

M/621.869

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 – Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique



Domaine : Sciences et Technologie
Filière : Automatique et Informatique Industrielle
Spécialité : Commande et Diagnostic des Systèmes Industriels

Mémoire de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme de Master Académique

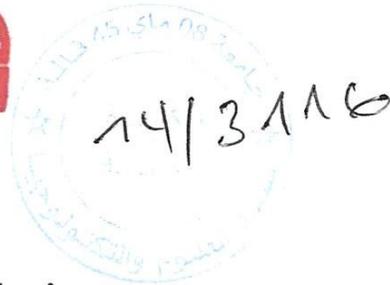
Annulation d'écho acoustique par filtrage adaptatif

Présenté par :
CHIKH Zineb
SEGHIR Fatima
ZAIRI Khawla

Sous la direction de :
BOUBIDI Assia

Jun 2015

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 – Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique



Domaine : Sciences et Technologie
Filière : Automatique et Informatique Industrielle
Spécialité : Commande et Diagnostic des Systèmes Industriels

Mémoire de fin d'études
Pour l'obtention du diplôme de Master Académique

Annulation d'écho acoustique par filtrage adaptatif

Présenté par :
CHIKH Zineb
SEGHIR Fatima
ZAIRI Khawla

Sous la direction de :
BOUBIDI Assia

Juin 2015

Remerciement

14/3/18
جامعة 08

Nous aimerais en premier lieu remercier mon dieu Allah qui nous donne la volonté et le courage pour la réalisation de ce travail.

Au terme de cette étude, nous tenons à adresser nos plus vifs remerciements à toutes les personnes qui de près et de loin, nous ont aidées à la réalisation de ce travail, en particuliers :

Notre encadreur Mme BOUBIDI ASSIA pour nous avoir guidées à l'élaboration de ce travail avec ses conseils, ses critiques et ses encouragements

Nous tenons à remercier également l'ensemble des enseignants, Pour leur disponibilité durant toutes nos formations, ainsi que les membres du jury pour nous avoir honorées de leur présence.

Et enfin nous adressons nos sincères remerciements à nos parents, nous frères, nous sœurs, et à tous nos amis.

Didicace

Je dédie du plus profond de mon cœur ce travail, à mes parents, c'est grâce à leur soutien, leur patience et leur amour que je suis là aujourd'hui, à mon frère à mes sœurs.

Une pensée aux membres de ma grande famille et à tous ceux que j'aime et qui m'aiment.

Que mes copines du mémoire trouvent ici le témoignage de ma reconnaissance et de mon amitié, pour l'agréable bout de chemin qu'on a passé ensemble, pour leur disponibilité et leur sympathie ainsi que mes amis depuis mes premiers jours au Lycée SARA, KOUKA MARWA,

Ma reconnaissance va à tous les camarades qui en même temps que moi et avec qui j'ai passé de bons moments de joie et de détente. Leur présence a compensé

Je dédie également ce travail à tous ceux qui m'ont apporté leur savoir et mes professeurs.

ZAIRI Khawla

Didicace

Je dédie du plus profond de mon cœur ce travail, à mes parents, c'est grâce à leur soutien, leur patience et leur amour que je suis là aujourd'hui, à mon frère à mes sœurs.

Une pensée aux membres de ma grande famille et à tous ceux que j'aime et qui m'aiment.

Que mes copines dû mémoire trouvent ici le témoignage de ma reconnaissance et de mon amitié, pour l'agréable bout de chemin qu'on a passé ensemble, pour leur disponibilité et leur sympathie ainsi que mes amis depuis mes premiers jours au Lycée ZINEB, FATIMA.

Ma reconnaissance va à tous les camarades qui en même temps que moi et avec qui j'ai passé de bons moments de joie et de détente. Leur présence a compensé

Je dédie également ce travail à tous ceux qui m'ont apporté leur savoir et mes professeurs.

SEGHIR Fatima

Didicace

Je dédie du plus profond de mon cœur ce travail, à mes parents, mon marié et ma sœur c'est grâce à leur soutien, leur patience et leur amour que je suis là aujourd'hui.

Une pensée aux membres de ma grande famille et à tous ceux que j'aime et qui m'aiment.

Que mes copines du mémoire trouvent ici le témoignage de ma reconnaissance et de mon amitié, pour l'agréable bout de chemin qu'on a passé ensemble, pour leur disponibilité et leur sympathie ainsi que mes amis depuis mes premiers jours au Lycée WARDA et LINDA.

Ma reconnaissance va à tous les camarades qui en même temps que moi et avec qui j'ai passé de bons moments de joie et de détente. Leur présence a compensé

Je dédie également ce travail à tous ceux qui m'ont apporté leur savoir et mes professeurs.

Chikh Zineb

Table des matières :

Introduction Générale	(7)
CHAPITRE I	Problématique et solution
1. Introduction	(10)
2. L'écho acoustique	(11)
2.1. Définition	(11)
2.2. L'environnement acoustique.....	(12)
2.3. Le chemin parcouru par l'écho acoustique.....	(12)
2.4. Les traitements de l'écho	(13)
3. Introduction au principe de l'annulation d'écho acoustique	(13)
3.1. Définition	(14)
3.2. Filtrage adaptatif	(15)
3.2.1. Généralités sur le filtrage adaptatif	(15)
3.2.2. Application du filtrage adaptatif	(16)
1. Identification	(17)
2. La prédiction	(18)
3. Annulation d'interférence	(18)
4. Modélisation inverse	(19)
3.2.3. Les types de filtres adaptatifs	(20)
3.2.4. Choix du critère	(21)
3.2.5. Choix de l'algorithme	(22)
3.2.6. Du filtrage de Wiener au filtrage adaptatif	(23)
4. Conclusion	(24)

