergence : Si μ est choisie pour être très faible alors l'algorithme converge très lentement. Une grande valeur de μ peut conduire à une accélération de convergence, mais peut-être moins stable, autour de la valeur minimale. Habituellement μ est choisie dans la marge :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (2.18)$$

Où λ_{\max} représente la valeur propre maximale de la matrice d'auto corrélation P_{yy} . La convergence de l'algorithme est inversement proportionnelle à la propagation des valeurs propres de la matrice d'auto corrélation P_{yy} . Pour des valeurs propres de P_{yy} qui sont très répandues, la convergence peut être lente.[18][19]

II.6.1.2 Annulation de l'interférence

Permet d'éliminer le signal d'interférence d'un signal primaire.

Applications : Élimination d'écho/bruit (Speakerphone mains libres, écouteurs sans bruit, ... etc.).[20]

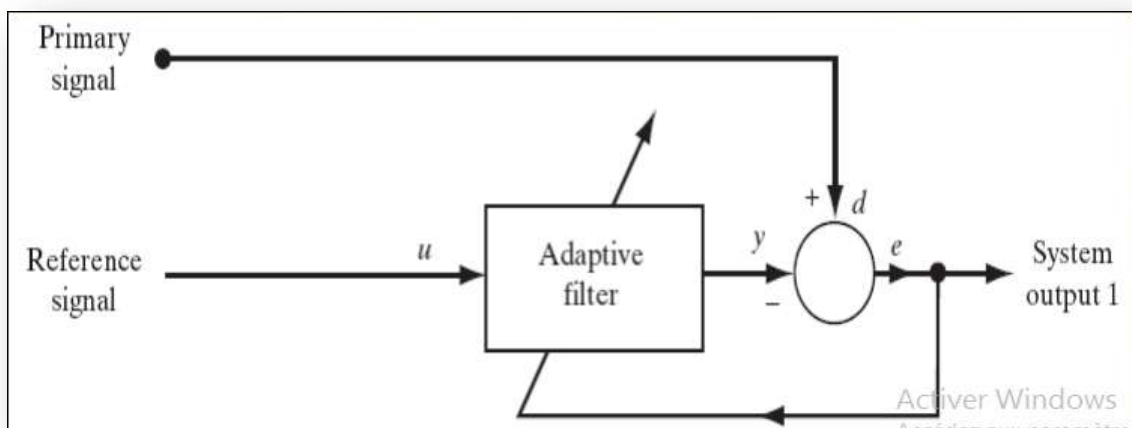


Figure II.4 Élimination de l'interférence

❖ L'annulation du bruit

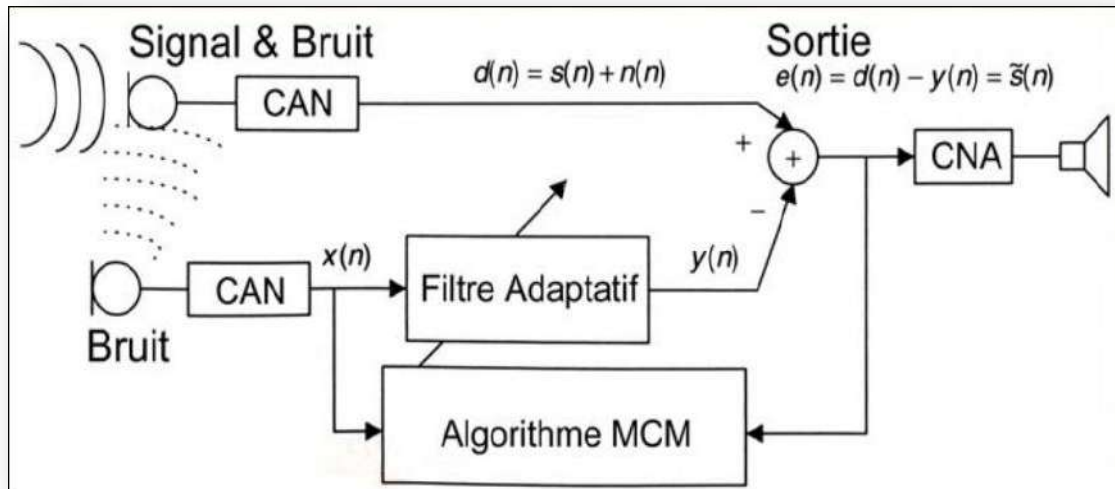


Figure II.5 : Annulation de Bruit

❖ L'annulation d'écho de ligne locale est largement utilisée dans les modems de données et les centraux téléphoniques pour la réduction d'écho.

