

Conclusion générale

Ce projet de fin d'étude adresse le problème de l'annulation d'écho acoustique dans les nouveaux systèmes de télécommunication par les algorithmes de filtrage adaptatif transverse.

Dans le cadre de notre projet de fin d'étude, nous avons proposé et adopté une nouvelle technique qui concerne l'annulation d'écho acoustique (AEA) par un algorithme du gradient stochastique normalisé et amélioré (NLMSA).

L'étude présentée, lors de ce travail, rappelle le principe de l'annulation d'écho acoustique et la formulation mathématique de notre algorithme amélioré NLMSA qui permet d'améliorer le taux de convergence du filtre adaptatif par rapport à l'algorithme original NLMS.

Nous avons évalué les performances de l'algorithme NLMSA avec des signaux simples où la vitesse de convergence a été nettement améliorée par celui-ci. Des tests de l'annulation d'écho acoustique ont confirmés les bonnes performances de cet algorithme en AEA dans différents niveaux de présence du bruit de fonds.

Nous avons conclu que si on veut avoir une annulation de l'écho acoustique rapide combiné avec un minimum de bruit de fonds, notre algorithme est le meilleur candidat en comparaison avec celui du NLMS classique.

Nous souhaitons que notre modeste travail réalisé dans le cadre des projets de fin d'étude de Master en Télécommunication et a contribué à éclaircir et introduire les futurs prétendants dans ce vaste domaine de recherches.

1.1 Introduction

L'acoustique peut être définie comme la science qui étudie le son, incluant sa production, transmission et ses effets. Elle n'est donc pas limitée au seul phénomène responsable de la sensation d'audition. Elle se distingue de l'optique par le caractère mécanique plutôt qu'électromagnétique des ondes sonores.

Le traitement du signal est une discipline dont le but est en effet d'extraire le maximum d'informations utiles sur un signal perturbé par le bruit.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques définitions de l'acoustique et de traitement de signal pour la bonne compréhension du mémoire, des problèmes et des choix ultérieurs. Nous introduirons tout d'abord des notions générales concernant le signal, puis nous définirons quelques notions de l'acoustique à la parole et le bruit.

1.2 Définitions

1.2.1 Signal

Le mot signal désigne la représentation physique de l'information qu'il transporte de sa source à son destinataire. Il sert de vecteur à une information. Il constitue la manifestation physique d'une grandeur mesurable (courant, tension, force, température, pression, etc.). Par exemple, les signaux sonores sont des fluctuations de la pression de l'air transportant un message à notre oreille. [1]

1.2.2 Théorie et Traitement de Signal

La théorie et le traitement des signaux est une discipline auxquelles elle apporte des bases théoriques fondamentales et des techniques particulières. La théorie et le traitement des signaux intéressent tous les secteurs techniques et scientifiques (électronique, informatique et la physique appliquée) dans lesquels l'information est perçue par l'intermédiaire d'observation expérimentales des grandeurs mesurables [1].

1.2.3 Bruit

Un bruit correspond à tout phénomène perturbateur gênant la transmission ou l'interprétation d'un signal [2].

Par métonymie, pour désigner les éléments indésirables qui s'ajoutent à un signal, même si celui-ci n'est pas acoustique. On doit séparer le signal du bruit de fond. En traitement du signal, dans les media électroniques, le bruit est la partie du signal transmis de laquelle on ne peut pas tirer d'information. Les hautes fréquences sont plus de 40 dB en dessous du sommet du spectre. [3]

1.2.4 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit mesure la quantité de bruit contenue dans le signal. Il s'exprime par le rapport des puissances du signal (PS) et du bruit (PN). Il est souvent donné en décibels (dB) [2].

$$(S/N) \text{ dB} = 10 \log_{10} (PS/PN) \quad (1.1)$$

1.3 Classe des signaux

Les signaux peuvent être répartis en deux grandes catégories qui sont les signaux analogiques et les signaux numériques.

1.3.1 Signaux analogiques

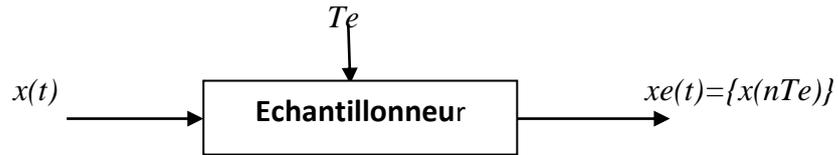
Ce sont des fonctions continues, définies dans un espace à deux dimensions dont leurs courbes représentatives indiquent les variations des signaux en fonction du temps.

1.3.2 Signaux numériques

Ils sont appelés des signaux morphologiques. Afin de rendre possible le traitement d'un signal $x(t)$.

-Echantillonnage

L'échantillonnage consiste à transformer un signal analogique (continu) en signal numérique (discret), en capturant des valeurs à intervalle de temps régulier tn [4]. Généralement les tn sont régulièrement espacés d'une période $Te = tn+1 - tn$, appelé période d'échantillonnage. On obtient la suite de valeurs $xe(t) = \{x(tn)\}$ avec $tn = nTe$.



Echantillonnage idéal: prélèvement pendant un temps infiniment court des valeurs de $x(t)$ à $t = nTe$ (multiple entier de Te).

-Quantification

En traitement du signal, la quantification est le procédé qui permet d'approximer un signal continu (ou à valeurs dans un ensemble discret de grande taille) par des valeurs d'un ensemble discret d'assez petite taille [4].

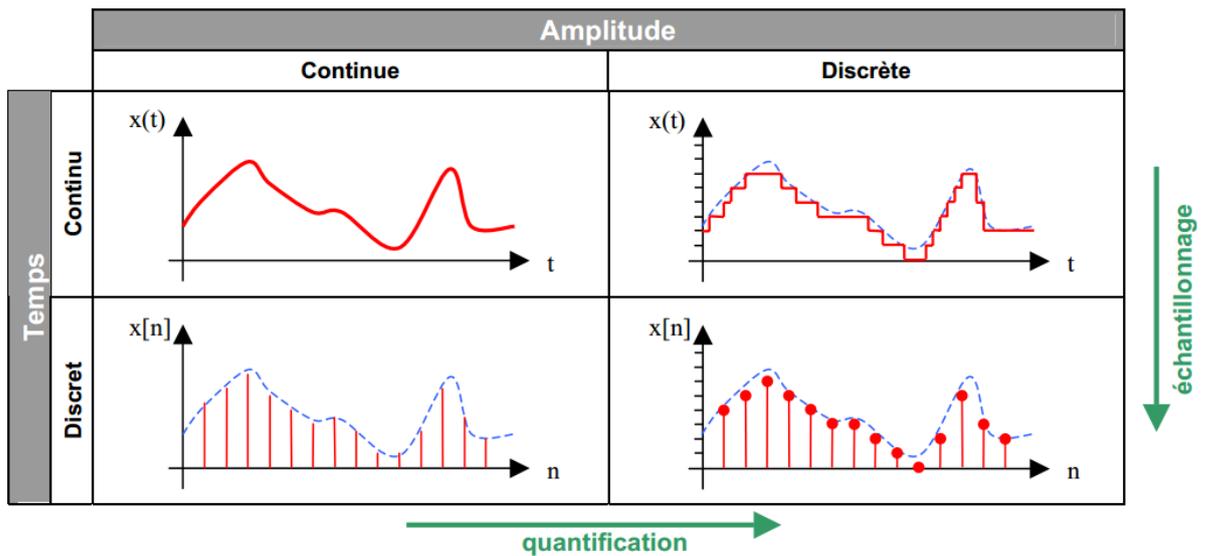


Figure 1.1 Classification morphologique des signaux.

-Codage

Le codage consiste à associer à un ensemble de valeurs discrètes un code composé d'éléments binaires. Les codes les plus connus: code binaire naturel, code binaire décalé, code complément à 2, code DCB, code Gray.

I.4 Système

Un système est un dispositif représenté par un modèle mathématique de type Entrée/Sortie qui apporte une déformation au signal (Ex: modulateur, filtre, etc...) [2].



Figure 1.2 Principes de système.

Un système est dit analogique si les signaux traités par ce système sont analogiques (Exemple : circuit RLC)

Un système est dit numérique si les signaux traités par ce système sont numériques (Exemples : porte logique, unité arithmétique et logique). [5]

1.4.1 Analyse de Fourier

L'analyse de Fourier est l'instrument majeur de la théorie du signal. Elle permet la décomposition d'un signal en une somme de signaux élémentaires qui ont la propriété d'être facile à mettre en œuvre et à observer. La représentation spectrale des signaux déterministes est obtenue grâce à la transformation de Fourier généralisée par l'emploi des distributions, cette représentation exprime la composition fréquentielle de l'amplitude, de la phase et de l'énergie ou de la puissance des signaux considérés [4].

Il y a deux représentations importantes de signal selon la nature de la variable indépendante :

Représentation temporelle qui a comme variable le paramètre temps t , et représentation fréquentielle qui a comme variable le paramètre fréquence f .

1.4.1.1 Représentation fréquentielle

Les méthodes utilisées pour calculer les représentations spectrales ne sont pas les mêmes selon ces différents types de signaux. Pour le cas d'un signal numérique, on utilise la TFD.

On appelle Transformée de Fourier Discrète (TFD ou DFT : Discrete Fourier

Transform) d'un signal défini par N échantillons $x(n)$, la suite de N termes $X(k)$ où :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) * e^{\frac{-j2\pi nk}{N}} \quad (1.2)$$

Avec : $k=0,1,2,3,\dots,N-1$

N : le nombre d'échantillons du signal x .

NB: Nous notons que ces deux représentations du signal sont reliées entre-elles par la transformation de Fourier, cette transformation joue un rôle fondamental en traitement du signal.

1.4.1.2 Traitement du signal analogique

a) Série de Fourier

La décomposition en série de Fourier permet de décomposer un signal en somme de sinusoïdes. On utilise principalement les séries de Fourier dans le cas des signaux périodiques. Elles permettent ainsi de passer facilement du domaine temporel au domaine fréquentiel. Pour pouvoir être décomposable, un signal doit être à variations bornées (Dirichlet).

Pour tout signal $s(t)$ réel où $s(t) = s(t+T)$, on peut écrire :

$$S(t) = S_0 + \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cos(n\omega_0 t) + B_n \sin(n\omega_0 t) \quad (1.3)$$

Avec : $\omega_0 = 2\pi / T_0$

$$S_0 = \frac{1}{T_0} \int_{T_0} S(t) dt \quad (1.4)$$

$$A_n = \frac{2}{T_0} \int_{T_0} S(t) \cos(n\omega_0 t) dt \quad (1.5)$$

$$B_n = \frac{2}{T_0} \int_{T_0} S(t) \sin(n\omega_0 t) dt \quad (1.6)$$

b) Transformée de Fourier

C'est une généralisation de la décomposition de série de Fourier à tous les signaux déterministes. Elle permet d'obtenir une représentation en fréquence (représentation spectrale) de ces signaux. Elle exprime la répartition fréquentielle de l'amplitude, de la phase et de l'énergie (ou de la puissance) des signaux considérés.

Soit $s(t)$ un signal déterministe. Sa transformée de Fourier est une fonction, généralement complexe, de la variable f et définie par :

$$S(f) = TF[S(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.7)$$

1.4.2 Convolution

Soient deux signaux discrets $x(n)$ et $y(n)$, on définit la convolution linéaire par la relation suivante:

$$x(n) * y(n) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(m) y(n - m) \quad (1.8)$$

Le produit de convolution d'un signal continu $x(t)$ par un autre $y(t)$ est donné par :

$$x(t) * y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(m) y(t - m) \quad (1.9)$$

1.4.3 Corrélation

On peut définir certaine fonction de corrélation entre deux signaux $x(n)$ et $y(n)$. Cette fonction exprime l'influence d'un signal sur un autre. Son rôle consiste à déterminer à partir d'une méthode de comparaison s'il existe une relation entre les deux signaux, le résultat de cette comparaison normalisée est un réel appartenant à l'intervalle $[-1,1]$. On dit qu'il y a une forte corrélation si le résultat se rapproche de 1. [6]

On distingue deux opérations :

a) Auto-corrélation

Elle consiste à comparer une fonction $x(t)$ avec elle-même durant un intervalle de temps, dont l'une est décalée d'une certaine valeur T , elle est définie par [7] :

$$C_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x^*(t - \tau)dt \quad (1.10)$$

b) Inter-corrélation

Elle consiste à comparer deux fonctions différentes $x(t)$ et $y(t)$ dont l'une est décalée d'une certaine valeur T , telle que [7] :

$$C_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)y^*(t - \tau)dt \quad (1.11)$$

1.4.4 Echantillonnage et la reconstitution du signal

Les signaux primaires porteurs d'information sont pratiquement toujours analogiques (amplitude et temps continus). Un ordinateur ou tout autre système numérique est un dispositif qui traite les données numériques, il y a apparemment incompatibilité.