CHAPITRE II Algorithmes de base du filtrage adaptatif

1. Introduction	(25)
2. Algorithme des Moindres Carrés Récursif (RLS)	(25)
2.1. Définition	(25)
2.2. Construction de l'algorithme	(26)
2.3. Problème d'initialisation	(27)
2.3. Convergence de l'algorithme, en moyenne	(29)
2.4. Version adaptative – pondération exponentielle	(30)
2.5. Conclusion	(31)
3. Algorithme du gradient stochastique (least-mean square-LMS)	(32)
3.1. Définition	(32)
3.2. Rappels sur l'algorithme du gradient déterministe	(33)
3.3. Construction de l'algorithme LMS	(34)
3.4. Convergence et stabilité	(35)
3.5. Convergence de l'algorithme en moyenne	(35)
3.6. Mise en œuvre.....	(36)
3.7. Convergence en moyenne quadratique	(37)
3.8. Rapidité de convergence	(37)
3.8.1. Constante de temps	(38)
3.9. Conclusion	(38)
4. Algorithme LMS Normalisé (NLMS)	(38)
4.1. Définition	(38)
4.2. Convergence d'algorithme.....	(38)
2. Algorithme PNLMS	(39)
5.1. Définition	(39)

6. Algorithme PNLMS++	(40)
6.1 : Définition	(40)
7 : Conclusion	(41)

CHAPITRE III Simulation et discussions

1. Introduction	(42)
2. Identification	(42)
2.1. ALGORITHHEM RLS	(43)
• Poursuite	(44)
2.2. ALGORITHME LMS	(45)
• Effet de N	(46)
• Effet de δ	(48)
• Poursuit	(49)
2.3. ALGORITHME NLMS	(50)
• Effet de b	(52)
2.4. Comparaison entre LMS et NLMS.....	(54)
3. Conclusion	(55)
 Conclusion Général	 (56)

Listes des figures :

- Fig. I.1 – Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique
- Fig. I.2 – Exemple de communication avec d'écho acoustique
- Fig. I.3 – Principe de l'annulation d'écho acoustique
- Fig. I.4 – Structure complète d'un système d'annulation d'écho
- Fig. I.5 – Schématisation de l'identification par filtrage adaptatif
- Fig. I.6 – Principe de l'identification
- Fig. I.7 – Principe de La prédiction
- Fig. I.8 – Principe de Annulation d'interférence
- Fig. I.9 – Principe de Modélisation inverse
- Fig. I.10 – Schéma général d'un système d'estimation d'erreur
- Fig. II.1 – Schéma général d'un système de filtrage adaptatif
- Fig. II.2 - Algorithme de mise en œuvre de la solution récursive- algorithme
Du gradient stochastique
- Fig. II.3 – Principe d'adaptation par l'algorithme PNLMS++
- Fig. III.1 –Organigramme de la méthode de mesure
- Fig. III.2 – schéma de principe de l'identification par filtrage adaptatif
- Fig. III.3 – Evaluation de principe de l'identification par filtrage adaptatif
- Fig. III.4- Effet de N sur l'évolution des premiers coefficients des filtres
- Fig. III.5- Effet de sur l'évolution des premiers coefficients des filtres
- Fig. III.6- évolution des premiers coefficients des filtres sous une variation
paramétrique du système
- Fig. III.7- évolution des premiers coefficients du filtre (RLS)
- Fig. III.8- Trace de la matrice R
- Fig. III.9- évolution des premiers coefficients du filtre (NLMS)

Fig.III.10- Effet de b sur l'évolution des premiers coefficients des filtres (NLMS)

Fig.III.11-Compraison d'évolution des premiers coefficients des filtres LMS et NLMS.

Liste des tableaux :

Tab.II.1- Algorithme du gradient stochastique

Tab.II.2 – Complexité algorithmique de l'algorithme LMS

Tab .II.3 - Algorithme RLS

Tab.II.4 – Complexité algorithmique de l'algorithme NLMS

Introduction Générale :

La parole, moyen de communication privilégié entre les humains, constitue une grande partie des messages transmis en télécommunication. Un phénomène D'écho, qui est la réverbération du signal à l'émission, pose généralement un problème dans toutes les communications de type "PC à Téléphone" ou "Téléphone à Téléphone". Il peut être causé par les composantes électroniques des parties analogiques du système téléphonique, lors du passage de 4 à 2 fils du réseau téléphonique classique (PSTN : Public Switched Telephone Network), qui réfléchissent une partie du signal traité. L'interlocuteur s'entend alors parler avec un temps de retard. Certains nouveaux services ont considéré le milieu acoustique (salle, cabine téléphonique, habitacle d'une voiture etc...) comme faisant partie de la chaîne de communication. Ces nouveaux services correspondent à l'apparition des postes à haut-parleur, des postes mains-libres et des systèmes de téléconférences (audio et visioconférences). Des nouveaux problèmes sont apparus, du fait de la prise rapprochée de son dans le système téléphonique par commutation ou téléphonie sur réseau IP (Internet Protocol).

Parmi ces problèmes, nous pouvons citer :

- La réverbération où en plus du son direct, le ou les microphones de prise de son captent une multitude de réflexions qui brouillent le message transmis.
- Le bruit acoustique présent dans une salle ou dans une cabine téléphonique.
- Le phénomène d'écho acoustique : 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 . Lorsque l'écho acoustique est présent de façon gênante, c'est à dire clairement distinct subjectivement de son signal d'origine, un traitement spécifique, appelé "annulation d'écho acoustique", doit être impérativement mis en œuvre pour préserver la qualité de la communication.

Le but d'un tel traitement est d'estimer l'écho acoustique entre le signal reçu (signal envoyé dans le haut-parleur) et la sortie de la salle (signal capté par le microphone) puis de retrancher une estimation de ce signal de sortie, ceci sans affecter le signal de parole locale dans le cas de double parole (les deux locuteurs parlent en même temps). 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).

Le problème est compliqué par le fait que le signal d'excitation est fortement non stationnaire et le canal acoustique de couplage varie au cours du temps (mouvements des personnes, déplacements d'objet, etc...). Pour tenir compte de ces problèmes, nous utilisons un annulateur d'écho acoustique où l'identification de la réponse impulsionnelle finie (FIR : Finie Impulse Response), représentant le canal acoustique de couplage, est réalisée par des algorithmes du type gradient stochastique (LMS : Least Mean Squares, NLMS : Normalized LMS, PNLMS : Proportionnés NLMS, PNLMS ++, etc...). Malgré toutes les solutions trouvées pour le problème d'annulation d'écho acoustique, quelques difficultés restent à contourner. Parmi elles :

- La réponse impulsionnelle modélisant le canal acoustique est très longue, de quelques centaines de coefficients (téléphone main libre) à quelques milliers de coefficients (téléconférence). Ceci se traduit par une charge de calcul élevée quel que soit l'algorithme utilisé et une inadaptation aux processeurs DSP sur lesquels sont implantés les algorithmes.