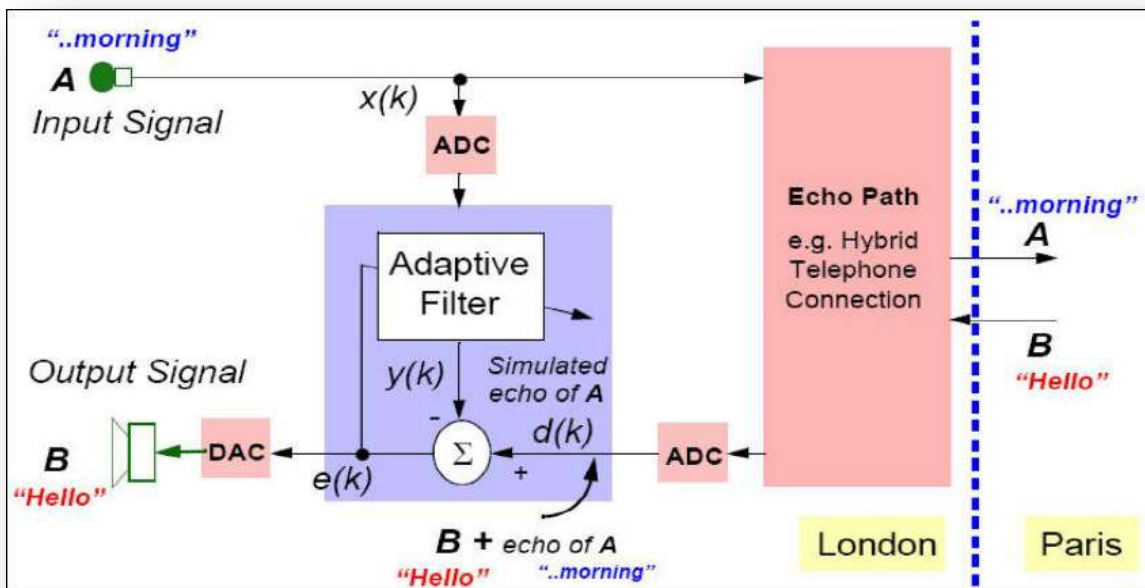


Figure II.6 : Annulation D'echo

❖ Model Simulink

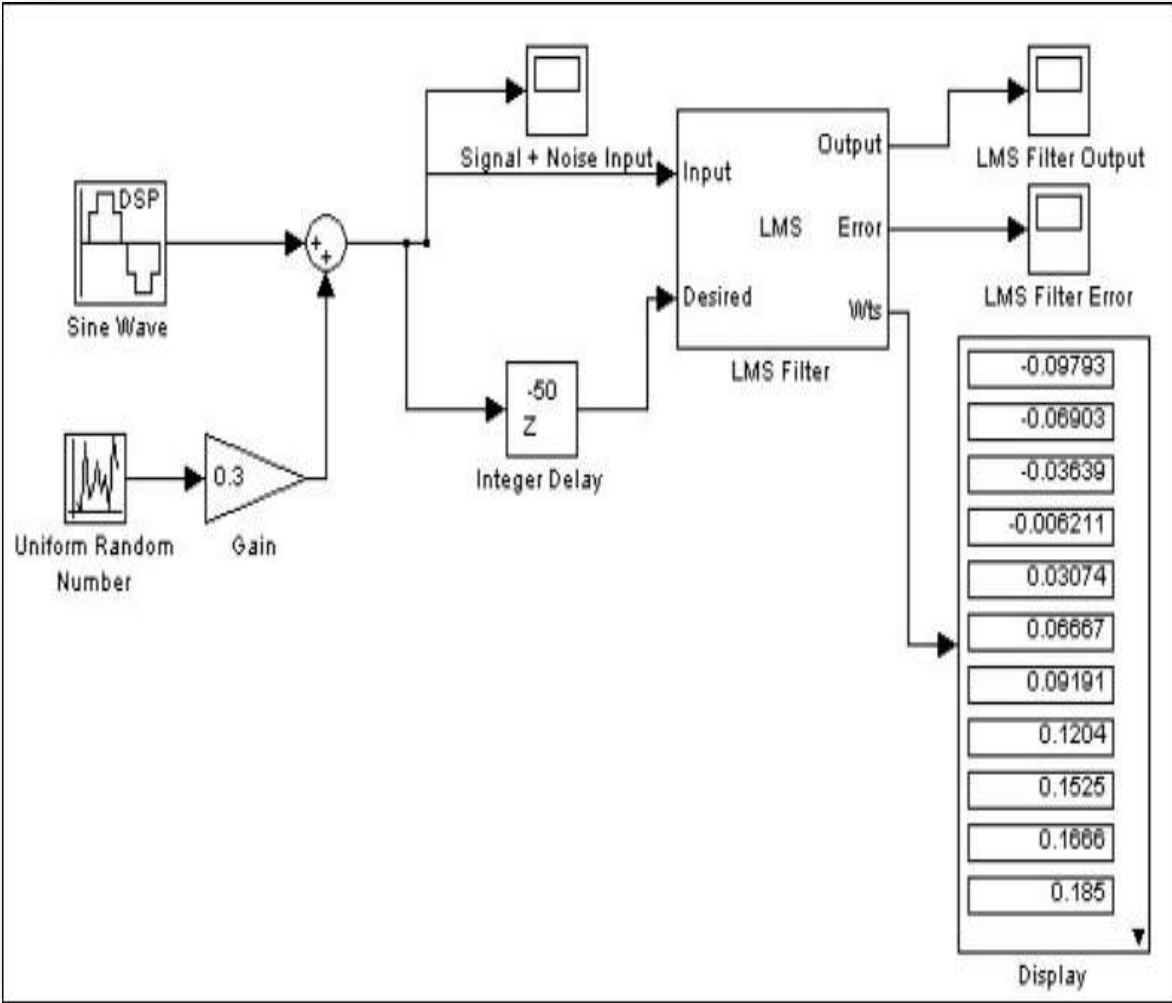


Figure II.7 : Model Simulink de filtre LMS pour l'annulation d'interférence

❖ Trace d'entrée dans le modèle

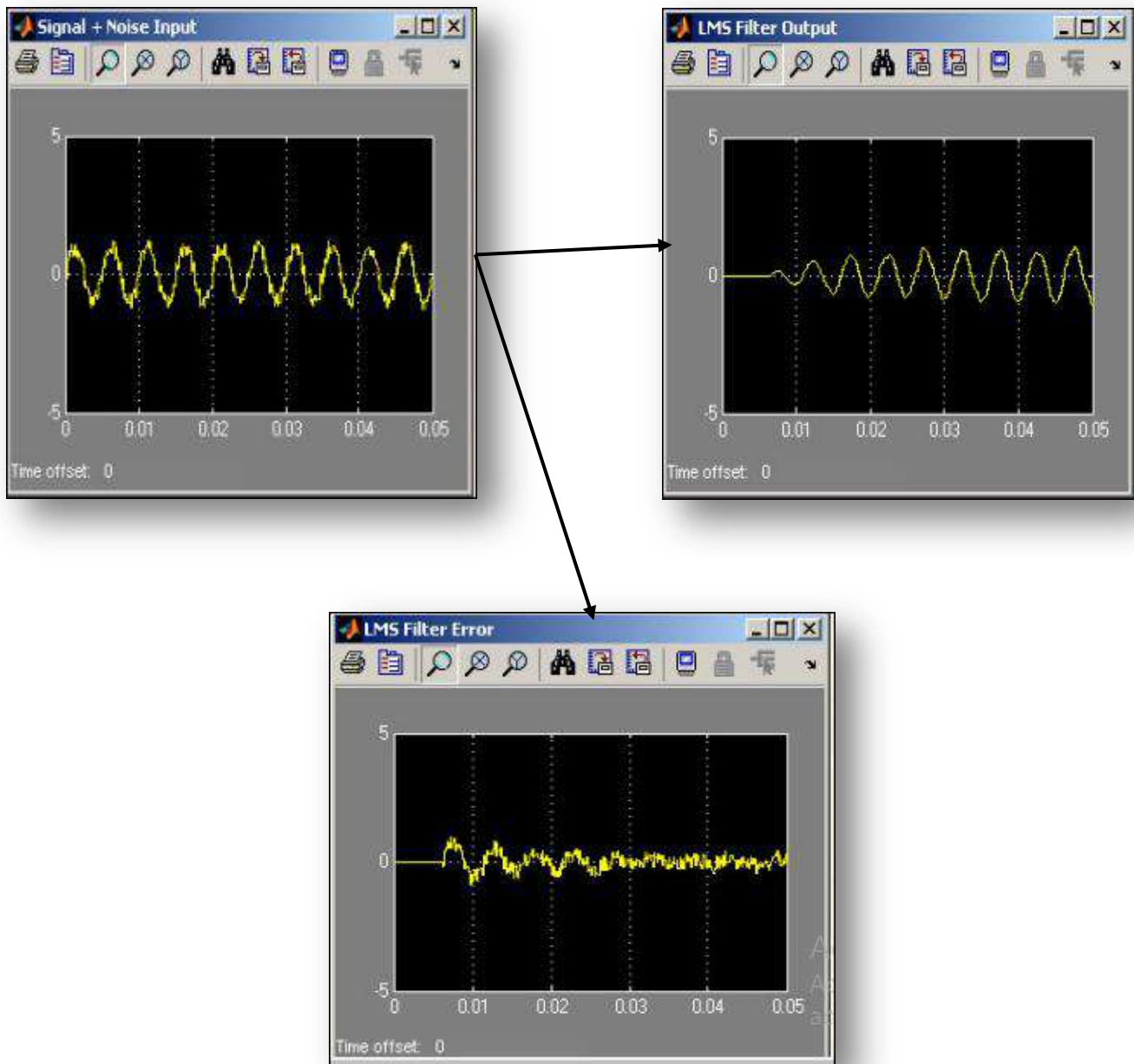


Figure II.8 : Courbes des traçages signal d'entrée dans le model LMS (annulation d'interférence)

II.6.1.3 Égalisation adaptative

On étudie l'utilisation de l'algorithme LMS pour l'égalisation adaptative d'un canal linéaire qui produit des distorsions. La Figure.9 illustre le principe d'un égaliseur adaptatif.