Si on veut traiter un signal par la technique numérique, il faut le représenter préalablement par une suite de valeurs ponctuelles régulière à un tel prélèvement. Cette opération est appelée échantillonnage [8].

L'opération inverse de l'échantillonnage est la reconstitution, et pour qu'elle soit correcte, il faut au moins la fréquence d'échantillonnage f_e soit deux fois plus grande que la plus grande des fréquences du spectre du signal (Théorème de Shannon).



Figure 1.3 Principe d'échantillonnage et la reconstitution du signal

1.5 Généralité sur la parole et l'écho

1.5.1 La parole

La parole est la manière naturelle, la forme la plus commune de communication humaine, elle distingue des autres sons par des caractéristiques acoustiques ayant leurs origines dans les mécanismes de production. Les sons de parole sont produits soit par les vibrations des cordes vocales (voisement), soit par l'écoulement turbulent de l'air dans le conduit vocal, soit lors d'un lâchement d'une occlusion de ce conduit (bruit) [9].

La parole est un signal réel, continu d'énergie finie et non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps.

Deux limitations fondamentales méritent d'être prises en compte : les limitations du système auditif et celles du système vocal chez l'être humain.

Le système auditif humain est surtout sensible dans une gamme de fréquence située entre 800 Hz à 8 kHz; les limites extrêmes sont respectivement 20 Hz et 20 kHz.

Par contre, le système vocal est encore plus limité, en résumé, pour des sons vocaliques à des fréquences au-dessus de 4 kHz, les hautes fréquences sont plus de 40 dB en dessous du sommet du spectre.

L'intensité du son émis est liée à la pression de l'air en amont du larynx ; sa hauteur est fixée par la fréquence de vibration des cordes vocales, appelée fréquence fondamentale ou pitch. Cette dernière peut varier comme suit :

1.5.3 Perception de la parole

Le signal de parole est un vecteur acoustique porteur d'informations d'une grande complexité, variabilité et redondance. Les caractéristiques de ce signal sont appelées traits acoustiques.

Chaque trait acoustique a une signification sur le plan perceptuel.

Le premier trait est la fréquence fondamentale, fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur (ou les sons s'ordonnent de grave à aigu). Seuls les sons quasi-périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie.

Le deuxième trait est le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix. Le timbre est une caractéristique permettant d'identifier une personne à la simple écoute de savoir. Le timbre dépend de la corrélation entre la fréquence fondamentale et les harmoniques qui sont les multiples de cette fréquence.

Le dernier trait acoustique est l'énergie correspondant à l'intensité sonore. Elle est habituellement plus forte pour les segments voisés de la parole que pour les segments non voisés [13].

1.5.4 Analyse et paramétrisation de la parole

Le signal de parole est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30ms. Cette propriété de stationnarité à court terme permet donc une analyse et modélisation progressive du signal de parole accompagnée, bien sûr, d'un chevauchement de fenêtres pour permettre une continuité temporelle des caractéristiques de l'analyse et du modèle.

1.5.5 Spectrogramme

Il est souvent intéressant de représenter l'évolution temporelle du spectre à court terme d'un signal, sous la forme d'un spectrogramme. L'amplitude du spectre y apparaît sous la forme de niveaux de gris dans un diagramme en deux dimensions temps-fréquence [14].

1.5.6 Echo

L'écho est une onde électrique, acoustique ou électromagnétique qui parvient à un point donné après une réflexion ou une propagation indirecte, avec une intensité et un retard suffisants pour être perçue, en ce point, comme distincte de l'onde directe [10]. L'écho est employé utilement dans les sonars et radars pour la détection et l'exploration. Alors que dans les télécommunications, l'écho peut être dégradé la qualité de service. Dans un système de communication, l'effet perçu de l'écho dépend de son amplitude et de sa temporisation. En général, les échos avec une amplitude sensible et un retard de plus de 1 ms sont perceptibles.

1.5.6.1 L'écho électrique

Le réseau de télécommunications longue distance, internationale par exemple, est constitué de deux types de liaison téléphonique, liaison téléphonique "à deux fils" et liaison téléphonique "à quatre fils". Le passage d'une liaison deux fils à une liaison quatre fils a pour effet de générer un écho dit électrique. Ceci est dû la désadaptation entre l'impédance présentée par le combiné téléphonique et l'impédance du canal de transmission.

1.5.6.2 L'écho acoustique

Nous avons vu dans le paragraphe précédent que l'écho électrique est provoqué par le réseau de télécommunications, ce qui n'est pas le cas pour l'écho acoustique. L'origine de l'écho acoustique provient de l'utilisation de nouveaux systèmes de télécommunications dits "mains libres". Au début des télécommunications, l'utilisateur était obligé de coller son oreille à un combiné pour entendre son interlocuteur distant. Aujourd'hui, les nouveaux systèmes de télécommunications permettent la liberté de mouvement du locuteur en restituant le son de l'interlocuteur sur un haut-parleur. Le couplage acoustique, généré par l'utilisation de tels systèmes de télécommunications mains libres, provoque certains effets indésirables comme le phénomène de l'écho acoustique ou encore l'instabilité de la boucle de communication [15].

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques bases de traitement de signal, et d'acoustiques physiques et quelques définitions sur la parole, l'écho et leurs propriétés.

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

2.1 Introduction

Le présent chapitre concerne des tâches d'optimisation du traitement du signal. Il en présente le filtrage optimal de Wiener. La prédiction et le filtrage adaptatif qui est utilisé de façon répandue en annulation d'échos, en égalisation de canaux, en réduction du bruit, en annulation de la rétroaction dans les appareils auditifs, et en contrôle actif des bruits où on connaît la bande de fréquence utile ainsi que la fréquence principale. Ces filtres servent à améliorer le rapport signal sur bruit sous l'hypothèse où la bande de fréquence du bruit est supérieure à celle du signal. Dans ce cas, un filtre passe-bande centré sur la fréquence principale du signal permettra d'extraire le signal. Les filtres de Wiener développés à partir de concepts temporels et non fréquentiels sont conçus pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre leur sortie et une sortie désirée. Ils sont dits optimums au sens du critère de l'erreur quadratique moyenne et nous verrons que dans ce cas les coefficients des filtres sont liés à la fonction d'autocorrélation du signal d'entrée et à l'intercorrélacion entre les signaux d'entrée et de sortie désirée.

Quand les fonctions d'auto et d'intercorrélacion ne sont pas connues (cas le plus courant), alors on va approcher le filtre optimal de Wiener en utilisant une boucle de retour et un algorithme de minimisation : c'est ce que l'on appelle le filtrage adaptatif. Dans ce cas, on remplacera la connaissance des fonctions de corrélacion par une phase d'apprentissage permettant de modifier itérativement la réponse impulsionnelle du filtre [16].

Nous avons décrit des différentes classes d'algorithmes adaptatifs

Nous intéressons aux algorithmes adaptatifs qui présentent un bon candidat, comme le NLMS et LMS sur l'approximation instantanée de la matrice de corrélacion et de vecteur de covariance [7].

2.2 Filtre de Wiener

Dans cette partie, nous exposerons l'approche statistique du problème (filtrage de Wiener) qui suppose la disponibilité de certaines grandeurs statistiques (moyenne et auto-corrélacion) du signal utile de bruit.

L'approche consiste alors à minimiser la moyenne statistique du carré de l'erreur (EQM) entre l'information désirée et la sortie du filtre.

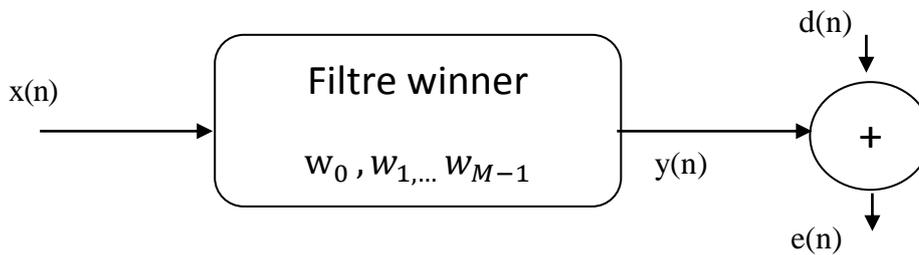


Figure 2.1 Représentation du problème statistique du filtre.

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

On note : $e(n) = d(n) - y(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie de filtre $y(n)$. On note également W la réponse impulsionnelle du filtre.

r : le vecteur d'inter-corrélation de l'entrée x .

R : la matrice d'auto-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée X_n , cette matrice est définie positive, de Toplitz et a symétrie hermitienne.

On note e_0 la valeur à optimum :

$$E[e_0 x_n] = 0 \tag{2.1}$$

C'est le principe d'orthogonalité [4], signifiant que toutes les entrées x sont décorrélées de e_n^* .

$$\text{Soit : } R w_n = r n \tag{2.2}$$

Cette relation (2.2) est appelée formule de Wiener ou équation de Wiener-Hopf

Cette solution donne le filtre optimal de Wiener :

$$w_n = R_x^{-1} R_{dx} \quad (2.3)$$

L'équation de Wiener-Hopf qui permet de calculer le filtre de Wiener optimal, conduit à résoudre un système de M équations à M inconnues :

Il peut être préférable de résoudre ce système par une méthode itérative (algorithme),

Les algorithmes adaptatifs permettent l'estimation du filtre adaptatif par le vecteur w de taille M à l'aide d'un critère basé sur l'erreur d'estimation a priori [7].

Cette erreur d'estimation, appelée précédemment signal de différence, s'écrit pour chaque échantillon n :

$$e(n) = d(n) - w_n^H x_n \quad (2.4)$$

Où x_n : est le vecteur colonne des M derniers échantillons du signal haut-parleur.

w_n^H : désigne un vecteur ligne d'ordre M contenant des coefficients de la réponse impulsionnelle finie, L'exposant.

H : désigne l'opérateur de transposition.

La mise à jour du filtre à chaque instant est effectuée par un contre réaction de l'erreur d'estimation proportionnellement au gain d'adaptation (terme de correction).

2.3 Filtrage adaptatif

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.

Les premiers travaux sur les filtres adaptatifs ont commencé vers la fin des années 1950, Le principe des filtres adaptatifs est de déterminer un ensemble de coefficients d'un système qui évolue dans le temps [1].

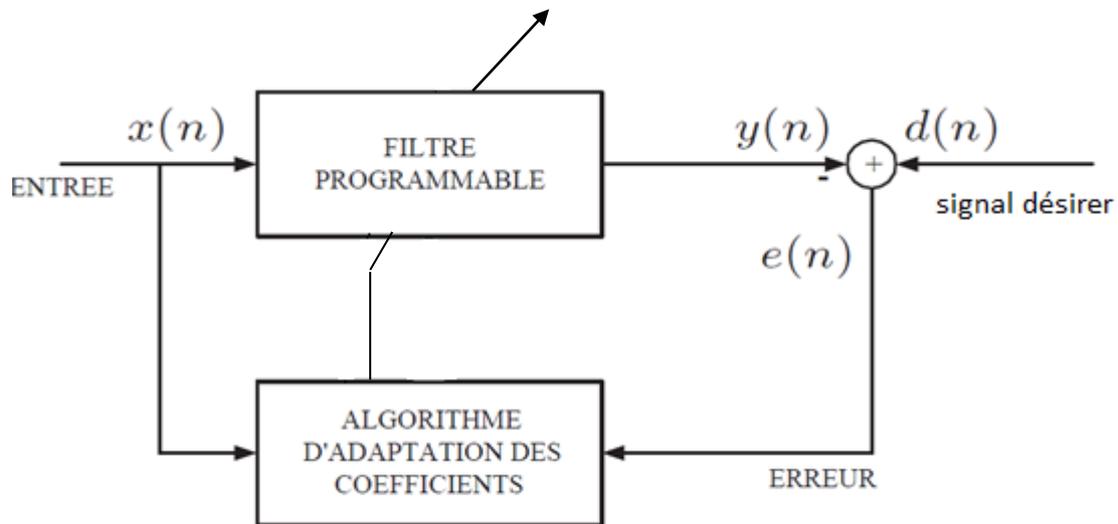


Figure2.2 Principe d'un filtre adaptatif.