- Les signaux d'entrée (généralement signaux de parole), ne sont pas stationnaires à l'échelle de la réponse Impulsionnelle et présentent une importante variation de la puissance, cela rend difficile le problème de convergence des coefficients du filtre adaptatif.

- A ces difficultés, s'ajoute le cas de double parole (deux personnes émettent simultanément un signal). Ceci provoque une divergence des coefficients du filtre adaptatif et une dégradation irrémédiable sur le signal de la parole locale.

Ce rapport du mémoire comprend trois chapitres :

Le premier chapitre rappelle le contexte de notre étude et présente rapidement le phénomène de l'écho acoustique tel que rencontré dans les systèmes de communications et d'en clarifier l'origine. C'est aussi l'occasion de décrire comment diffère la problématique de l'annulation d'écho acoustique posés par la théorie du filtrage adaptatif,

Le deuxième chapitre identifié et compare les différents Algorithmes d'adaptations, des plus classiques aux plus récents : algorithmes du type de gradient déterministe, algorithme des moindres carrés récursif (RLS) et algorithmes du gradient stochastique (LMS, NLMS, PNLMS, PNLMS++).

Enfin, Le troisième chapitre expose les résultats obtenus des diverses simulations sous différentes conditions. Nous commençons par montrer l'influence des paramètres tels que porte sur le traitement adaptatif de celui-ci grâce à une structure d'identification. La convivialité du simulateur. Permet une modification de tous les paramètres importants aux différents stades de calcul et l'affichage graphique des données simulées. Ce simulateur utilise langage de MATLAB.

Chapitre-I-

Problématique et solution

1. INTRODUCTION :

Le phénomène de l'écho acoustique présente des complexités du fait que ses propriétés acoustiques sont très variables en fonction de l'environnement correspondant.

Les exemples les plus standards d'applications de téléconférences 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, 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 est entièrement défini par le Milieu de propagation (en l'occurrence l'air), l'espace clos (sa géométrie, ses propriétés acoustiques), la source (dans le cas de l'écho, le haut-parleur), et le récepteur (dans le cas de l'écho, le microphone). Les caractéristiques de la réponse impulsionnelle associée au trajet d'écho acoustique dépendent 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. Un exemple d'une réponse impulsionnelle mesurée dans une salle est représenté par la figure (I.1).

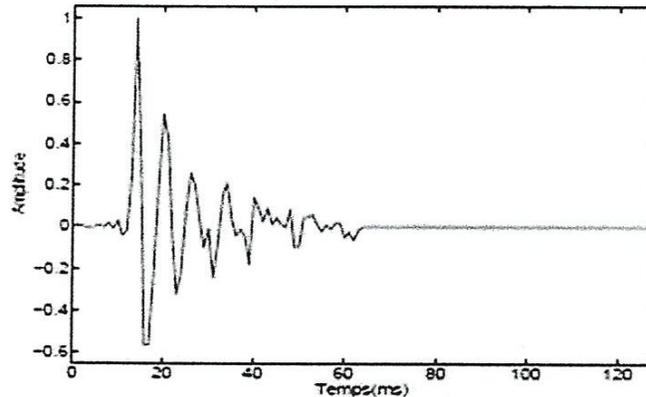


Fig. I.1 – Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique

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.

2. L'écho acoustique :

2.1. Définition :

Le terme d'écho, représente la réémission du signal vers l'émetteur. Il est le résultat de différents couplages, c'est-à-dire de différentes interactions entre deux phénomènes physiques tout au long de la chaîne de transmission de la parole. L'origine de l'écho acoustique provient de l'utilisation de nouveaux systèmes de télécommunications dits "mains libres". Au début l'utilisateur était obligé de coller son oreille à un combiné pour entendre son interlocuteur distant. Aujourd'hui, les nouveaux systèmes 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.

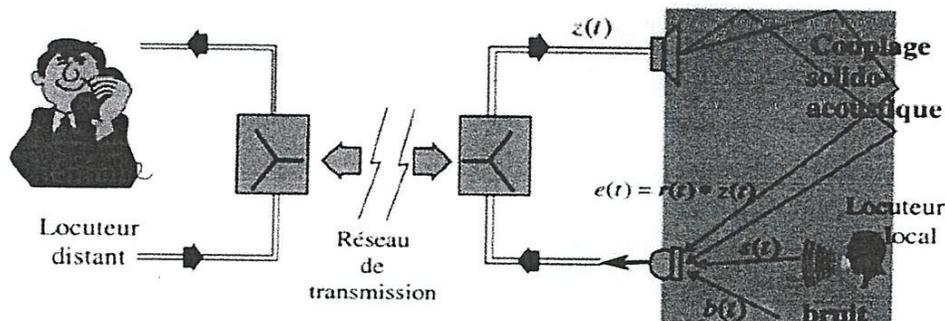


Figure 1.2 : exemple de communication avec écho acoustique

La présence d'écho et de bruit peut s'avérer très gênante pour le locuteur distant : fatigue et difficulté de compréhension à cause du bruit, effet déroutant d'entendre sa propre voix retardée par retour de l'écho (retard dû au temps de propagation à travers le réseau).

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.

2.2. L'environnement acoustique :

L'utilisation des téléphones munis d'un haut-parleur s'est généralisée ces dernières années car ce type d'appareil permet notamment d'organiser des téléconférences. Dans ce cas, l'aspect mains-libres est un élément primordial de sécurité alors qu'il s'agit plus de confort dans le cadre des téléconférences. Aujourd'hui, la plupart des téléphones à haut-parleur sont munies d'un annulateur d'écho similaire à ceux utilisés pour l'annulation d'écho acoustique. Cependant, la nature même de l'environnement acoustique rend la suppression d'écho difficile. Les personnes qui prennent part à des téléconférences doivent observer des règles de dialogue afin de conserver une conversation intelligible

Le but du contrôle de l'écho acoustique est de parvenir à une liaison full-duplex entre deux utilisateurs qui pourraient parler normalement.