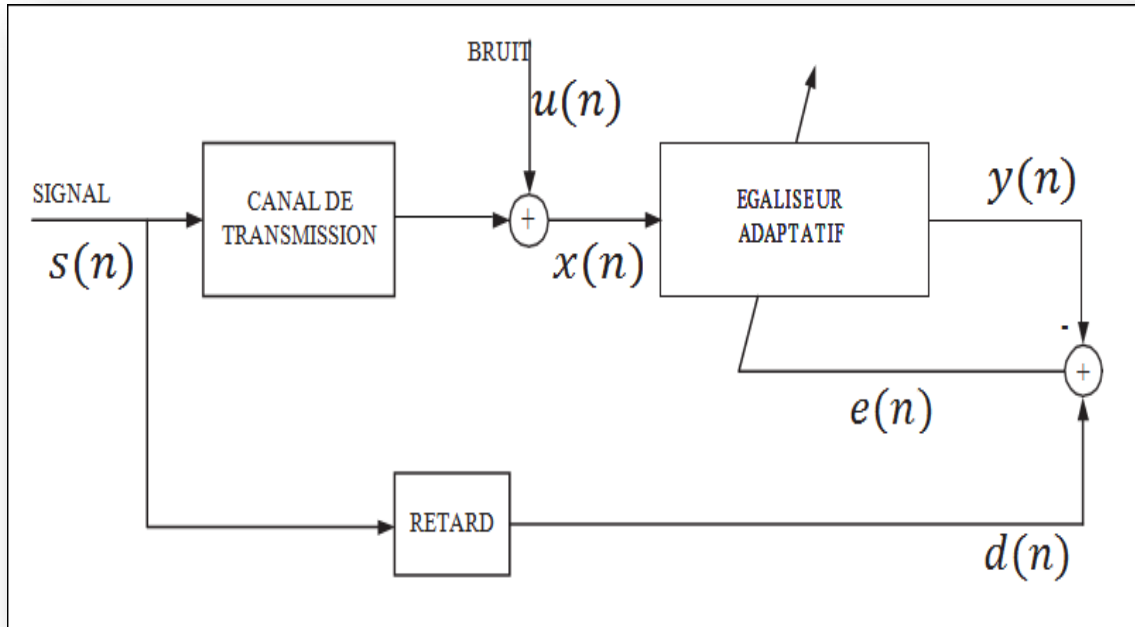


Figure II.9 : Egalisation adaptative.

Le signal de transmission $s(n)$ est une séquence aléatoire où $s(n) = \pm 1$. Le signal $s(n)$ est déformé par un canal dont la réponse impulsionnelle est :

$$w_k = \begin{cases} \frac{1}{2} [1 + \cos\left(\frac{2\pi}{\beta}(k-1)\right)] & k = 0, 1, 2 \\ 0, \text{sinon} \end{cases} \quad (2.19)$$

Où β contrôle la quantité de distorsion produite par le canal (plus β est grand et plus la distorsion est importante). Dans notre cas, $\beta = 0.25$. Un bruit blanc de moyenne nulle et de variance $\sigma_u^2 = 0.001$ est ajouté à la sortie du canal. L'égaliseur est un filtre RIF de longueur $L = 11$. Le signal d'entrée de ce filtre est :

$$x(n) = \sum_{k=0}^2 w_k s(n-k) + u(n) \quad (2.20)$$

D'après la Figure 9, le signal d'erreur est :

$$e(n) = d(n) - y(n) = s(n - \delta) - h^T(n)x(n) \quad (2.21)$$

La moyenne d'ensemble est approximée en moyennant 200 réalisations indépendantes. La Figure.10 montre les courbes d'apprentissage de l'algorithme LMS pour deux pas d'adaptation différents.

On voit bien que pour un pas grand, l'algorithme converge plus rapidement qu'avec un pas plus petit mais l'erreur résiduelle est plus importante.[21]

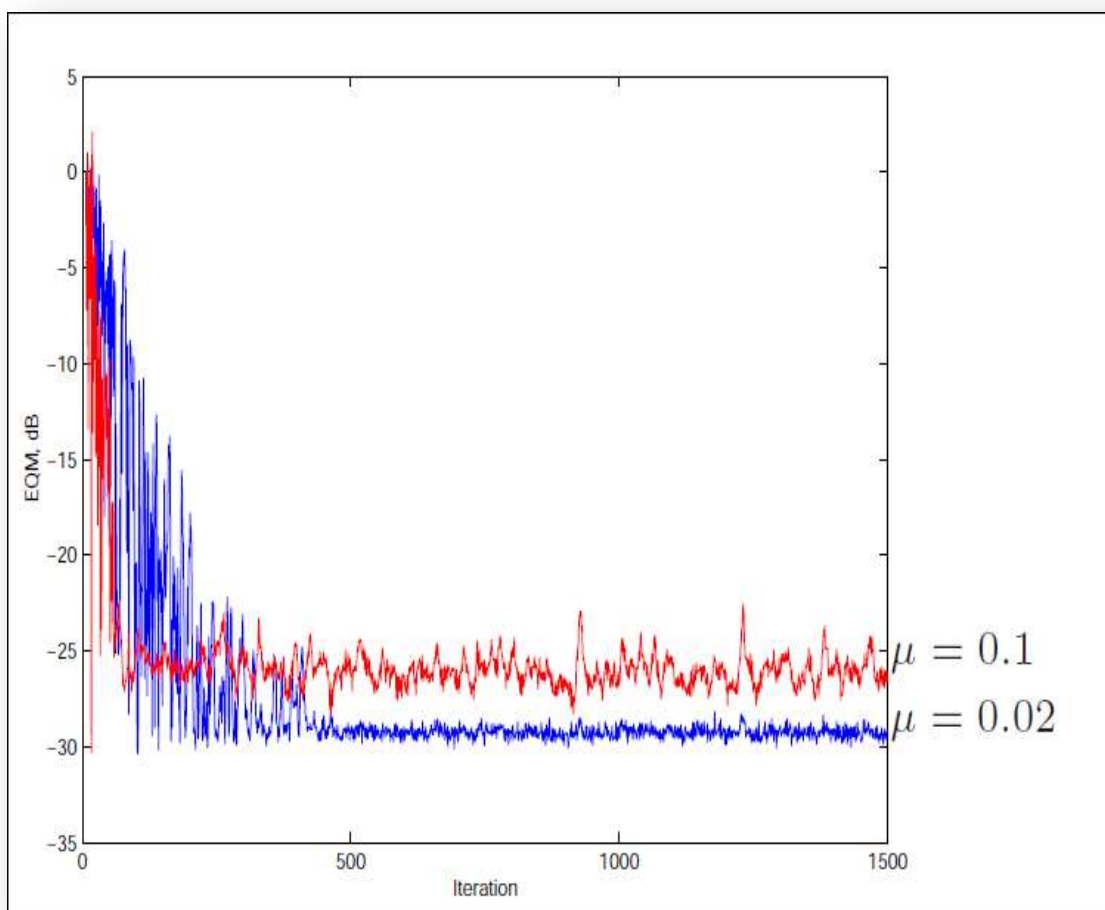


Figure II.10 : Courbes d'apprentissage de l'algorithme LMS pour un égaliseur adaptatif RIF de longueur $L = 11$ et pour deux pas d'adaptation différents.