$x(n)$: Signal de l'entrée.

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

$d(n)$: Écho ou signal désirer.

$e(n)$: Erreur obtenu par la méthode de filtrage adaptatif qui consiste que les deux ensembles de coefficients sont égaux.

2.3.1 Principe de base, structures et le rôle du filtre adaptatif

Le fonctionnement du filtre adaptatif se décrit de la façon suivant :

Le signal d'entrée $x(n)$ est convolué avec le filtre w_n , Le résultat de cette convolution donne $y(n)$. Le signal à la sortie du filtre $y(n)$ est comparé au signal désirée $d(n)$.La différence entre le signal désirée $d(n)$ et le signal à la sortie du filtre $y(n)$ donne le signal d'erreur $e(n)$, permet de faire la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif w_n .

À chaque itération les coefficients du filtre varient en du signal d'erreur $e(n)$ et ce pour faire diminuer la différence entre la sortie du filtre $y(n)$ et le signal désirée $d(n)$. Le signal d'erreur diminue jusqu'à atteindre dans certain cas une valeur nulle. À ce moment les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter.

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.

Il existe deux classes importantes de filtres linéaires optimaux:

- Filtrage de Wiener (ou les signaux considérées $d(n)$ et $x(n)$ sont stationnaires),
- Filtrage de Kalman (qui est une généralisation du filtre de Wiener valable aussi dans le cas de processus (Ou de signaux non stationnaires).
- Filtrage de FIR.

La structure du filtre qu'on doit la programmer peut être de type RIF (réponse impulsionnelle finie) ou RII (réponse impulsionnelle infinie). Cependant, les effets de la limitation de la précision des calculs et de complexité arithmétique variant avec la structure comme pour les filtres des coefficients fixes. En outre, la structure des filtres influe sur la complexité des algorithmes. La structure RIF directe ou transversale est pratiquement simple à étudier et à réaliser [17].

Le rôle primordial d'un filtre adaptatif est d'ajuster le paramètre w pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM : erreur quadratique moyenne). Le principe d'un filtre adaptatif bouclé par un algorithme d'adaptation est représenté sur la figure 2.2.

2.3.2 Les algorithmes adaptatifs

Les algorithmes de filtrage adaptatif sont très nombreux et ont été largement étudiés dans la littérature.

L'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 [18].

Nous allons présenter dans cette partie trois algorithmes largement utilisées en filtrage adaptatif, soit la famille algorithme de projection affine APA. Celle de moindres carrés récursifs RLS (Réursive least square), la famille de gradient stochastique LMS (Least Mean Square) et sa version normalisé NLMS.

Nous pointons sur ce dernier algorithme NLMS mais amélioré pour l'annulation d'écho acoustique ce que nous venons de voir dans le prochaine chapitre.

2.3.2.1 La famille RLS

L'algorithme de moindres carrés récursif (RLS) (Réursive least square) a pour but de minimiser la somme des carrés des erreurs, par la méthode de moindres carrés.

Dans la méthode de moindres carrés exacte, on vise à minimiser par rapport au vecteur des paramètres w_n à chaque instant n , un critère défini sur les erreurs commises depuis l'instant initial [17].

2.3.2.2 La famille LMS

L'un des premiers algorithmes est l'algorithme du gradient stochastique ou LMS (least-mean-square) conçu par Widrow et Hoff en 1959. Cet algorithme est basé sur une estimation simple et peu complexe du gradient. Ce type de filtre est très simple, mais il est inefficace pour la problématique de l'annulation d'écho en raison de la grande variation d'énergie contenue dans la voix, ces variations d'énergie provoquent une divergence de filtre [17].

Pour résoudre ce problème, Haykin a introduit le gradient normalisé NLMS, la modification apportée consiste à normaliser la correction des coefficients en fonction de l'énergie du signal. Le pas dans ce calcul varie de façon inversement proportionnelle à l'énergie contenue dans le signal. Ainsi en présence d'une grande énergie, l'adaptation du filtre est ralentie. Ce ralentissement permet d'éviter les cas de divergence qui pourraient subvenir avec le filtre LMS.

a) Algorithme du gradient stochastique LMS

L'idée de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme de gradient déterministe de l'équation suivant par sa valeur instantanée [19].

$$w_{n+1} = w_n + \mu[r - R w_n] \quad (2.6)$$

μ est le pas d'adaptation

$$r \cong d(n)x(n) \quad (2.7)$$

Et

$$R \cong x(n)x(n)^T \quad (2.8)$$

Remplaçant (2.7) et (2.8) dans (2.6) on obtient la relation suivante :

$$w_{n+1} = w_n + \mu e(n)x(n) \quad (2.9)$$

Tel que :

$$e(n) = d(n) - w_n^H x_n$$

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

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$$

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

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{Trace}(R)} = \frac{2}{M\sigma_x^2}$$

Trace (R) : désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice R .

σ_X^2 : désigne l'énergie du signal d'entrée x_n .

b) Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie de signal d'entrée $x(n)$

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

L'algorithme LMS normalisé est obtenu en minimisant la fonction cout suivant [18]:

$$J(n) = \|w(n+1) - w(n)\|^2 \quad (2.10)$$

Avec la contrainte :

$$d(n) = w^T(n+1)x(n) \quad (2.11)$$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour $x(n)$.

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange. En effet, on cherchera à minimiser par rapport à $h(n+1)$.

$$J(n) = \|w(n+1) - w(n)\|^2 + \lambda [d(n) - w^T(n+1)x(n)] \quad (2.12)$$

Où λ est le multiplieur de Lagrange, on obtient :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial w(n+1)} = 2[w(n+1) - w(n)] - \lambda x(n) = 0 \quad L \times 1 \quad (2.13)$$

Soit

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\lambda}{2} x(n) \quad (2.14)$$

Or d'après la contrainte :

$$\begin{aligned} d(n) &= w(n+1)^T x(n) \\ &= w(n)^T x(n) + \frac{\lambda}{2} x(n)^T x(n) \end{aligned}$$

Ce qui donne :

$$\lambda = \frac{2e(n)}{x(n)^T x(n)} \quad (2.15)$$

Finalement nous obtenons l'algorithme NLMS :

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\lambda}{2} x(n) = w(n) + \frac{1}{x(n)^T x(n)} e(n) x(n)$$

En pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit un facteur positif μ ($0 < \mu < 2$):

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

En fait, pour L assez grand et pour un signal stationnaire:

$$\frac{\mu}{x(n)^T x(n)} = \frac{\mu}{\sum_{i=0}^{L-1} x^2(n-i)} \quad (2.16)$$

Qui est le pas d'adaptation du LMS.

Pour éviter des difficultés numériques (division par des petits nombres) quand l'énergie du signal d'entrée est petite, on modifie l'algorithme comme suit:

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu}{\delta + x(n)^T x(n)} e(n) x(n) \quad (2.17)$$

Où $\delta > 0$ est un paramètre de régularisation.

c) Stabilité de l'algorithme NLMS

Pour simplifier, on suppose que $d=0$.

L'erreur du signal:

$$e(n) = d(n) - w(n)^T x(n) \quad (2.18)$$

Et aussi appelée erreur "a priori" car elle utilise les coefficients du filtre avant la mise à jour. L'erreur "a posteriori" est définie par:

$$\hat{e}(n) = d(n) - w(n+1)^T x(n)$$

Et se calcule une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme peut être considéré comme stable si la valeur absolue de l'erreur "a posteriori" est plus petite que celle de l'erreur "a priori", ce qui est logique puisque $e(n)$ exploite davantage d'informations.

En remplaçant l'équation du NLMS:

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu}{x(n)^T x(n)} e(n) x(n) \quad (2.19)$$

Dans l'erreur "a posteriori", on obtient:

$$\hat{e}(n) = d(n) - w(n+1)^T x(n) = d(n) - w(n)^T x(n) - \mu e(n) = e(n)[1 - \mu]$$

Donc

$$\begin{aligned} |\hat{e}(n)| &< |e(n)| \\ |e(n)[1 - \mu]| &< |e(n)| \\ |[1 - \mu]| &< 1 \\ 0 &< \mu < 2 \end{aligned}$$

Qui est la condition de stabilité de l'algorithme NLMS.

2.3.2.3 La famille APA

Il est possible d'améliorer la convergence de l'algorithme LMS en modifiant la direction d'adaptation des coefficients du filtre d'identification, cette analyse est l'origine des algorithmes de projection affine qui sont obtenus par une projection d'ordre multiple k [19]. Les algorithmes d'ordre k sont caractérisés par le fait qu'ils annulent les k erreurs a posteriori produites par le filtre d'identification. Ces algorithmes possèdent de ce fait de bien meilleures propriétés de convergence sur des signaux fortement corrélés que l'algorithme LMS.

Toutefois, leur complexité arithmétique initiale est trop importante. Plusieurs versions rapides de ces algorithmes ont été proposées afin de réduire la complexité initiale.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le problème d'identification résolu par le filtrage de Wiener, et le filtrage adaptatif en décrivant l'essentiel des équations qui forment les algorithmes adaptatifs de type gradient stochastique, NLMS et les algorithmes de projection affine.

Dans le prochain chapitre nous allons traiter le problème de l'écho acoustique et les méthodes utilisées pour l'annulation de ce dernier spécifiquement par l'algorithme NLMS amélioré.

3.1 Introduction

Dans les systèmes de communication mains-libres et de conférence (téléconférence, conférence de bureau,...), on a toujours besoin des annuleurs d'écho pour réduire l'écho qui résulte du couplage acoustique entre le haut-parleur et le microphone. L'annulation d'écho acoustique (AEA) améliore grandement la qualité audio. Elle permet de progresser des conférences de façon plus douce et plus naturelle, de garder les participants plus à l'aise, et prévenir la fatigue auditeur. Une solution d'AEA qui est mal conçue ou inappropriée pour l'emplacement, ne pourra pas offrir ces avantages et peut même dégrader significativement la qualité audio. L'écho acoustique est plus visible et ennuyeux lorsqu'un retard important (dans l'ordre des centaines de millisecondes) est présent dans le chemin de transmission [20].

3.2 La source de l'écho acoustique

Aujourd'hui, les nouveaux systèmes de télécommunications permettent la liberté de mouvement du locuteur en restituant le son de l'interlocuteur sur un haut-parleur (figure3.1).

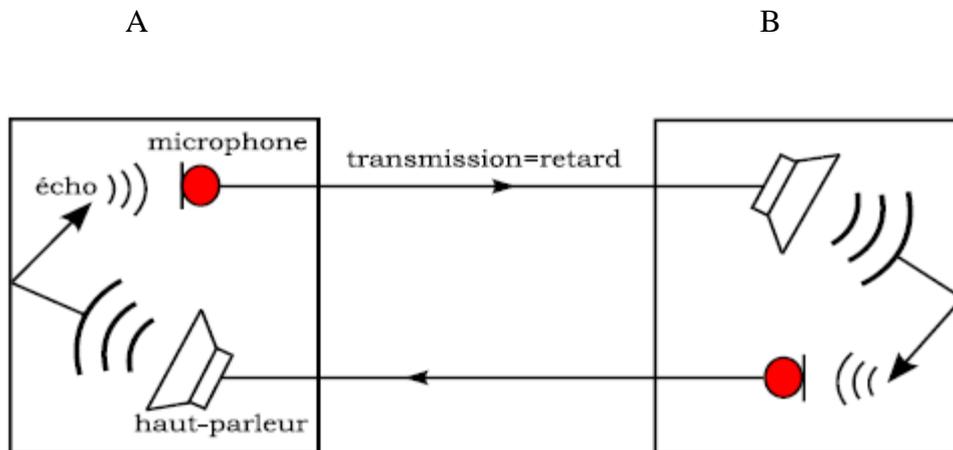


Figure 3.1 Exemple de communication bi-directionnelle avec écho acoustique

Le couplage acoustique, généré par l'utilisation de tels systèmes de télécommunications mains libres, provoque certains effets indésirables comme le phénomène de l'écho acoustique ou encore l'instabilité de la boucle de communication [15].