Malheureusement, le contexte dans lequel apparaît l'écho acoustique est très contraignant :

- le trajet de l'écho est très long
- il est extrêmement variable au cours du temps,
- le bruit de fond du signal near end (locuteur proche) est très important.

2.3. Le chemin parcouru par l'écho acoustique :

La durée importante du trajet de l'écho est principalement due à la faible vitesse du son dans l'air.

En effet, le son se déplace dans l'air à une vitesse beaucoup plus faible que celle des ondes électromagnétiques qui se propagent le long d'un fil de cuivre puisque cette dernière est proche de la vitesse de la lumière. L'onde acoustique est de plus ralentie par des réflexions sur obstacles comme des murs, des chaises, des meubles, etc. Le signal réfléchi à une énergie qui dépend des dimensions de la salle ainsi que des objets qu'elle contient qui ont un coefficient de réflexion qui leur est propre.

2.4. Les traitements de l'écho :

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

3. Introduction au principe de l'annulation d'écho acoustique :

3.1. Définition :

L'annulation d'écho acoustique est un des axes d'évolution récents les plus importants dans le domaine des communications. Il s'agit d'une application des techniques d'identification des systèmes, le système à étudier étant le chemin d'écho acoustique.

Une solution simple et commune vient immédiatement à l'esprit. En effet, l'utilisation de filtres adaptatifs pour estimer l'écho est devenue courante dans les applications de téléphonie. Ce procédé (figure I.3) permet la construction d'une image de l'écho qui sera soustraite au signal reçu.

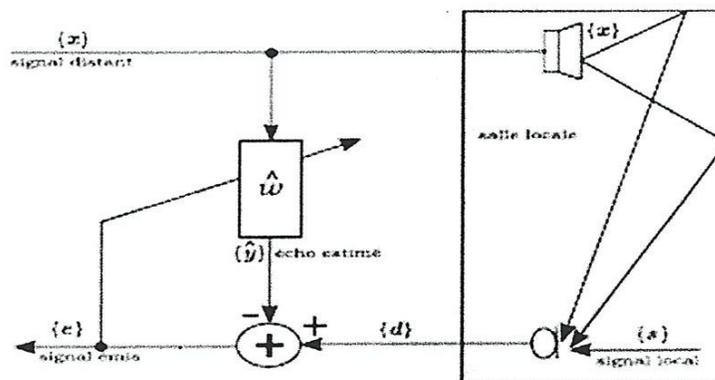


Fig. I.3 – Principe de l'annulation d'écho acoustique

Un exemple simple est donné dans le cas d'une application téléphonique ou de téléconférence dans laquelle le signal éloigné $\{x\}$ provient d'un haut-parleur. Le microphone reçoit un signal $\{d\}$ comportant un écho $\{y\}$ du signal $\{x\}$ et un signal proche $\{s\}$. Cet écho peut être modélisé comme le passage du signal $\{x\}$ à travers la fonction de transfert du local dans lequel se trouvent le haut-parleur et le micro (figure I.3). L'écho bruité est renvoyé par le microphone. Le chemin d'écho est la matérialisation de toutes les réflexions subies par le signal éloigné avant d'atteindre le microphone. Les dispositifs d'annulation d'écho mettent en œuvre des filtres adaptatifs dont l'adaptation du très grand nombre de coefficients est généralement réalisée grâce à des algorithmes du gradient stochastique. La rapidité et la précision de cette adaptation sont des points très critiques. En effet, les couplages acoustiques dans une salle sont caractérisés par un spectre rapidement évolutif avec de nombreux creux très prononcés. De plus, les signaux comme la parole ou le son sont fortement non stationnaires, ce qui rend le problème d'annulation d'écho plus difficile à résoudre. L'adaptation du filtre adaptatif \widehat{w} , est classiquement réalisée en l'absence de parole locale (parole du locuteur présent dans la salle locale). Lorsqu'une occurrence de double parole (présence à la fois de parole locale et de parole lointaine) est détectée, l'adaptation du filtre est stoppée. Le bon fonctionnement de l'annulateur d'écho repose donc implicitement sur l'emploi d'un détecteur d'activité vocale, contrôlant à la fois réception et émission. La structure typique d'un contrôle de l'écho acoustique est présentée sur la figure (I.3).

En plus du filtrage réalisé par l'annulateur d'écho, un bloc de détecteur d'activité de voix locale est ajouté pour agir en cas de double parole ou de parole locale seule. En cas de parole locale seule, le gain en réception est diminué pour se prémunir d'un retour d'écho dans la salle locale. En cas de double parole, le détecteur d'activité vocale permet de déterminer le sens de transmission à favoriser, ce qui se traduit par une augmentation du gain en réception et une diminution du gain en émission si le locuteur distant est favorisé et inversement si c'est le locuteur local qui est favorisé.

3.2. Filtrage adaptatif :

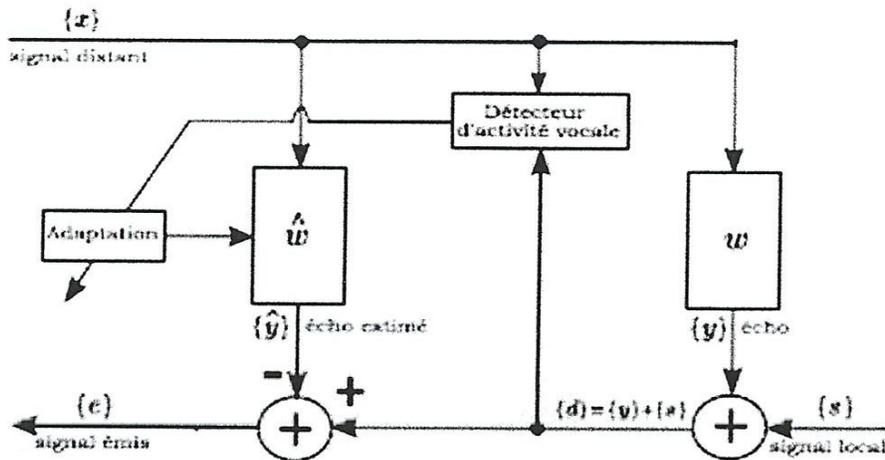


Fig. I.4 – Structure complète d’un système d’annulation d’écho

3.2.1. Généralités sur le filtrage adaptatif :

Le principe du filtrage adaptatif appliqué à l’identification d’un système inconnu, schématisé sur la figure (I.5), repose classiquement sur l’hypothèse que le système inconnu est modélisé exactement par un filtre à Réponse Impulsionnelle Finie (FIR : Finie Impulse Réponse) de L coefficients,