Nous avons constaté que l'égaliseur sera capable de s'adapter d'autant plus rapidement que la constante $\mu=0.1$ est grande, en effet ses performances ne sont pas optimales du fait du bruit dû à l'adaptation des coefficients. Ce bruit est d'autant plus faible que la valeur du pas d'adaptation $\mu=0.02$ est petite.

On conclut que le choix de la valeur du pas d'adaptation de l'algorithme des moindres carrés moyens devient une tâche qui peut être capitale pour le bon fonctionnement de l'égaliseur.

II.6.1.4 Avantages et inconvénients du LMS

❖ Avantages

- Simplicité de la programmation,
- Très faible coût calculatoire,
- Stable numériquement (peu sensible aux erreurs de quantification).

❖ Inconvénients

- Vitesse de convergence faible et liée au conditionnement des données ou aux choix.
- Erreur en excès importante.

II.7 Conclusion

Le filtrage adaptatif en général, et celui de Wiener particulièrement, trouve son intérêt dans le cas de signaux parasites dont le comportement spectral est inconnu. Le filtrage de Wiener est un problème d'estimation où on dispose d'une connaissance a priori sur le paramètre à estimer. Cette connaissance se présente sous la forme de données probabilistes.

Dans des applications réelles, les données statistiques employées ne sont, souvent, pas disponibles. Il faut donc passer par une étape d'estimation de ces grandeurs à partir de mesures expérimentales. Parmi les critères de performances fréquemment utilisés expliqués dans ce chapitre, avec le principe de filtrage adaptatif au sens de Wiener, le critère basé sur la minimisation de l'erreur qui aide l'algorithme à converger vers la solution optimale.

C'est ainsi que nous pouvons trouver les solutions de l'équation de Wiener-Hopf du gradient stochastique, erreur quadratique moyenne (Least Mean Square : LMS).

Dans le chapitre suivant, une brève explication du principe d'annulation d'écho acoustique sera donnée, puis on procédera à l'application du filtre adaptatif basé sur l'algorithme LMS.

Chapitre III :
ANNULATION
D'ÉCHO
ACOUSTIQUE
PAR LE
FILTRAGE
ADAPTATIF

III.1 Introduction

L'annulation de l'écho acoustique est importante pour les téléconférences audio lorsqu'une communication simultanée (ou une transmission en duplex intégral) de la parole est nécessaire. En annulation d'écho acoustique, un signal de microphone mesuré $d(n)$ contient deux signaux:

- Le signal de parole proche $v(n)$.
- Le signal de parole écho lointain $\hat{d}(n)$.

L'objectif est d'éliminer le signal de parole renvoyé par l'écho du microphone pour que seul le signal de parole proche soit transmis.

III.2 Principe de l'annulation d'écho acoustique

L'annulation d'écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire F (le canal acoustique) avec entrée connue x_n (la parole qui provient du locuteur distant) et sortie connue bruitée y_n (écho un plus éventuellement parole locale s_n), suivie d'un traitement correctif approprié.

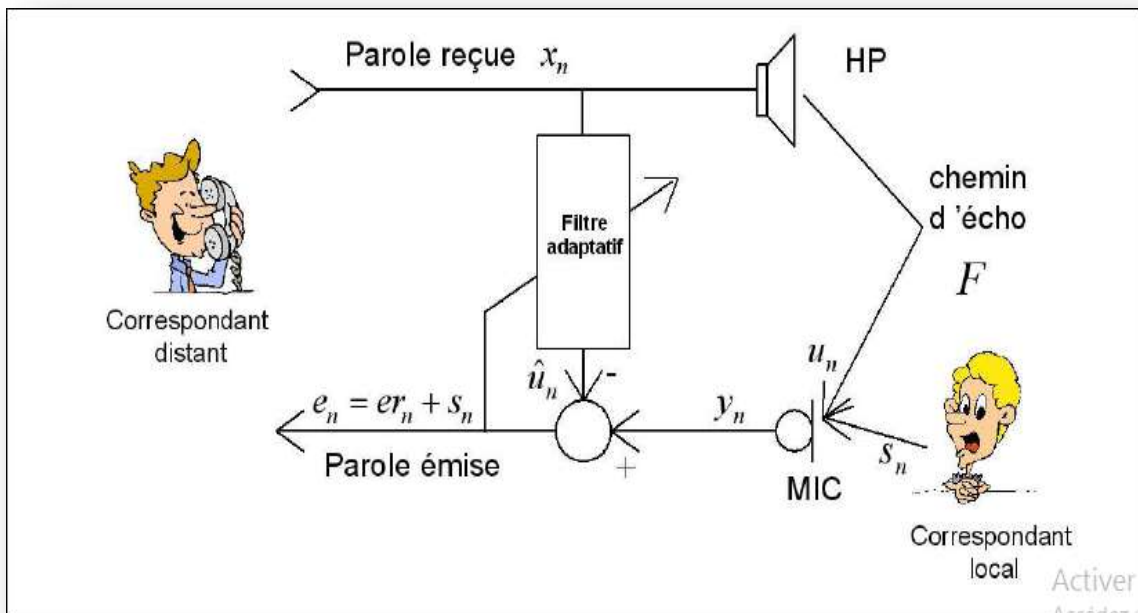


Figure III.1 : Principe de l'annulation d'écho acoustique.

Chapitre III Annulation d'écho acoustique par le filtrage adaptatif

D'après la figure Figure III.1. le microphone disposé dans l'espace considéré capte à la fois la parole du locuteur local et celle issue du haut-parleur à cause du couplage acoustique.

Afin d'assurer une communication bidirectionnelle simultanée de qualité, le filtre adaptatif identifie le canal de couplage acoustique F et fournit une estimation \hat{u}_n de l'écho acoustique un résultat de la transformation de l'entrée x_n envoyée dans le haut parleur par F . Cette estimation \hat{u}_n , version reconstituée de l'écho, est soustraite du signal $y_n = u_n + s_n$ issu du microphone. Le signal différence $e_n = y_n - \hat{u}_n$, résultat de cette opération est constitué de l'écho résiduel $er_n = u_n - \hat{u}_n$ et de la parole locale s_n .

L'aspect non stationnaire du signal d'entrée x_n et la validité limitée de la connaissance a priori des variations du couplage acoustique dans le temps conduisent à l'utilisation de méthodes algorithmiques adaptatives pour identifier le système linéaire F .