L'écho acoustique est provoqué par la transmission du signal émis par le haut-parleur et reçu par le microphone : cette transmission est composée d'un trajet direct et de multiples réflexions captées par le microphone, et a pour conséquence de renvoyer vers le locuteur qui a prononcé la parole dans une salle distante son propre signal. C'est donc la propagation acoustique d'une onde sonore à l'intérieur d'un volume donné qui provoque l'écho acoustique.

Le phénomène de l'écho acoustique présente des complexités du fait que ses propriétés acoustiques sont très variables en fonction de l'environnement correspondant. Il suffit de s'intéresser à quelques exemples d'utilisation de systèmes mains libres pour apprécier la difficulté du problème. Les réseaux de télécommunications actuels supportent des débits d'information considérables et autorisent la transmission simultanée et en temps réel d'images et de son. Cette avancée technologique permet par conséquent l'organisation de télérencontres entre locuteurs de sites distants en leur offrant une sensation de présence et de naturel.

Les exemples les plus standards d'applications de télérencontres sont par exemple, la téléconférence et la visioconférence sur PC. Pour la téléconférence, une salle spécialement conçue pour cette application est généralement utilisée.

Lorsqu'un son est émis à l'intérieur d'une salle (ou d'une voiture), il subit des transformations physiques qui peuvent être comprises grâce aux principes de l'acoustique des salles. Des interprétations théoriques précises peuvent être obtenues en faisant appel aux domaines de l'acoustique géométrique, ondulatoire et statistique. Néanmoins, le phénomène physique peut être décrit simplement et succinctement comme suit. Une onde sonore, émise par un émetteur, se propage suivant les lois de l'acoustique vers un récepteur. Au cours de son trajet, l'onde subit l'influence de l'environnement acoustique dans lequel elle se propage. Le phénomène se résume, dans le cas d'une propagation dans un espace libre, à l'absorption d'une onde sonore par l'air qui dépend de paramètres (température, pression atmosphérique, etc...) variant lentement dans le temps par rapport à l'échelle de stationnarité du signal sonore. S'ajoutent à cela des phénomènes de réflexion, diffraction, diffusion, et absorption provoqués par les parois et obstacles présents dans l'espace clos. Le trajet

de propagation d'une onde sonore est appelé canal acoustique. Le canal acoustique dépend directement de ces différents paramètres.

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

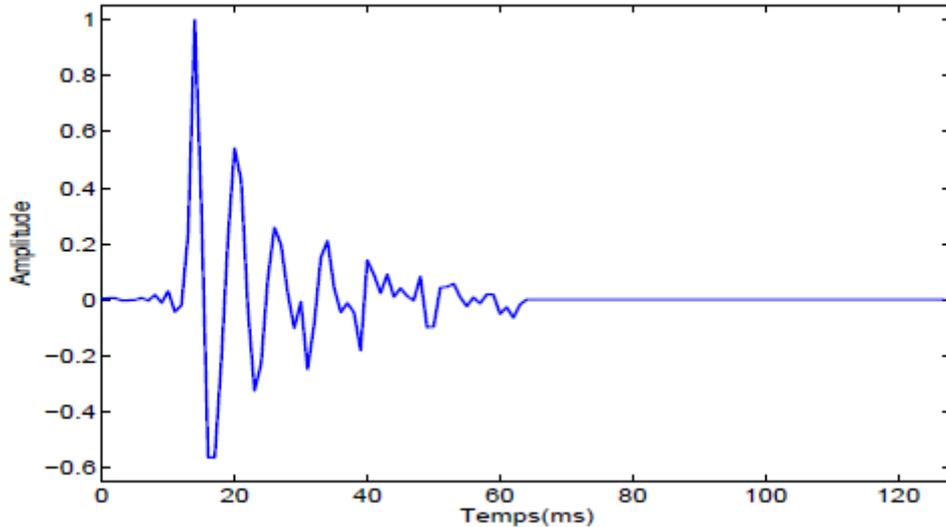


Figure3.2 Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique

Les ondes se propagent en trajet direct (le trajet le plus court emprunté par l'onde sonore) jusqu'à ce qu'elles rencontrent un obstacle sur lequel elles se réfléchissent tout en perdant de l'énergie. En réalité, la réponse impulsionnelle de couplage acoustique est de durée infinie mais il est généralement admis que son support temporel significatif est de l'ordre de 50 à 100 ms dans une voiture, et de 250 ms à 300 ms dans une salle de téléconférence.

L'écho acoustique, résultant du couplage acoustique entre un haut-parleur et un microphone, peut donc être caractérisé par la réponse impulsionnelle du canal acoustique correspondant. Cette réponse impulsionnelle qui est très sensible et dépendante de son environnement acoustique, peut varier rapidement d'un instant à un autre, puisque la taille de la salle, le revêtement des murs, la présence d'objets ou de personnes dans la salle, etc..., sont autant de paramètres qui influent sur la nature du couplage acoustique et modifient cette réponse.

La figure 3.2 montre que la perceptibilité d'un signal de parole diminue de 0,5dB par ms (de retard d'écho). Le système binaural d'audition humaine gère remarquablement

bien l'effet de réverbération lorsque les personnes en conversations sont dans la même salle même très réfléchissante.

Ce n'est pas le cas si les mêmes personnes sont en salles différentes et ils utilisent un haut-parleur pour la conversation. L'écho acoustique devient très gênant et inquiétant et donc doit être enlevé.

L'acoustique de la salle affectera toujours le son et peut entraver la communication.

En outre, un sifflement peut se produire si le microphone est placé trop près du haut-parleur (ce phénomène est connu par l'effet Larsen) et il doit être éliminé par annulation d'écho acoustique. La salle acoustique est une question complexe, mais elle a été largement étudiée en profondeur à partir de deux perspectives théoriques et pratiques. [21]

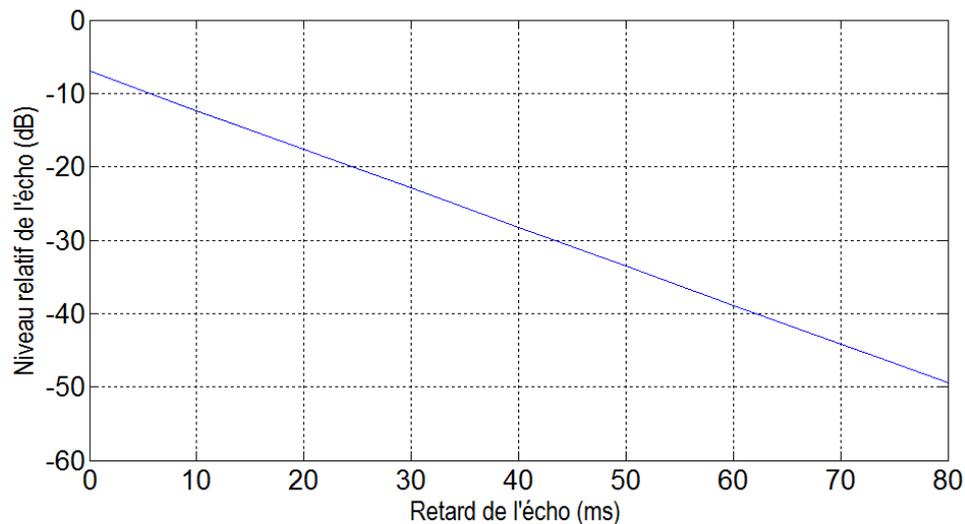


Figure 3.3 Influence de l'écho sur la perception de la parole [22]

3.3 La gêne provoquée par l'écho

Avant de présenter les différentes techniques de traitement de l'écho acoustique, nous présentons quelles conditions l'écho est perçu comme une perturbation gênante.

L'écho acoustique est présent de façon gênante pour un délai de transmission global de 30 ms. Ce délai est largement dépassé que ce soit dans le cadre de la radiotéléphonie mains libres où le retard de transmission est de l'ordre de 180 ms ou dans des contextes de téléconférence où le traitement et la transmission de la voix introduisent un retard supérieur. Dans ce cas, un traitement spécifique doit être impérativement mis en œuvre pour préserver la qualité de la communication.

Dans le cas de simple parole et pour des retards inférieurs à 25 ms, un système d'annulation d'écho doit fournir une atténuation de l'écho de l'ordre de 24 dB. Ce même système doit être capable de fournir une atténuation de l'écho de 40 dB pour des retards excédant 25 ms.

3.4 Les traitements classiques de l'écho

Dans ce paragraphe, nous proposons de décrire le concept du système d'annulation d'écho acoustique et de présenter les principales méthodes algorithmiques existantes.

Nous nous intéressons plus spécifiquement à la résolution du problème posé par l'écho acoustique, résolution basée sur des techniques de filtrage adaptatif. Les algorithmes de filtrage adaptatif sont très nombreux et ont été largement étudiés dans la littérature.

Nous en rappelons les principaux en les classifiant par famille, même s'il a été démontré que tous les algorithmes adaptatifs sont liés entre eux et peuvent se déduire les uns des autres au moyen d'approximations [15].

Nous présentons tout d'abord les algorithmes qui ont certainement suscité le plus de travaux, à savoir le LMS, RLS, NLMS, APA. Intérêt justifié par le fait que le premier est simple à mettre en œuvre et le dernier à une vitesse de convergence optimale.

3.5 L'annulation d'écho acoustique par un algorithme NLMS amélioré

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

$$\mu_n = \frac{\mu}{x^T x(n)} \quad (3.1)$$

La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation $0 < \mu \leq 2$.

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

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu}{x^T x(n) + \delta} x(n) e(n) \quad (3.2)$$

Où $\delta > 0$ est un paramètre de régularisation.

L'algorithme NLMS a une convergence lente dans les régions de fréquences où le signal d'excitation a une faible énergie [18]. Par exemple, étudions la situation où le signal d'excitation $x(n)$ a une faible énergie dans les fréquences hautes que dans les faibles, comme par exemple le signal de parole. Donc, le vecteur gradient estimé $x(n)e(n)$ sera faible dans les régions de hautes fréquences. Le facteur de normalisation, c'est à dire le scalaire $x^T(n)x(n)$, sera important à cause de la grande énergie dans les petites fréquences de $x(n)$. Alors, pour les faibles énergies du signal d'excitation, les mises à jour de $w(n)$ sont lentes.

Notre algorithme NLMS amélioré est une variante du NLMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie de l'erreur pour réduire l'erreur quadratique moyenne et augmenter la vitesse de convergence, le pas d'adaptation à chaque itération est donné par :

$$\mu_n = \frac{\mu}{\alpha x^T(n)x(n) + (1-\alpha)\beta} \quad (3.3)$$

Avec:

$0 < \alpha < 1$ est un facteur de lissage.

β est l'énergie de l'erreur $\beta = \sum_{i=0}^{Z-1} |E(n-i)|^2$

$E(n)$ est le vecteur d'erreur de filtrage et donné par :

$E(n) = [e(n), e(n-1), e(n-2), \dots, e(n-Z+1)]$

Z est le nombre des points sur lesquelles nous calculons l'énergie de l'erreur.

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

$$w(n + 1) = w(n) + \frac{\mu}{\alpha x^T(n)x(n) + (1-\alpha)\beta} e(n)x(n) \quad (3.4)$$

a) Stabilité de l'algorithme NLMS amélioré

L'erreur du signal:

$$e(n) = d(n) - w(n)^T x(n) \quad (3.5)$$

Et aussi appelée erreur *a priori* car elle utilise les coefficients du filtre avant la mise à jour. L'erreur "a posteriori" est définie par:

$$\hat{e}(n) = d(n) - w(n + 1)^T x(n) \quad (3.6)$$

Et se calcule une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme peut être considéré comme stable si la valeur absolue de l'erreur *a posteriori* est plus petite que celle de l'erreur *a priori*, ce qui est logique puisque $e(n)$ exploite l'avantage d'informations.

En remplaçant l'équation du NLMSA:

$$w(n + 1) = w(n) + \frac{\mu}{\alpha x^T(n)x(n) + (1-\alpha)\beta} e(n)x(n) \quad (3.7)$$

Dans l'erreur "a posteriori", on obtient:

$$\begin{aligned} \hat{e}(n) &= d(n) - w(n + 1)^T x(n) \\ &= d(n) - w(n)^T x(n) - \frac{\mu}{\alpha x^T(n)x(n) + (1-\alpha)\beta} e(n)x^T(n)x(n) \end{aligned} \quad (3.8)$$

Puisque β converge vers 0 on trouve :

$$\hat{e}(n) = e(n)\left[1 - \frac{\mu}{\alpha}\right]$$

Donc

$$\begin{aligned} |\hat{e}(n)| &< |e(n)| \\ \left|e(n)\left[1 - \frac{\mu}{\alpha}\right]\right| &< |e(n)| \\ \left|\left[1 - \frac{\mu}{\alpha}\right]\right| &< 1 \\ 0 &< \frac{\mu}{\alpha} < 2 \\ 0 &< \mu < 2\alpha \end{aligned} \tag{3.9}$$

Qui est la condition de stabilité de l'algorithme NLMSA.