$$w_k = [w(0) \ w(1) \ \dots \ w(L-1)] T \dots \dots \dots (I.1)$$

Le filtre adaptatif \hat{w} , modélisé par un filtre FIR de taille idéalement égale à Celle du système inconnu, a pour rôle de fournir une estimée $\{\hat{y}\}$ du signal inconnu $\{y\}$, l’estimée étant obtenue en réalisant une opération de filtrage du signal $\{x\}$ par le système \hat{w} . La technique de filtrage adaptatif se décompose classiquement en deux étapes :

1. Une étape de filtrage qui permet d’obtenir une estimée du signal inconnu en convolant le signal d’entrée $\{x\}$ avec les coefficients du filtre adaptatif \hat{w} . L’erreur d’estimation $\{e\} = \{d\} - \{\hat{w}\}$ est ensuite utilisée dans la partie adaptation pour mettre à jour les coefficients du filtre.
2. Une étape d’adaptation qui permet d’ajuster les coefficients du filtre adaptatif \hat{w} suivant un algorithme donné. L’algorithme de filtrage adaptatif

permet de calculer les coefficients du filtre \hat{w} de façon à ce que la différence entre le signal $\{d\}$ et l'actuelle sortie du filtre $\{\hat{y}\}$ soit minimisée au sens d'un critère statistique préalablement défini.

De manière générale, l'algorithme d'adaptation se présente sous la forme vectorielle suivante :

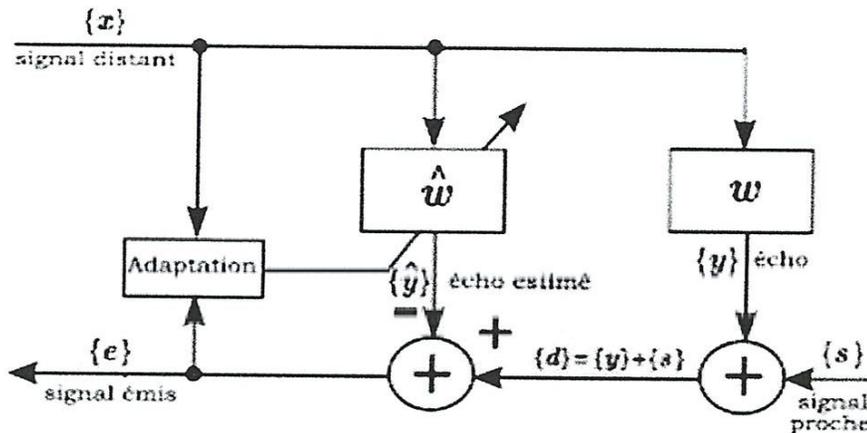


Fig. I.5 – Schématisation de l'identification par filtrage adaptatif

3.2.2. Application 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 toujours les caractéristiques exposées plus haut : on dispose d'une entrée u ainsi que de la réponse désirée d et l'erreur e entre la sortie y et d sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre w . Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée d . On peut distinguer quatre grandes classes d'applications :

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

Nous donnons ci-après les schémas correspondant à ces quatre classes :

1. L'identification :

Celui-ci consiste en la détermination d'un filtre modélisant au mieux le comportement d'un processus inconnu. Seuls sont connus les signaux d'entrée/sortie de ce processus. 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.

Soit la sortie du système que l'on souhaite identifier
La (figure I.6) illustre le contexte du problème d'identification.

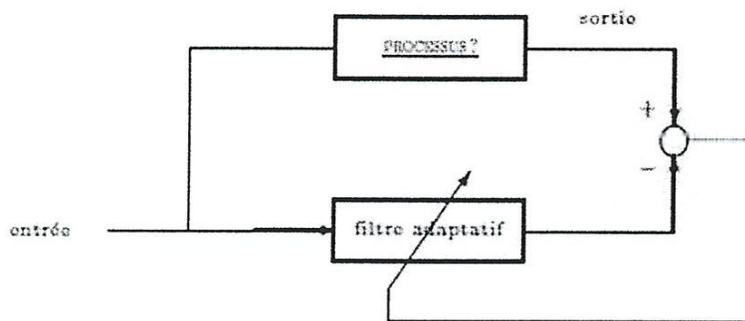


Figure I.6 : principe de l'identification

2. La prédiction :

Ce problème consiste en l'estimation de la valeur future d'un signal à partir de l'information passée. Ce 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.

Soit l'entrée le signal à l'instant n et la sortie le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.

La (figure I.7) illustre le contexte du problème de prédiction

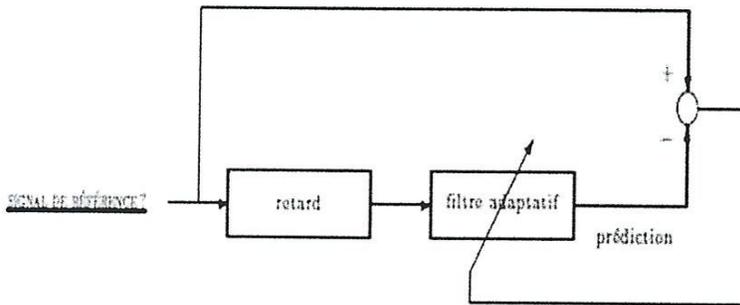


Figure I.7: principe de la prédiction

3. L'annulation d'interférence :

$Y(n)$ est un signal primaire qui comporte les interférences à annuler. Le signal de référence dénué (ou presque) d'information et obtenu par un capteur proche de celui qui fournit $y(n)$

La (figure I.8) illustre le contexte du problème d'annulation d'interférence.