III.3 Application du filtrage adaptatif à l'annulation d'écho acoustique

III.3.1 La 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.2

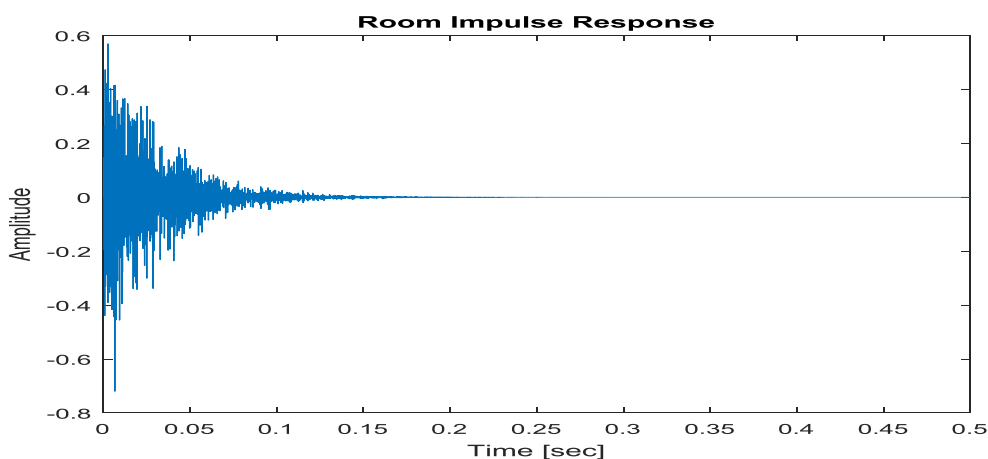


Figure III.2 : la réponse impulsionnelle de la chambre.

III.3.2 Le 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.3.

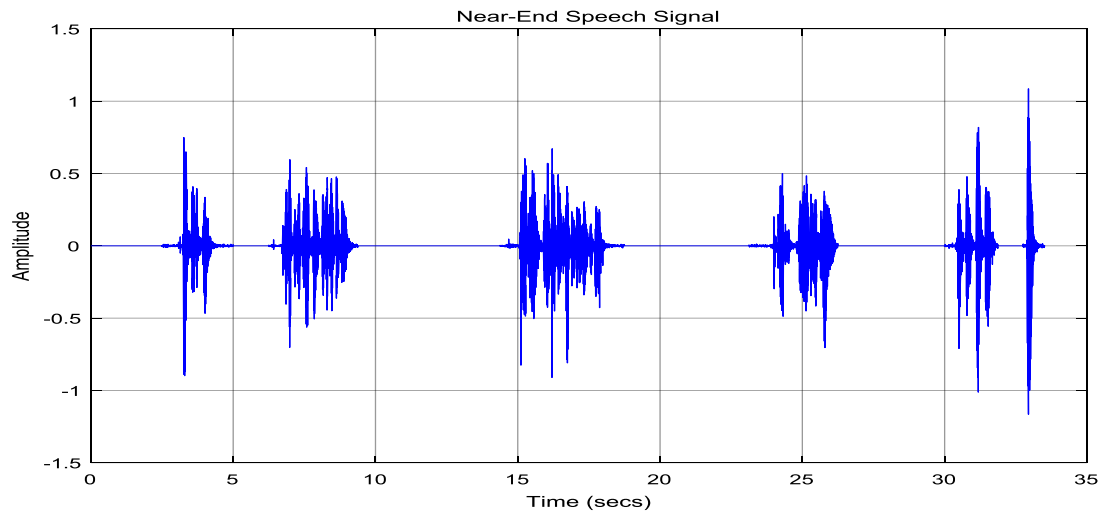


Figure III.3 : Le signal vocal proche

III.3.3 Le 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.4, représente à quoi ressemble le discours s'il est capté au microphone sans que le discours proche ne soit présent.

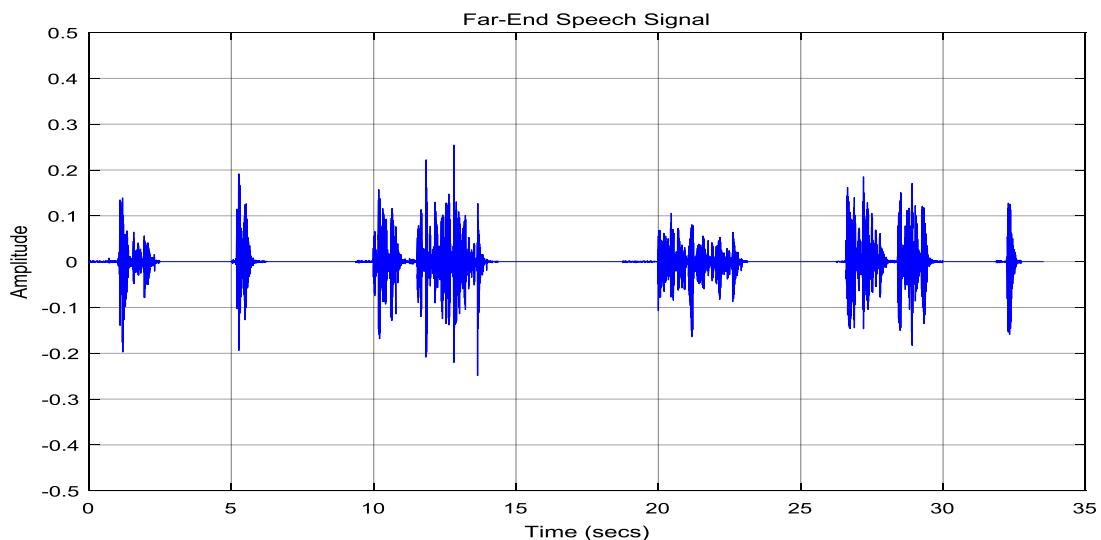


Figure III.4 : Le signal de parole lointain

III.3.4 Le 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.5. L'objectif de l'annuleur d'écho acoustique est d'annuler le discours distant, de manière à ce que seul le discours proche soit retransmis à l'auditeur distant.

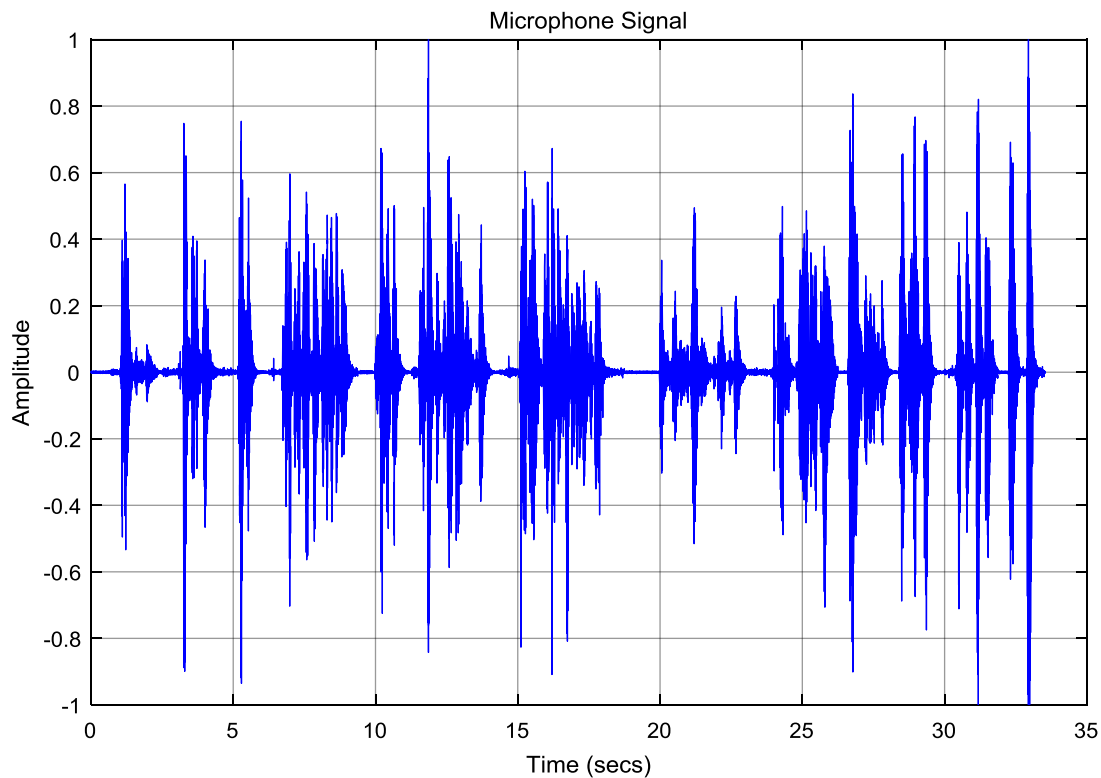


Figure III.5 : Le signal du microphone

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.