3.6 Principe de fonctionnement du NLMSA en annulation d'écho acoustique

L'annulation d'écho acoustique requiert la connaissance d'un modèle pour le chemin d'écho acoustique identifié. Toutefois, la réponse impulsionnelle du chemin d'écho en question peut varier en fonction du temps. Le filtrage adaptatif est l'approche la plus appropriée dans ce cas pour estimer les paramètres variables du chemin d'écho.

Le schéma suivant représente un système d'annulation d'écho dans un système de communication sonore (téléphone mains libres, téléconférence,...), où $x(n)$ est le signal reçu du locuteur lointain, $d(n)$ est le signal d'écho du locuteur lointain vers lui-même. Lorsqu'un locuteur parle dans la pièce A, le haut-parleur de la pièce B émet le signal $x(n)$. Le microphone de la pièce B reçoit une version filtrée de $x(n)$. Etant directement relié au haut-parleur de la pièce A, le locuteur va s'entendre parler.

Pour éviter cela, nous estimons de manière adaptative le filtre w_n après la normalisation avec l'énergie de l'erreur et nous envoyons sur le haut-parleur de la pièce A uniquement l'erreur commise.

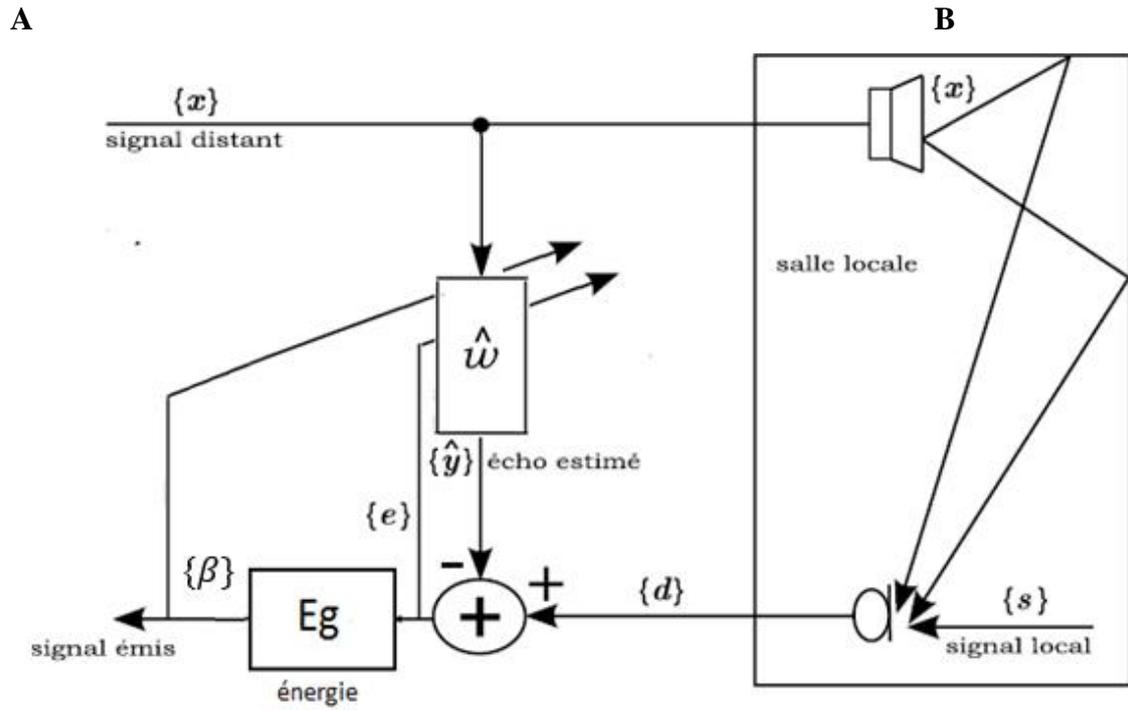


Figure 3.4 Principe de l'annulation d'écho acoustique par ajout d'énergie.

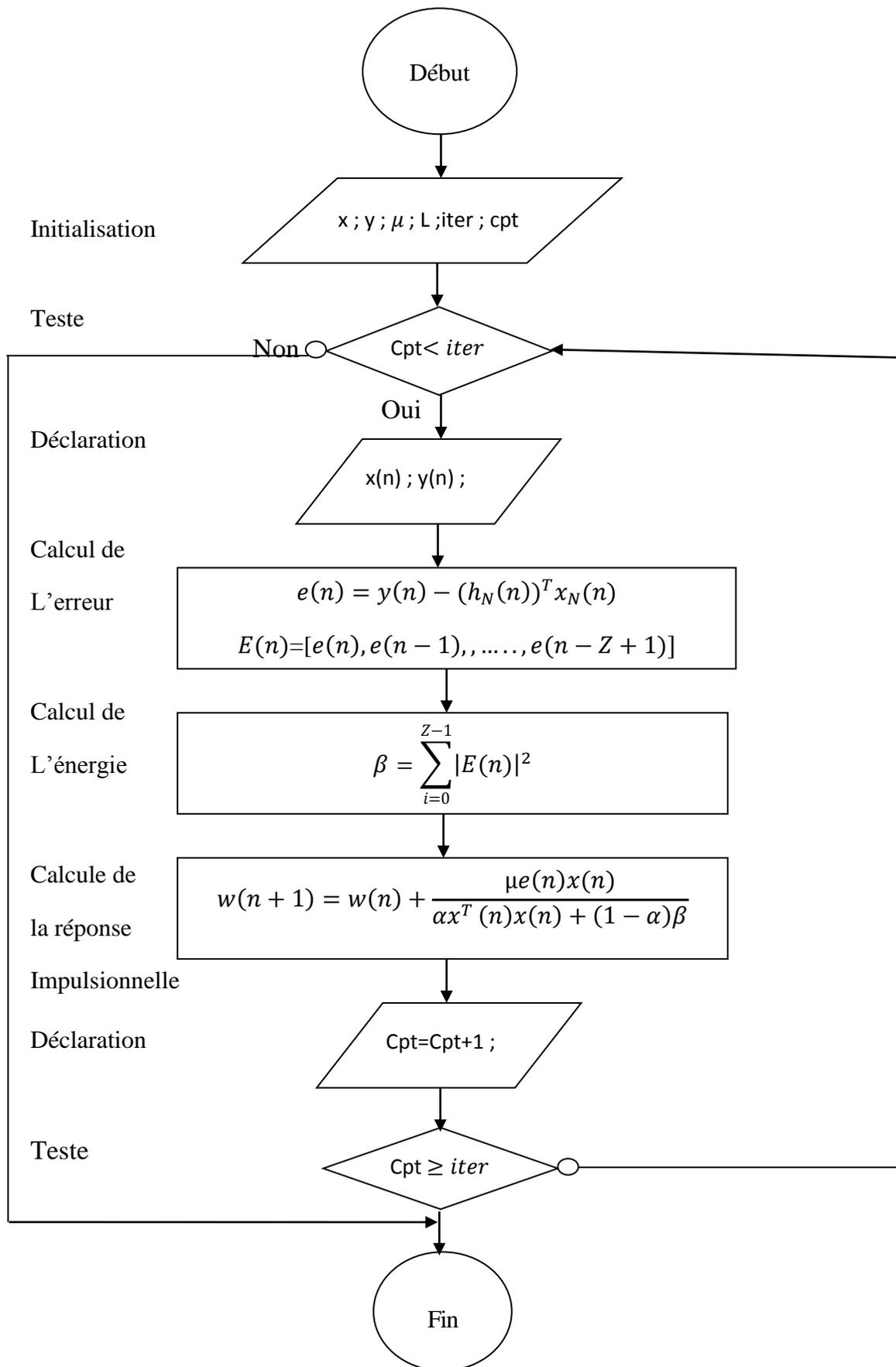


Figure 3.5 L'organigramme du l'algorithme NLMS amélioré

3.8 Conclusion

Ce chapitre rappelle le principe de l'annulation d'écho acoustique et la méthode de l'algorithme NLMS amélioré qui permet d'améliorer le taux de convergence du filtre adaptatif par apport à l'algorithme NLMS.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les résultats de simulation des méthodes d'annulation d'écho acoustique par notre algorithme proposé NLMSA.

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de l'élimination d'écho acoustique, utilisant l'algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS) et l'algorithme proposé.

Nous commençons par les différentes sources des signaux (parole et bruit) qui sont utilisés dans les simulations. Puis nous présentons l'influence des paramètres (la taille du filtre L , le pas d'adaptation μ et l'erreur quadratique moyenne (EQM) sur la structure que nous avons réalisée.

4.2 Description des signaux de test

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

Bruit USASI (United States of America Standards Institute) : Un bruit stationnaire qui a un spectre similaire au spectre moyen de la parole qui est donné par la figure 4.1, il est souvent utilisé comme signal de test dans les applications d'annulation d'écho acoustique.

Un signal de parole de 8kHz, une phrase est prononcée par un locuteur masculin qui dit « un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » (la Figure4.2).

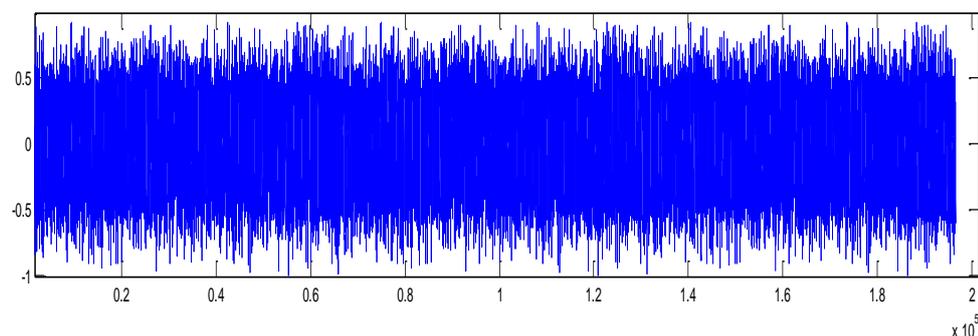


Figure 4.1 Bruit BUSASI, Fréquence d'échantillonnage est de 8 kHz

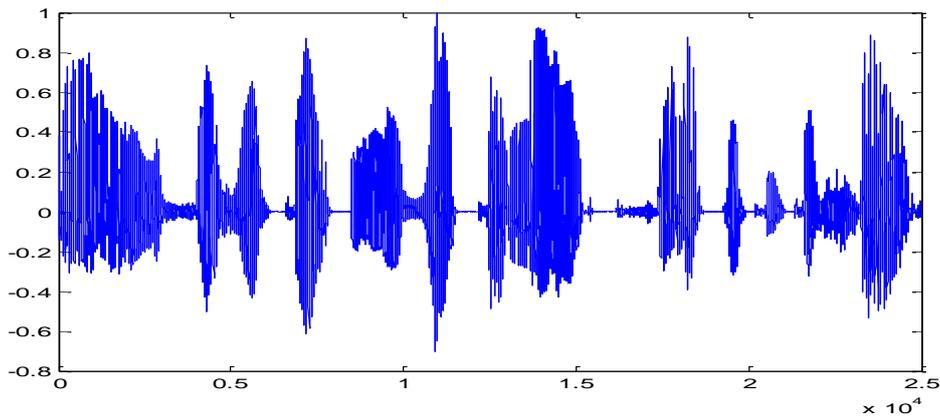


Figure 4.2 Signal de parole, fréquence d'échantillonnage est de 8 kHz

4.3 Description des critères de performance

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

$$e(n) = 10 \log (\sigma_e^2(n)) \quad (4.1)$$

Où : $(\sigma_e^2(n))$ symbolise une moyenne temporelle de M échantillon consécutifs, $e(n)$ représente l'erreur de filtrage a priori calculé avant la mise à jour du filtre et $\log(.)$ représente le logarithme à base 10, avec :

$$\sigma_e^2(n) = \frac{1}{M} \sum_i^M e^2(n) \quad (4.2)$$

4.4 Test sur l'algorithme NLMS et NLMS amélioré avec le signal BUSASI

4.4.1 Effet de la taille de filtre

Les résultats de cette simulation sur l'effet de la taille du filtre sont obtenus en sélectionnant plusieurs tailles du filtre et on calcule les valeurs du temps de convergence (T_c) et l'erreur quadratique finale (EQM finale) des deux filtres. Ces résultats obtenus sont donnés dans le tableau 4.1 et les figures 4.3 suivants:

| L | NLMS | | NLMSA(Amélioré) | |
|-----|--------------------|-----------------|--------------------|-----------------|
| | T _c (s) | EQM finale (dB) | T _c (s) | EQM finale (dB) |
| 32 | 1.84 | -82.92 | 0.72 | -82.61 |
| 64 | 3.92 | -81.33 | 1.36 | -84.28 |
| 128 | 7.04 | -79.00 | 2.88 | -81.98 |
| 512 | 7.20 | -36.04 | 6.40 | -63.52 |

Tableau 4.1 Comparaison de l'effet de L sur la vitesse de convergence et EQM finale des deux algorithmes ($\mu = 0.4$, $LL = 2L$, $RSB=90$).