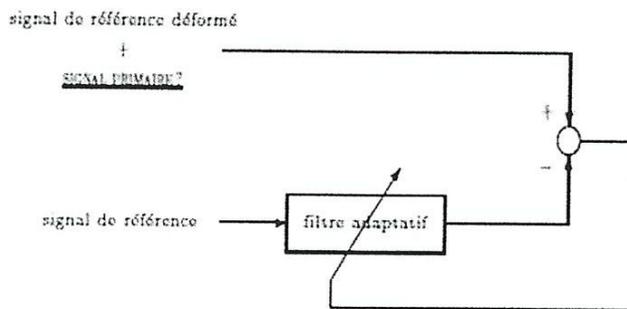


Figure I.8 : principe de l'annulation d'interférence

4. 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.

La (figure I.9) illustre le contexte du problème de modélisation inverse.

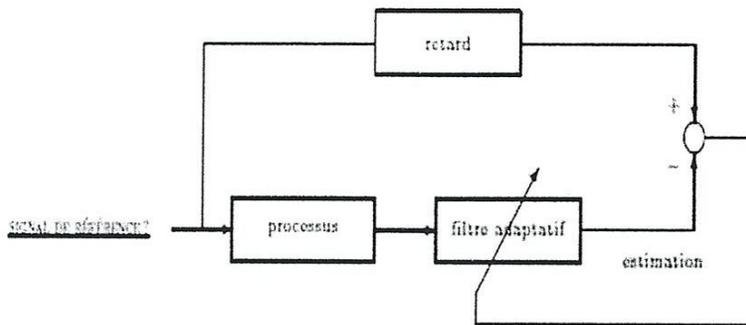


Figure I.9 : principe de la modélisation inverse

3.2.3. Les types des filtres adaptatifs :

Les différents types de filtres adaptatifs peuvent être classés selon :

- l'algorithme utilisé pour le calcul des coefficients,
- le critère retenu pour l'optimisation,
- la structure utilisée pour concevoir le filtre numérique.

Bien souvent le critère d'optimisation et l'algorithme sont liés. Les critères et algorithmes les plus fréquemment rencontrés sont :

- le critère des moindres carrés moyens (LMS) utilisant l'algorithme du gradient,
- le critère de moindre valeur absolue utilisant l'algorithme du signe,
- le critère des moindres carrés exacts utilisant les algorithmes récursifs (RLS).

L'algorithme le plus simple à mettre en œuvre est sans doute l'algorithme du gradient.

3.2.4. Choix de critère :

À chaque instant n les coefficients $H(n)$ sont modifiés pour assurer l'erreur la plus faible $e(n)$ au sens d'une certaine fonction de coût $J(n)$. de nombreux choix sont possibles en ce qui concerne la fonction de coût par exemple :

- Erreur L1,
- Erreur L2,

Erreur L_∞

$E[f(e_n)]$ ou $f(e_n)$ est une fonction non linéaire.

Parmi celle-ci l'erreur quadratique est l'erreur la plus utilisée car elle conduit à des développements mathématiques simples et faciles à utiliser.

3.2.5. Choix 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 de Wiener dans le cas stationnaire.
- La mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue.
- La capacité de poursuite (tracking) des variations (non stationnarités) du processus. On examinera quels sont les algorithmes vraiment adaptatifs.
- La robustesse au bruit
- La complexité (en nombre de MIPS)
- La structure (se prêtant plus ou moins à l'implémentation en VLSI)
- Les propriétés numériques (stabilité –précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients (problèmes d'implémentation en virgule fixe).

Nous ne nous intéresserons dans le cadre de ce cours qu'aux trois premiers critères de choix

3.2.6. Du filtrage de Wiener au filtrage adaptatif :

De manière générale, les filtres sont utilisés dans des applications 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.

Un filtre adaptatif FIR est un filtre dont les coefficients sont modifiés en fonction des signaux extérieurs (signal lointain $\{x\}$ par exemple). Ce filtre permettra, à l'aide d'un algorithme du type des moindres carrés, une modélisation progressive de la réponse impulsionnelle w du chemin d'écho

Au début des années 1940, et dans le cadre de très gros efforts de recherche militaires menés au MIT (MIT : Massachusetts Institute of Technology), N. Wiener s'intéressa au problème de l'estimation d'un signal à partir d'observations bruitées d'un signal corrélé avec le signal estimé. Le filtre de Wiener développé à cette occasion permet de construire une estimation $\{\hat{y}\}$ de

{y} à partir du signal {x}. En particulier, le filtre de Wiener qui est développé à partir de concepts temporels et non fréquentiels est conçu pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre sa sortie {ŷ} et une sortie désirée {d}, comme le montre la figure (I.10)

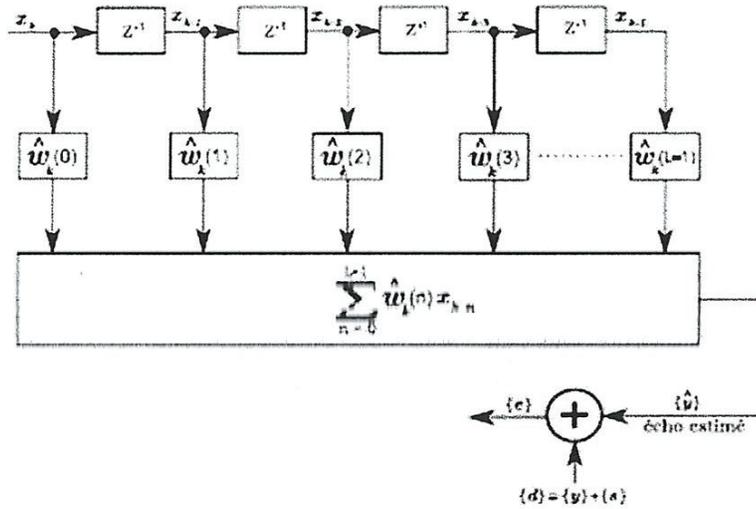


Figure. (I.10)– Schéma général d'un système d'estimation d'erreur

Plus {e} est faible, plus l'estimation sera bonne. On cherche donc un filtre qui minimisera l'erreur quadratique moyenne. Il est pratique de minimiser (e^2) car e^2 est une fonction quadratique facilement dérivable. Par ailleurs, étant donné que les signaux qui nous intéressent sont aléatoires, la fonction coût qui permettra de minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) est définie par :

$$\xi_k = E(e_k^2) \dots \dots \dots (I.2)$$

Avec :

$$e_k = d_k - \hat{y}_k \dots \dots \dots (I.3)$$

Où k est l'indice d'itération.