III.3.5 Le filtre adaptatif LMS

L'algorithme utilisé est le filtre adaptatif LMS, qui est très utile en annulation d'écho acoustique. Le LMS utilise un algorithme rapide pour calculer le signal de sortie et mettre à jour les coefficients du filtre. Ce calcul s'exécute rapidement dans MATLAB®, tout en choisissant les paramètres initiaux du filtre, Figure III.6.

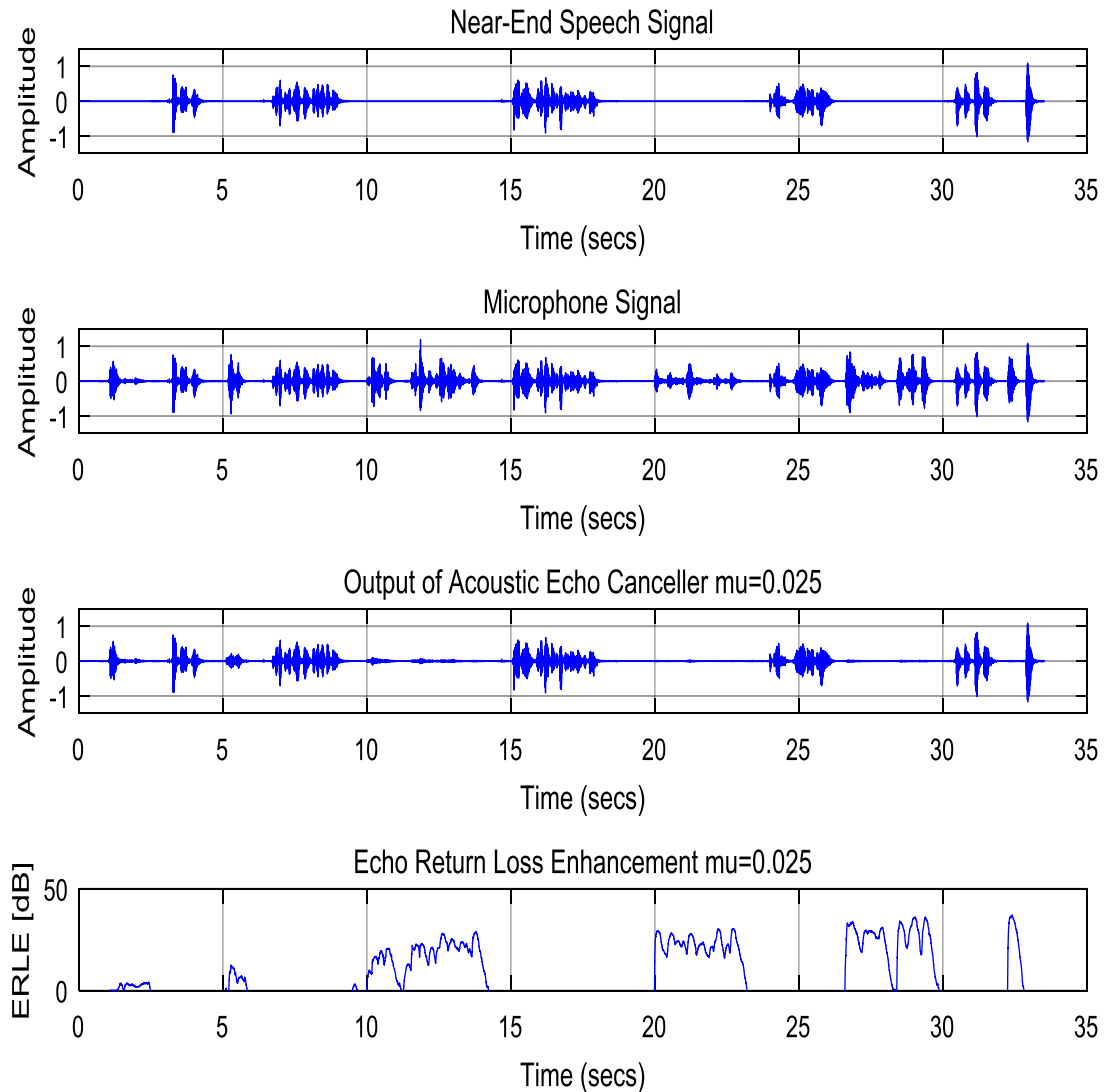


Figure III.6 : Différents signaux pour $\mu=0.025$.

Cette figure nous donne les allures des différents signaux. On constate que notre filtre arrive à éliminer le signal du discours lointain et à reconstituer le signal du discours proche, après quelques secondes (6 secondes), qui sont le temps nécessaire à notre filtre pour mettre jour ces différents coefficients.

III.3.6 Amélioration de perte de retour d'écho (ERLE)

Etant donné que nous avons accès aux signaux de parole proche et éloigné, on peut calculer l'amélioration ERLE (Echo Return Loss Enhancement), qui est une mesure lissée de la quantité d'atténuation de l'écho (en dB), Figure III.7.