EQM : Erreur Quadratique Moyenne.

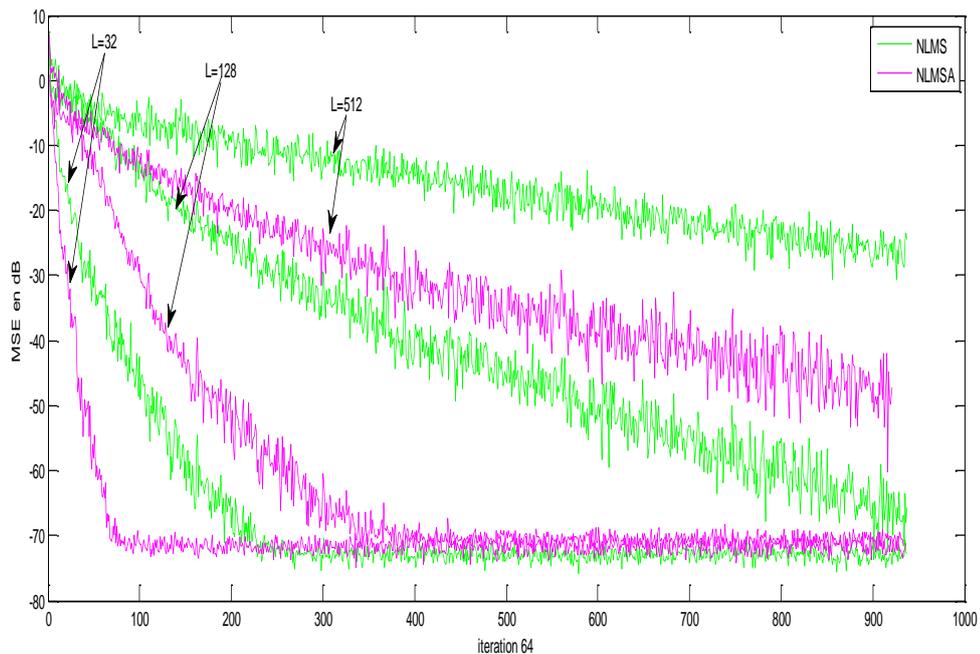


Figure 4.3 Influence de la taille L sur le NLMS et NLMSA pour $L=\{32,128,512\}$, $\mu=0.4$, $RSB=90$ et un signal d'entrée BUSASI.

Nous remarquons bien que les deux algorithmes convergent mieux lorsque la taille du filtre adaptatif L est faible, ce qui montre que leur vitesse de convergence est inversement proportionnelle à la taille du filtre adaptatif, et nous observons une grande amélioration du convergence de notre algorithme proposé.

4.4.2 Effet du pas d'adaptation

Dans cette simulation, nous avons fixé la taille du filtre transverse L à 32 et nous avons fait varier le pas μ . Nous avons obtenus les résultats qui sont dans le tableau 2.4 et les figures 4.5 et 4.

| μ | NLMS | | NLMSA (Amélioré) | |
|-------|-----------|------------|------------------|------------|
| | T_C (s) | EQM finale | T_C (s) | EQM finale |
| 0.1 | 7.179 | -76.29 | 3.824 | -82.49 |
| 0.2 | 4.136 | -82.89 | 1.856 | -82.80 |
| 0.3 | 2.504 | -85.74 | 1.096 | -83.14 |
| 0.4 | 1.976 | -82.70 | 0.680 | -82.46 |
| 0.5 | 1.304 | -82.89 | 0.400 | -81.21 |
| 0.6 | 1.096 | -82.80 | 0.320 | -79.24 |

Tableau 4.2 Comparaison de l'effet du pas d'adaptation μ sur la vitesse de convergence des deux algorithmes ($L=2L$, $L=32$, $RSB=90$)

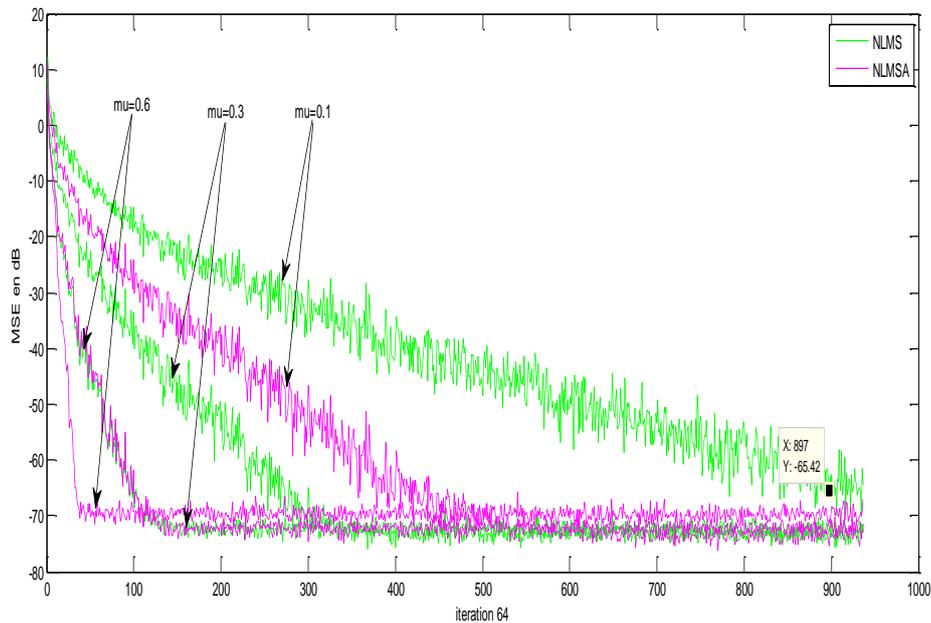


Figure 4.4 Influence du pas d'adaptation pour NLMS et NLMSA $\mu = \{0.1, 0.3, 0.6\}$, $L=256$, $RSB=90$ et un signal d'entrée BUSASI.

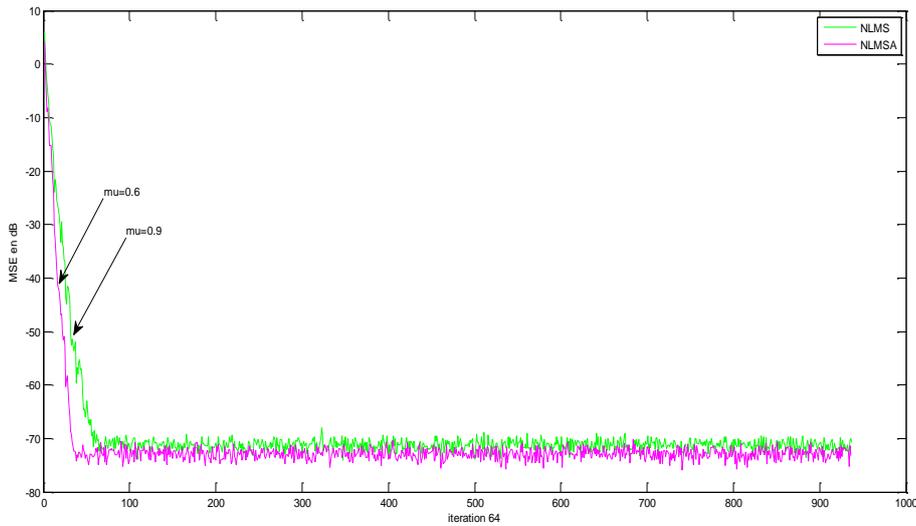


Figure 4.5 Comparaison entre NLMS et NLMSA pour meilleur μ à chaque algorithme

Nous remarquons que les deux algorithmes convergent mieux lorsque le pas d'adaptation du filtre adaptatif μ est grand ($\mu = 0.6$ pour NLMS amélioré et $\mu = 0.9$ pour NLMS), et nous observons une grande amélioration de la convergence de notre algorithme proposé.

4.4.3 Effet de l'énergie

Les résultats de cette simulation sur l'effet de l'énergie sur le filtre sont obtenus en sélectionnant plusieurs tailles de l'énergie et on calcule les valeurs du temps de convergence pour l'algorithme proposé. Ces résultats obtenus sont donnés dans le tableau 4.3 et les figures 4.6, 4.7, 4.8, 4.9 suivants:

| <i>LL</i> | NLMSA(Amélioré) | |
|------------------|---------------------------------|------------------------|
| | <i>T_C</i> (s) | <i>EQM</i> (dB) |
| 2L | 3.36 | -87.31 |
| 10L | 2.88 | -77.92 |
| 30L | 3.016 | -82.56 |
| 40L | 3.32 | -83.05 |

Tableau 4.3 Influence de l'énergie sur NLMS amélioré pour

$LL = \{2L, 10L, 30L, 40L\}$, $L=256$, $RSB=90$, $\mu = 0.6$ et un signal d'entrée BUSASI.

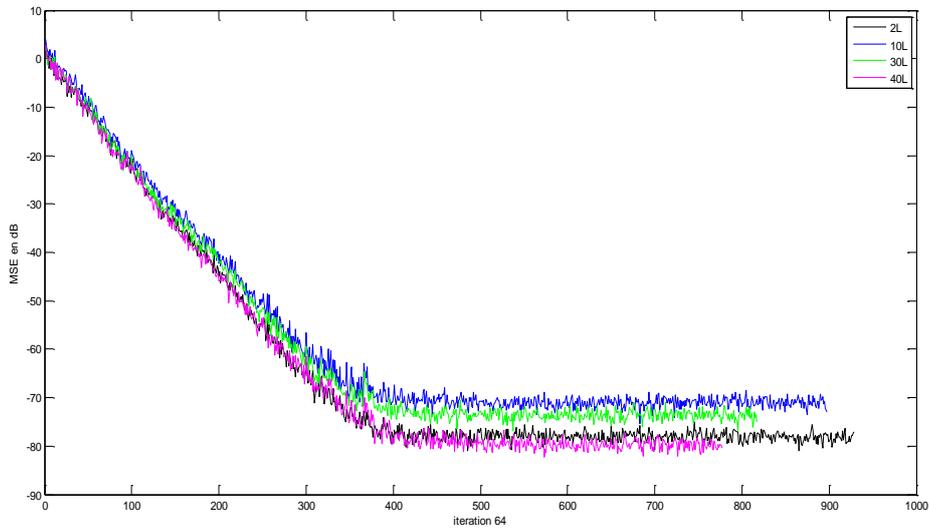


Figure 4.6 Influence de l'énergie LL sur NLMSA pour $LL = \{2L, 10L, 30L, 40L\}$, $L=256$, $RSB=90$ et un signal d'entrée BUSASI.