On se limitera ici au calcul des filtres FIR. Appelons w, le filtre que nous recherchons et \hat{w}_k la réponse impulsionnelle estimée donnée en notation matricielle par :

$$\hat{w}_k = [\hat{w}(0) \ \hat{w}(1) \ \hat{w}(2) \ \dots \ \hat{w}(L - 1)] \dots \dots \dots (I.4)$$

Où L désigne la longueur de ce filtre.

Le filtrage du signal x par les coefficients \widehat{w}_k du filtre permet ainsi l'obtention d'une estimation de l'écho \widehat{y}_k :

$$\widehat{y}_k = \sum_{n=0}^{L-1} \widehat{w}_k(n) x_{k-n} \dots \dots \dots (I.5)$$

L'estimation de cet écho \widehat{y}_k peut encore s'écrire, en introduisant la notation matricielle :

$$\begin{aligned} \widehat{y}_k &= \widehat{w}_k^T x_k \\ \widehat{y}_k &= x_k^T \widehat{w}_k \dots \dots \dots (I.6) \end{aligned}$$

Avec :

$$x_k = [x_k \ x_{k-1} \ x_{k-2} \ \dots \ x_{(k-(L-1))}] \dots \dots \dots (I.7)$$

En faisant l'hypothèse que le signal {x} est stationnaire, et si on introduit l'équation (1.6) dans l'équation (1.2), on peut écrire la fonction coût de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \xi_k &= E[(d_k - \widehat{w}_k^T X_k)^2] \dots \dots \dots \\ \xi_k &= E[d_k^2 - 2\widehat{w}_k^T X_k d_k + \widehat{w}_k^T X_k + X_k^T \widehat{w}_k] \dots \dots \dots (I.8) \\ \xi_k &= E[d_k^2] - 2\widehat{w}_k^T E[X_k d_k] + \widehat{w}_k^T E[X_k X_k^T] \widehat{w}_k \\ \xi_k &= E[d_k^2] - 2\widehat{w}_k^T R_{xd} + \widehat{w}_k^T R_{xx} \widehat{w}_k \end{aligned}$$

Où R_{xx} est une matrice d'auto corrélation de taille $L \times L$ définie par :

$$R_{xx} = E[X_k X_k^T] \dots \dots \dots (I.9)$$

Et R_{xd} Est un vecteur d'inter corrélation de taille L définie par :

$$R_{xd} = E[X_k d_k] \dots \dots \dots (I.10)$$

Les équations (I.2) et (I.3) montrent que pour un filtre FIR, la fonction coût EQM dépend de la réponse impulsionnelle \widehat{w}_k . Le minimum de la fonction coût est obtenu en cherchant les conditions d'annulation de sa dérivée par rapport aux variables que sont les L points de la réponse impulsionnelle du filtre. Introduisons l'opérateur gradient ∇ :

$$\nabla \xi_k = \left[\frac{\partial \xi_k}{\partial \widehat{w}_k(0)} \quad \frac{\partial \xi_k}{\partial \widehat{w}_k(1)} \quad \dots \quad \frac{\partial \xi_k}{\partial \widehat{w}_k(L-1)} \right] \dots \dots \dots (I.11)$$

On a alors (en dérivant l'équation 1.8) :

$$\nabla \xi_k = -2R_{xd} + R_{xx} \widehat{w}_k \dots \dots \dots (I.12)$$

Le gradient s'annule pour une réponse impulsionnelle optimale \widehat{w}_{opt} définie par :

$$R_{xx} \widehat{w}_{opt} = R_{xd} \dots \dots \dots (I.13)$$

La mise en œuvre d'un filtre optimal de Wiener demande la connaissance des caractéristiques du signal, du bruit et de la fonction de transfert du canal. Cela implique également que ces caractéristiques soient stables au cours du temps, ce qui n'est pas le cas en pratique. La stratégie d'annulation d'écho acoustique repose sur une estimation du canal acoustique de l'écho en identifiant la réponse impulsionnelle du bouclage acoustique qui est retranchée du signal émis. La réponse varie au cours du temps et impose un filtrage adaptatif. Le filtrage adaptatif a pour objet d'approcher ces filtres optimaux. Pour cela, nous utiliserons des algorithmes d'optimisation.

4. Conclusion :

Ce chapitre nous a permis, dans un premier temps, de rappeler le problème d'écho acoustique et aussi le principe d'annulation ce problème.

Nous avons ensuite proposé la technique du filtrage adaptatif que nous avons étudiée pour la mettre en application dans le domaine du traitement du signal et en particulier dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique qui nous intéresse .

Chapitre-II-

Algorithmes de base du filtrage adaptatif

1. Introduction :

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 (2.1).