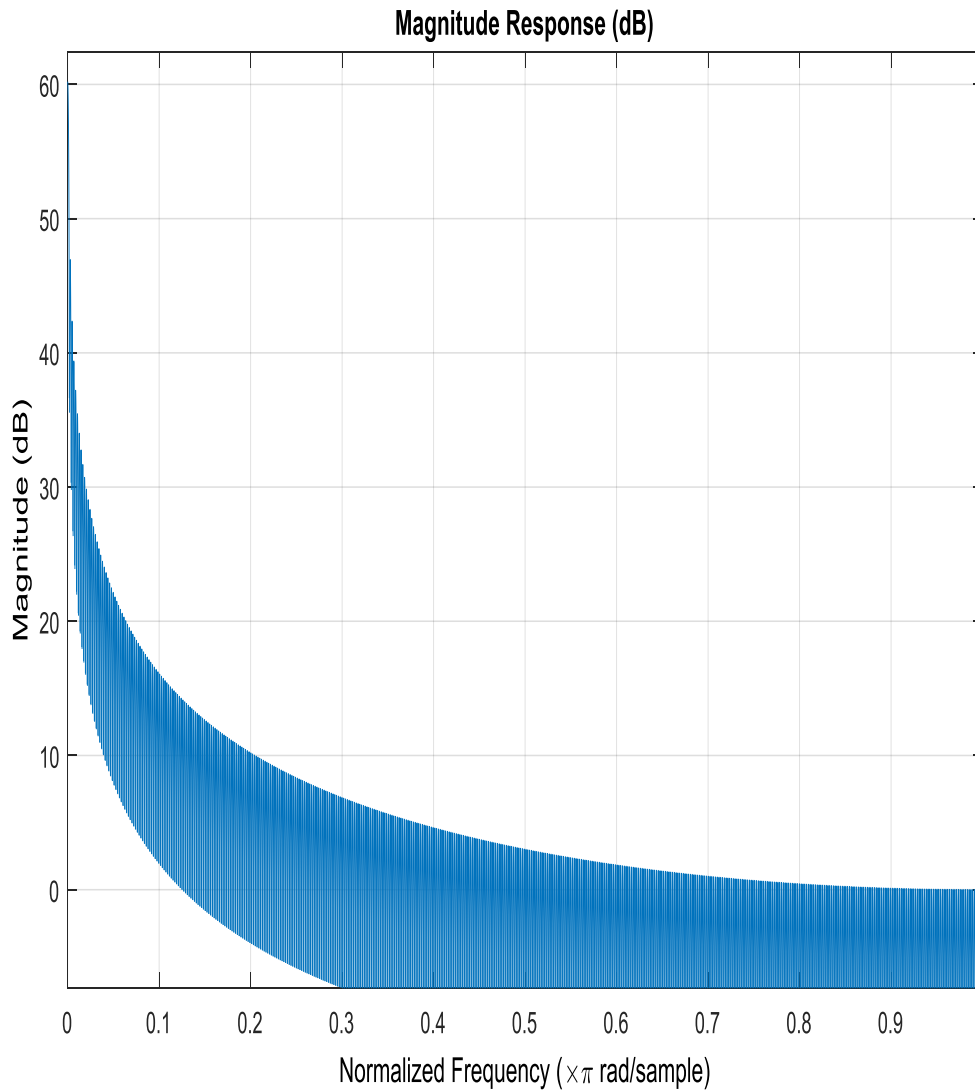


Figure III.7 : Amélioration de perte de retour d'écho (ERLE)

Sur cette figure, on a atteint environ 35 dB ERLE à la fin de la période de convergence, ce qui montre la performance de notre filtre.

III.3.7 Effets de valeur de taille de pas ($\mu=0.04$)

Pour obtenir une convergence plus rapide, on peut essayer d'utiliser une valeur de taille de pas plus grande. Cependant, cette augmentation a un autre effet: le filtre adaptatif est "mal ajusté" pendant que le haut-parleur proche parle. Lorsqu'on choisit une taille de pas 60% plus grande qu'avant, le résultat est donné par la Figure III.8.

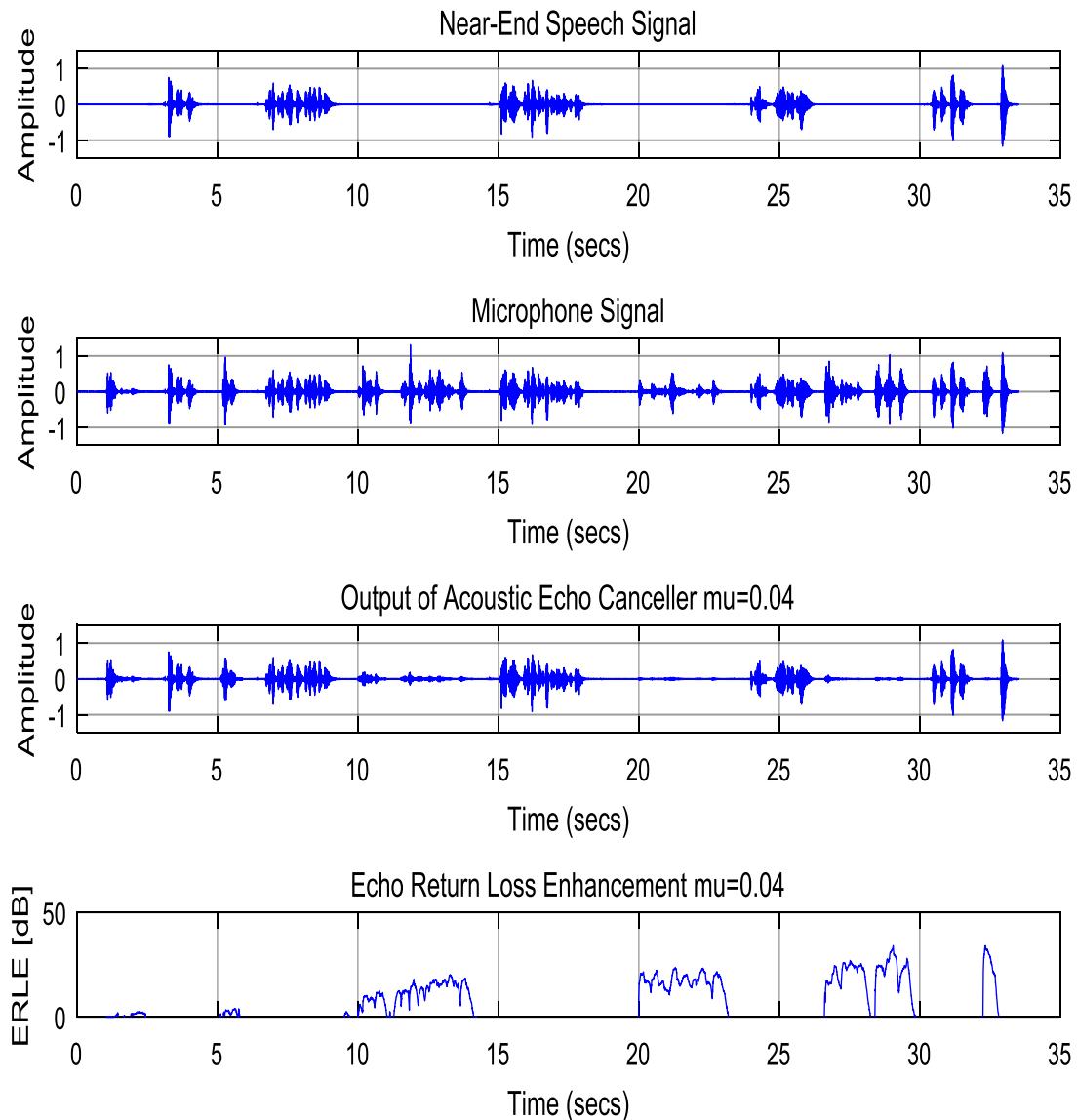


Figure III.8 : Effet du changement de la valeur du pas ($\mu=0.04$).

On remarque un changement dans les allures des signaux, pour une valeur de $\mu=0.04$. Le signal de l'annuleur d'écho est reconstitué après 15 secondes, mais avant ce temps on

Chapitre III Annulation d'écho acoustique par le filtrage adaptatif

remarque l'existence du signal du discours lointain dans le signal utile, qui est le discours proche. Même constat pour le signal de perte de retour d'écho (ERLE), qui est amélioré après 15 secondes.

III .4 Conclusion

Dans cette partie, nous avons appliqué et démontré l'efficacité du filtre LMS dans l'annulation de l'écho acoustique. On procédant au changement de la valeur du pas d'adaptation « mu », nous avons constaté que le choix de ce coefficient joue un rôle très important dans les performances du filtre LMS.