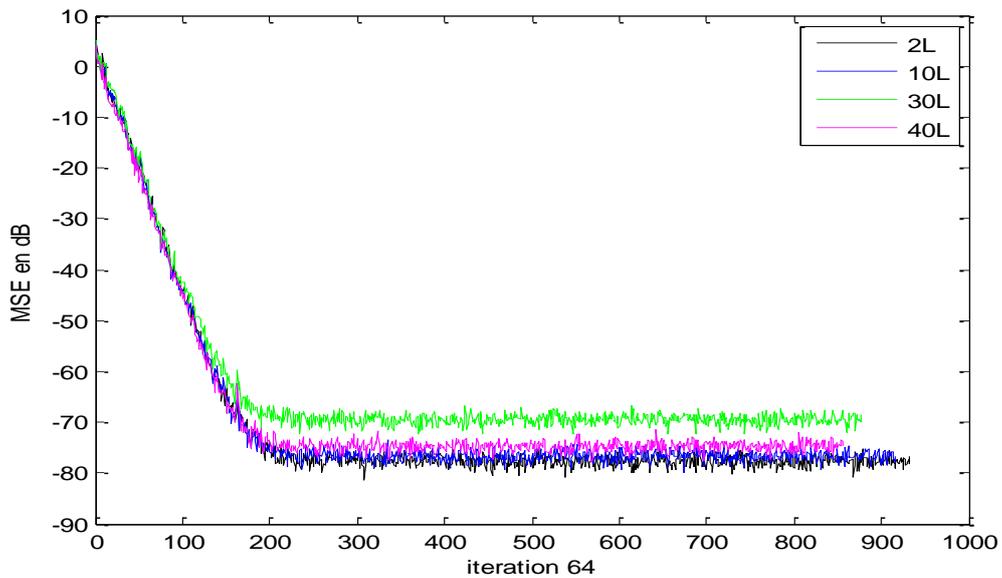


Figure 4.7 Influence de l'énergie LL sur NLMSA pour $LL = \{2L, 10L, 30L, 40L\}$, $L=128$, $RSB=90$ et un signal d'entrée BUSASI.

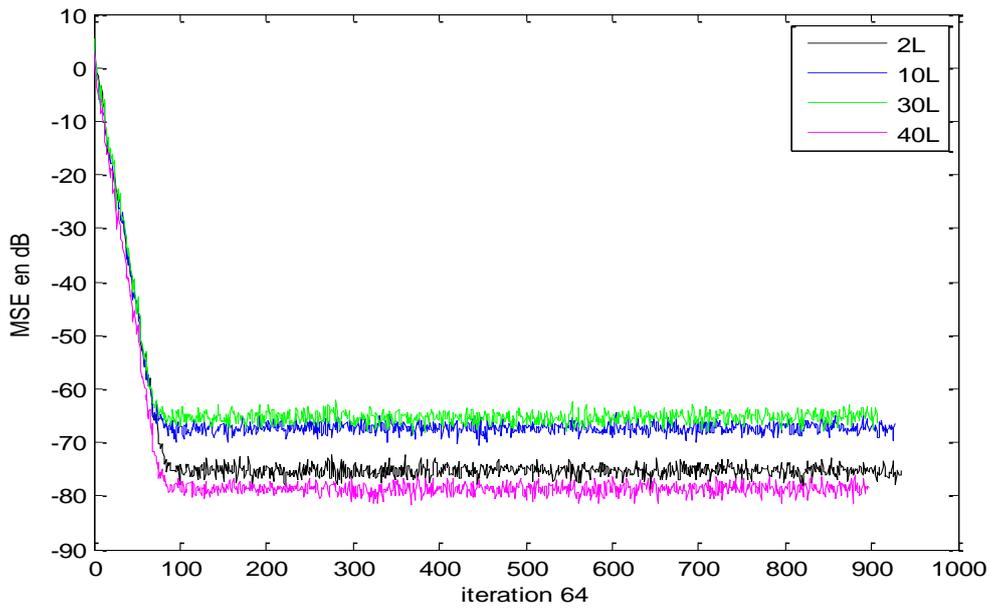


Figure 4.8 Influence de l'énergie LL sur NLMSA pour $LL = \{2L, 10L, 30L, 40L\}$, $L=64$, $RSB=90$ et un signal d'entrée BUSASI.

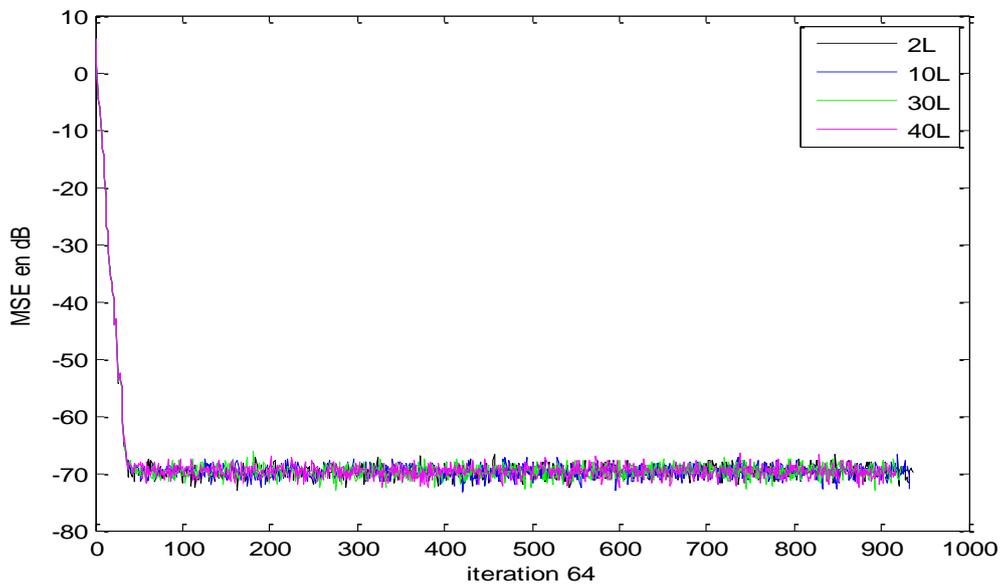


Figure 4.9 Influence de l'énergie LL sur NLMSA pour $LL = \{2L, 10L, 30L, 40L\}$, $L=32$, $RSB=90$ et un signal d'entrée BUSASI.

D'après le résultat des simulations nous remarquons que la vitesse de convergence est la même durant le changement de l'énergie, par contre nous observons un changement de la valeur quadratique moyenne finale en fonction de la taille du filtre, dont la meilleur convergence est lorsque la EQM est faible.

En conclusion d'après nos études sur le signal d'entrée BUSASI nous avons constaté que pour une meilleure convergence de notre algorithme NLMSA est fait pour une taille du filtre L faible environ $L=32$, un pas d'adaptation grand $\mu = 0.6$ même avec une énergie du filtre de NLMSA grande LL par exemple $LL=10L$.

4.5 Test avec le signal parole

Pour bien voir les performances de notre méthode dans un contexte réel d'AEA, nous avons réalisé une expérience en utilisant comme signal d'entrée de la parole réelle. Cette expérience dessous est réalisée avec une taille du filtre $L=32$ et $LL=5L$, un pas d'adaptation $\mu=0.1$ et rapport signal à bruit d'entrée $RSB=90$ sur 160000 itérations. Nous obtenons ces résultats :

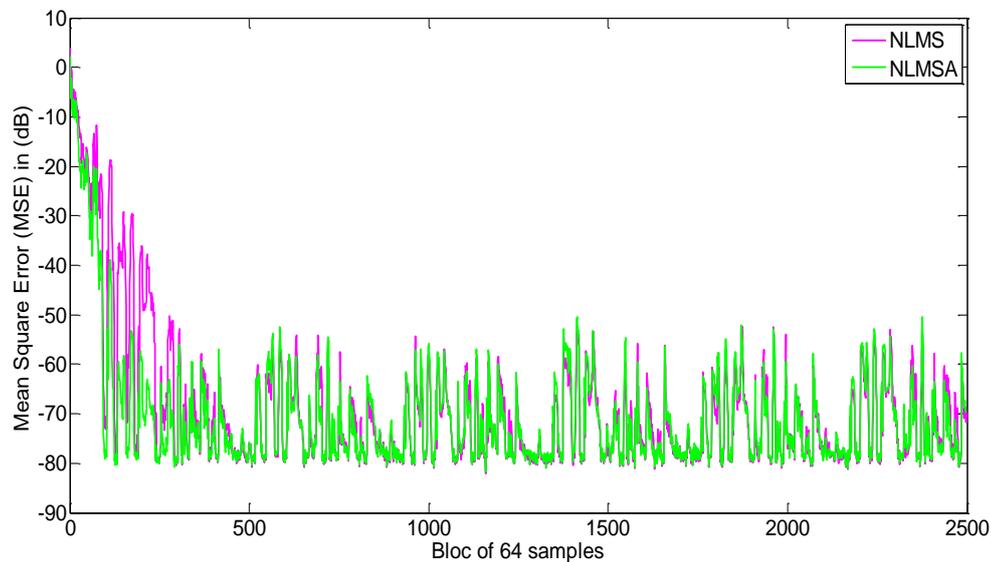


Figure 4.10 Comparaison de la convergence de MSE pour l'algorithme NLMS et NLMSA

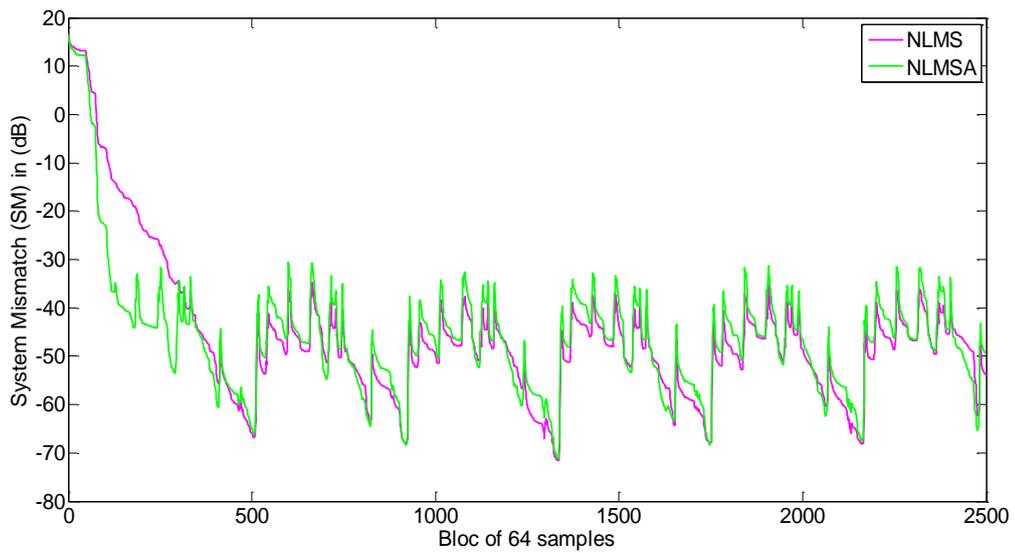


Figure 4.11 Comparaison de la convergence de SM pour l’algorithme NLMS et NLMSA

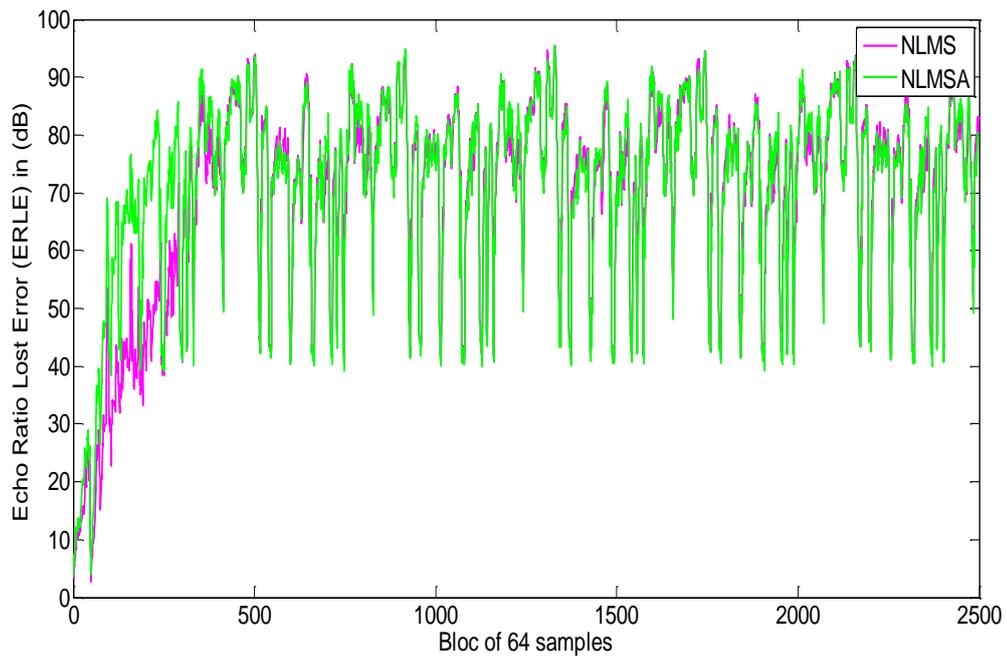


Figure 4.12 Comparaison de la convergence de ERLE pour l’algorithme NLMS et NLMSA

D’après les graphes Figure 4.10 , 4.11 et Figure 4.12 nous remarquons que la vitesse de convergence de l’algorithme NLMSA est la meilleure que NLMS.