*CONCLUSION
GÉNÉRALE*

CONCLISION GÉNÉRALE

Les échos acoustiques sont fréquents dans les systèmes de télécommunication actuels. Les interférences de signal causées par l'écho acoustique gênent les utilisateurs et réduisent la qualité de la communication. Améliorer, ainsi, la qualité de la communication c'est important.

Dans ce mémoire, nous avons étudié l'annulation d'écho acoustique en appliquant l'algorithme du gradient stochastique (LMS) sous le langage de programmation MATLAB®.

Nous avons constaté que l'algorithme LMS est un filtre très simple et efficace pour l'annulation et le rejet d'écho. Le filtrage adaptatif nous permet de distinguer le son double de la reconnaissance du son d'origine à partir de l'écho lors du traitement du signal audio en modifiant les paramètres cet algorithme.

Nous avons donc mis en œuvre le nouveau type de schéma de filtrage pour l'annulation d'écho du signal audio. Le filtre adaptatif basé sur l'algorithme LMS, a augmenté l'efficacité et réduit le temps du filtrage. Ainsi, le système proposé a rendu le signal audio sans écho acoustique. Cet algorithme peut être utilisé dans des applications pratiques comme la modélisation inverse, le téléphone mobile, haut-parleurs, kits mains libres, ... etc.

L'objectif principal de l'algorithme adaptatif est d'abaisser l'erreur quadratique moyenne au prix d'une complexité de calcul réduite. Donc, en gardant ces choses à l'esprit, on peut dire que le filtre adaptatif basé sur l'algorithme LMS est l'un des meilleurs algorithmes pour l'annulation d'écho acoustique en raison de sa faible complexité de calcul et sa grande stabilité.

En plus de ce qu'a été cité précédemment, notre travail nous a permis d'approfondir nos connaissances en filtrage adaptatif, grâce aux outils théoriques développés dans les deux premiers chapitres, en plus de l'application du filtre adaptatif basé sur l'algorithme LMS.

Nous souhaitons compléter notre travail par une application dans un environnement réel.

Bibliographie

Bibliographie

- [01] : Pushpalatha G.S, Mohan Kumar N, ‘Echo Cancellation Algorithms using Adaptive Filters: A Comparative Study’, Int. J. on Recent Trends in Engineering and Technology, Vol.10, No. 2, Jan 2014
- [02] : F. BERCHER & P. JARDIN, “Introduction au filtrage adaptatif“, ESIEE Paris, 2003.
- [03] : Mathieu. POULIQUEN, “Introduction au filtrage adaptatif et à l’égalisation“, ENSI Caen année 2008-2009.
- [04] : Jacob BENESTY, “Traitement des signaux numériques-II Filtrage adaptatif et analyse spectrale“, 2005.
- [05] : Jamal EL MHAMDI¹, Fakhita REGRAGUI² & Mimoun HARNAFI³, " Traitement adaptatif appliqué au signal sismique", Bulletin de l’Institut Scientifique, Rabat, section Sciences de la Terre, 2008
- [06] : Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale Jacob Benesty Session: 10 janvier au 15 avril 2005.
- [07] : M. BELLANGER, ‘Traitement numérique du signal Théorie et pratique’, Science sup, 8ème édition, Dunod, 2006
- [08] : Jean François Bercher, Pascale Jardin – Cours de Filtrage Adaptatif (~10 heures)
- [09] : Mathieu Pouliquen, « Introduction au filtrage adaptative et à l’égalisation », Cours de traitement numérique de signal.
- [10]: S.Haykin – Adaptive Filter theory. 4 th ed. , Prentice Hall.
- [11]: Wiem Jebri Jemai , 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]: S. BOUSSAN, “ Filtrage adaptatif“, Master I, UFR SITEC ville d’Avray, Mars 2009.

- [13]: 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
- [14] : F.Michaut, M.Bellanger, 'Filtrage adaptatif', Théorie et algorithmes, Paris : Lavoisier, 2005
- [15] : Mohamed NAJIM, "Filtrage optimal", Ecole Nationale Supérieure d'Electronique et de Radioélectricité de Bordeaux (ENSERB).
- [16] : Frédéric ROTELLA, "Filtrage optimal", Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tarbes, 1995.
- [17] : Maurice CHARBIT, "Filtre de Wiener ", Juin 2002.
- [18] : V. John MALHEWS, "Adaptive Polynomial Filters ". Juillet 1991.
- [19] : FEKIH Raina, " Commande et diagnostic de la machine asynchrone à l'aide", Mémoire Master Académique, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2016
- [20] MICHAUT Maurice BELLANGER, "Filtrage adaptatif : théorie et applications Volume 2 théorie et algorithmes" version 6 26 Juin 2005 (Ch10 Antennes adaptatives, algorithmes avec contrainte Pascal Chevalier, Jean-Marc Romano) Algorithme du gradient
- [21] Jacob BENESTY INRS-EMT Algorithme du gradient stochastique (least-mean-square – LMS)

ملخص

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

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

يركز العمل الحالي على خوارزمية LMS لتخفيف عبء التحسين. خوارزمية LMS 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 LMS هذه. هذا يتسبب في إشارة الصوت واضحة وعالية الجودة كإشارة الإخراج.

يثبت تقديم نتائج المحاكاة بأن خوارزمية LMS تقلل الإشارة من إشارة الضوضاء الصاخبة.

الكلمات المفتاحية : التصفية التكيفية - خوارزمية LMS - إلغاء الصدى الصوتي

Résumé

Les techniques de filtrage adaptatif sont utilisées dans un large éventail d'applications, notamment l'annulation d'écho et l'annulation de bruit adaptative, les systèmes de télécommunication, les échos acoustiques sont fréquents. Les interférences de signaux causées par l'écho acoustique gênent les utilisateurs et réduisent la qualité de la communication vocale. Le présent travail se concentre sur l'algorithme LMS pour réduire l'écho indésirable et ainsi améliorer la qualité de la communication. L'algorithme LMS est un type d'algorithme de filtre adaptatif. Il est utilisé pour déterminer l'erreur quadratique moyenne minimale. Il est basé sur la méthode de descente la plus raide et la technique de recherche de gradient. Dans ce travail de recherche, nous allons éliminer le signal de bruit du signal audio en utilisant cet algorithme LMS. Cela provoque un signal audio clair et de haute qualité en tant que signal de sortie. Les résultats de la simulation montrent que l'algorithme LMS réduit l'écho du signal bruyant entré.

Mots-clés : Filtrage adaptatif - Algorithme LMS - Annulation de l'écho acoustique

Abstract

Adaptive filtering techniques are used in a wide range of applications, including echo cancellation and adaptive noise cancellation, telecommunication system, acoustic echo cancellation is a common occurrence. The signal interference caused by acoustic echo is distracting the users and causes a reduction in the quality of the voice communication. The present work focuses on the LMS algorithm to reduce the unwanted echo which results in improving communication quality. LMS algorithm is a type of adaptive filter algorithm and is used to determine the minimum mean square error and is based on steepest descent method and gradient search technique. In this research work we are going to eliminate noise signal from audio signal using this LMS algorithm. This causes the clear and high quality audio signal as an output signal.

Simulation results are presented that the LMS algorithm reduced the echo from the input noisy signal .

Key-words : Adaptive filtering - LMS algorithm - Acoustic echo cancellation