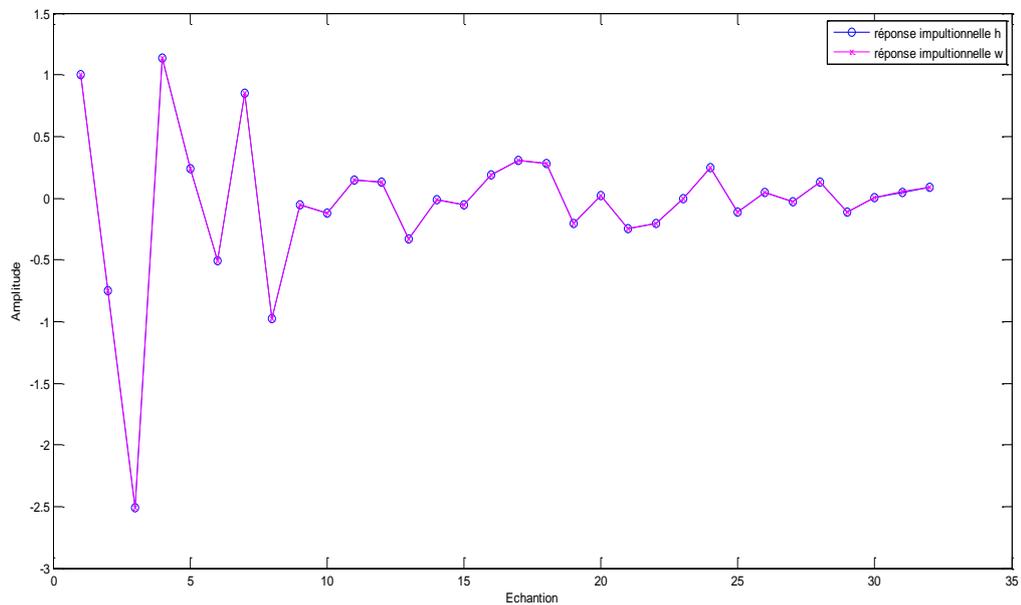


Figure 4.13 La différence entre la réponse impulsionnelle w et h

Nous observons que le graphe de la réponse impulsionnelle et celui du filtre adaptatif sont superposés ce qui montre l'absence du retard entre le système qui contient l'écho acoustique et le filtre adaptatif.

Et avec une expérience réalisée avec une taille du filtre $L=256$ et $LL=5L$, un pas d'adaptation $\mu=0.1$ et rapport signal à bruit d'entrée $RSB=90$ sur 160000 itérations. Nous obtenons ces résultats :

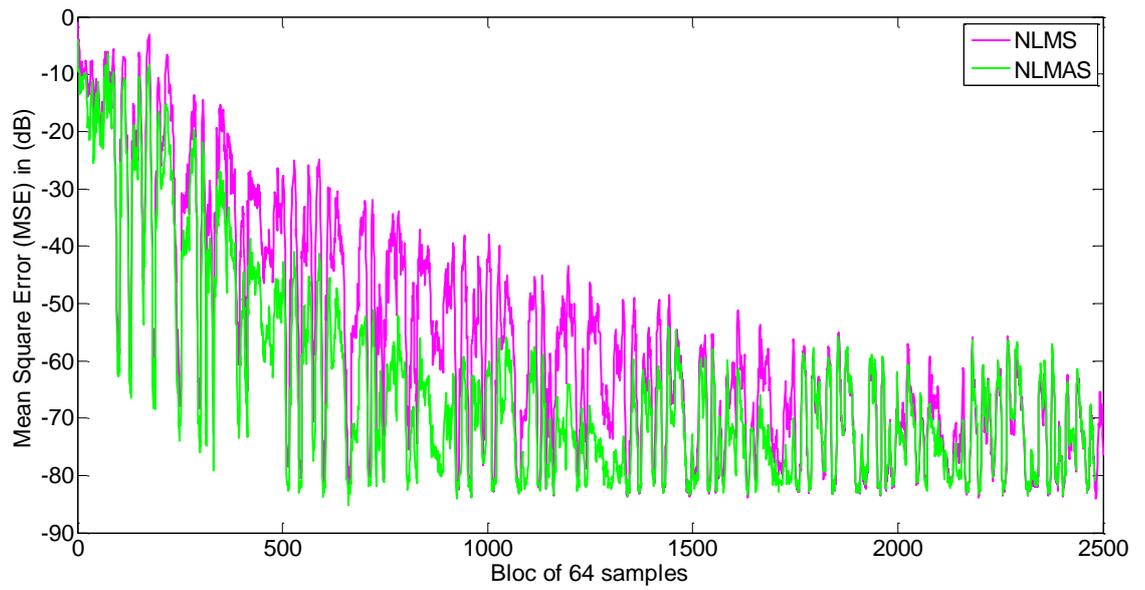


Figure 4.14 Comparaison de la convergence de MSE pour l’algorithme NLMS et NLMSA

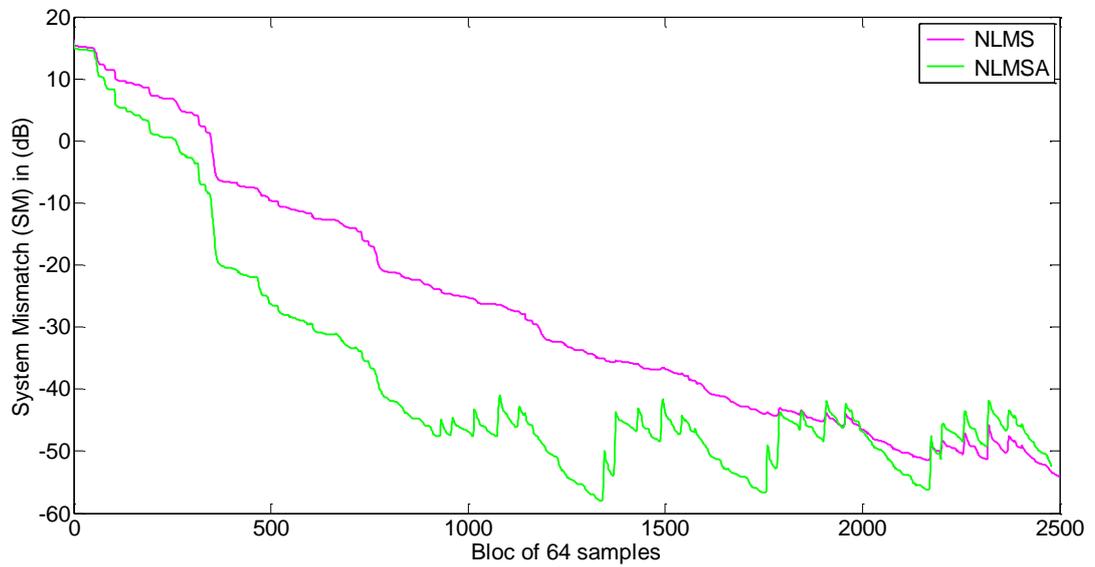


Figure 4.15 Comparaison de la convergence de SM pour l’algorithme NLMS et NLMSA

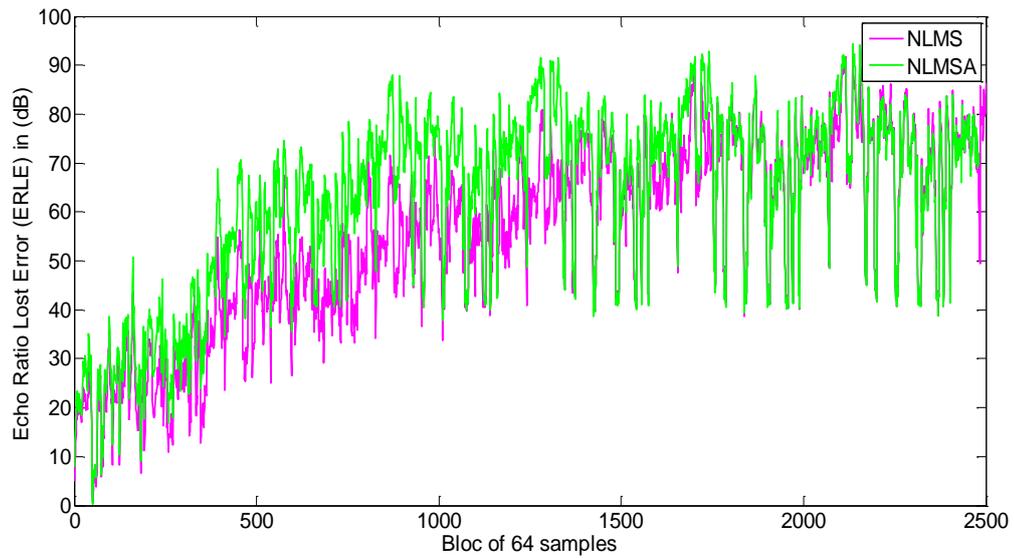


Figure 4.16 Comparaison de la convergence de ERLE pour l’algorithme NLMS et NLMSA

D’après les figures précédentes Nous avons remarqué que plus que la taille du filtre adaptatif (taille de la salle) est grande plus notre algorithme est meilleur en comparant avec NLMS classique.

Remarque : Pour tous les tests des simulations nous avons pris un facteur de lissage $\alpha = 0.49$.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évalué les performances de l'algorithme NLMS amélioré dans un cadre de test (avec BSASI comme un signal d'entrée) et dans une centre réel ou le signal de parole est utilisé comme entrée.

Ces résultats ont bien montré l'efficacité de l'algorithme NLMS amélioré par rapport à sa version originale.

La communication dans ses diverses formes est devenue un moyen et un outil de développement indispensable, comme le téléphone et les réseaux informatiques. En effet, la conversation téléphonique permet déjà un haut niveau de communication par le choix des mots et le ton de la voix. La visiophonie ajoute de nouvelles dimensions à cette communication (gestes, expressions de visages, langage de corps, environnement visible,...). Des documents avec des textes, des images ou autres données peuvent être utilisés pour venir appuyer sur le face à face dans le but d'une meilleure compréhension.

La parole est un moyen de communication privilégié entre les humains et elle constitue une grande partie des messages transmis en télécommunications. C'est un signal réel, continu d'énergie finie non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps.

Les systèmes de communications devront avoir une qualité suffisante pour que les personnes soient placées dans des conditions de confort telles qu'elles n'aient plus besoin de se déplacer pour échanger des informations. Toutefois, la qualité de la communication est souvent fortement dégradée par le phénomène d'écho acoustique. Il s'agit du signal qui apparaît en raison du couplage acoustique entre le haut-parleur et le microphone du terminal et qui est renvoyé au locuteur distant. Ce dernier reçoit ainsi un écho de sa voix, qui devient gênant dès que les retards de transmission atteignent la trentaine de millisecondes.

Le phénomène d'écho acoustique fait lors de la mise en place d'une communication bidirectionnelle entre deux salles, une boucle de transmission fermée est établie. Le signal émis par la salle distante est réémis vers cette même salle à cause du couplage existant entre le haut-parleur et le ou les microphones de prise de son d'une même salle. Si la transmission introduit un retard important (de l'ordre de plusieurs centaines de millisecondes), les personnes présentes dans une salle réentendent leur propre voix ; c'est le phénomène d'écho acoustique dû au canal acoustique de couplage qui, par définition, représente la transformation du signal diffusé par le haut-parleur et capté par les microphones de prise de son.

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

Le principal objectif de notre étude est d'améliorer la méthode d'annulation d'écho acoustique par algorithme adaptatif NLMS amélioré.

Ce mémoire comprend quatre chapitres.

Le premier chapitre présente certaines notions de base du traitement de signal.

Le deuxième chapitre est consacré par la présentation de certains filtres et algorithmes adaptatifs.

Le troisième chapitre traite le problème de l'écho acoustique et la méthode (NLMS proposé) utilisée pour l'annulation d'écho.

Enfin, le quatrième chapitre est réservé pour les résultats de simulation de la méthode proposée.