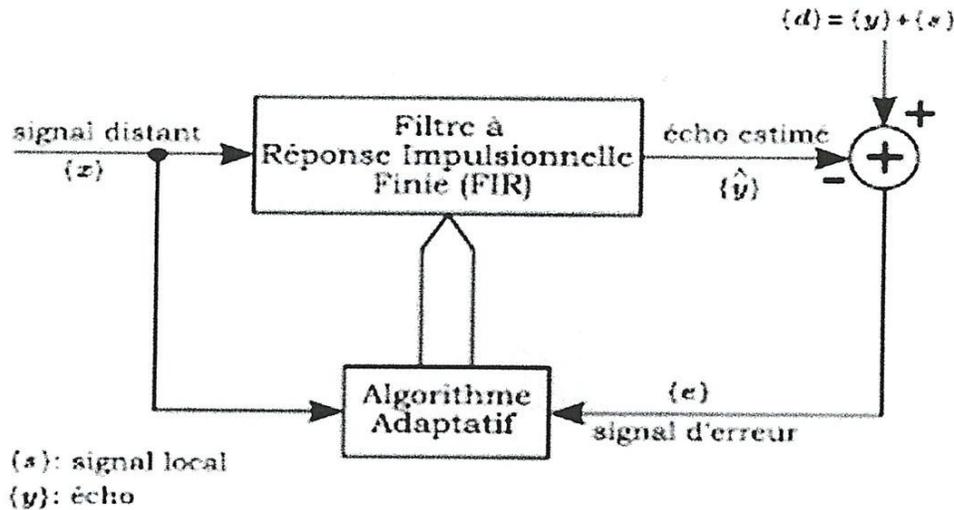


Fig. II.1 – Schéma général d'un système de filtrage adaptatif

La mise en œuvre d'un filtre (estimateur) optimal de Wiener demande la connaissance des caractéristiques du signal, du bruit et de la fonction de transfert du canal. Cela implique également que ces caractéristiques soient stables au cours du temps, ce qui n'est pas le cas en pratique. !

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. 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. Le principal rôle d'un algorithme adaptatif est d'ajuster un vecteur de paramètres (ici \widehat{w}_k) pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM). L'objectif est l'obtention d'algorithmes efficaces pour l'annulation d'écho acoustique.

2. Algorithme des Moindres Carrés Récursif (RLS) :

2.1. Définitions :

Une solution, permettant de suivre les non-stationnarités du signal, est donnée Par l'algorithme des moindres carrés récursifs RLS (Recursive Least Squares). Dans la méthode des moindres carrés récursive, au lieu de minimiser un critère statistique établi sur l'erreur commise en estimant un signal {d}, on minimise,

À chaque itération k, la somme pondérée des carrés des erreurs commises depuis l'instant initial. Dans ce cas la fonction coût ξ_k est donnée par :

$$\xi_k = \sum_{n=0}^k (d_n - \widehat{y}_n)^2 \dots \dots \dots (II.1)$$

L'estimation du signal {d} au moyen de la méthode des moindres carrés, en utilisant une réponse impulsionnelle \widehat{w}_k , est obtenue lorsque la fonction coût ξ_k est minimisée.

2.2. Construction de l'algorithme :

La réponse impulsionnelle est fonction des échantillons disponibles et non pas d'une moyenne statistique générale. Par analogie avec Wiener, elle est donnée

Par la relation :

$$R_{k,xx} \widehat{w}_k = R_{k,xd} \dots \dots \dots (II.2)$$

Où

$$R_{k,xd} = \sum_{n=0}^k X_n X_n^T \dots \dots \dots (II.3)$$

Et

$$R_{k,xd} = \sum_{n=0}^k X_n d_n \dots \dots \dots (II.4)$$

La réponse impulsionnelle du filtre est donc à modifier à chaque nouvelle itération. Pour limiter le nombre de calculs, nous utilisons une équation récursive donnée par :

$$\widehat{w}_{k+1} = \widehat{w}_k + R_{k,xx}^{-1} X_k e_k \dots \dots \dots (II.5)$$

Où

$$R_{xx} (k) = R_{xx}^{-1} (k-1) - \frac{R_{xx}^{-1} (k-1) X^T (k) R_{xx}^{-1} (k-1)}{1 + X^T (k) R_{xx}^{-1} (k-1) X (k)} \dots \dots \dots (II.6)$$

Avec

$$g(k) = \frac{R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)}{1 + X^T(k) R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)} \dots \dots \dots (II.7)$$

$$R_{0,xx} = \frac{1}{\sigma} I_L, \quad 0 < \sigma < 1, \quad \widehat{w}_0 = 0.$$

Ces équations (II.24) et (II.22) sont connues sous le nom de l'algorithme RLS.

Dans un système d'annulation d'écho acoustique, un algorithme adaptatif doit répondre à deux critères que sont la vitesse de convergence et la complexité de calcul. Si un algorithme répondait à ces deux critères simultanément, il serait systématiquement utilisé. L'algorithme RLS, moins stable et plus difficile à mettre en application, nécessite plus d'opérations que l'algorithme LMS mais il présente l'avantage de converger plus rapidement que ce dernier.

D'où l'algorithme suivant :

Quantités obtenues au temps (k-1) et disponibles au temps k

- Inverse de la d'autocorrélation : $R_{xx}^{-1}(k-1)$
- Vecteur des coefficients du filtre : $w(k-1)$

Nouvelles données au temps k

- Signal d'entrée : $x(k)$
- Signal de référence : $y(k)$

Calcul du nouveau filtre au temps k

- Erreur (à priori) : $e(k) = y(k) - X^T(k) w(k-1)$
- Gain d'adaptation : $g(k) = \frac{R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)}{1 + X^T(k) R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)}$
- Mise à jour du filtre : $w(k) = w(k-1) + g(k) e(k)$
- Propagation de l'inverse de R_{xx} : $R_{xx}^{-1}(k) = R_{xx}^{-1}(k-1) - g(k) X^T(k) R_{xx}^{-1}(k-1)$

Tab .II.2. Algorithme RLS

Cet algorithme conduit à la mise à jour de la valeur $w(k)$ sans inversion de matrice.

2.3. Problème d'initialisation :

La mise en œuvre pratique des algorithmes des MCR requiert le choix des valeurs initiales $R_{xx}(0)$ et $w(0)$. La matrice de corrélation, à l'étape k s'exprimant comme une somme de dyades,

$$R_{xx}(k) = \sum_{i=1}^k X(i) X^T(i) \dots\dots\dots (II.8)$$

Cette matrice est singulière tant que $K < M$, ce qui empêche de démarrer la Récurrence. Deux solutions sont alors possibles

- évaluer la matrice de corrélation et son inverse pour $K > M$
- modifier légèrement la formule d'estimation de $R_{xx}(k)$ en introduisant un « talon »

$$R_{xx}(k) = + \frac{1}{P} I_M \sum_{i=1}^k X(i) X^T(i) \dots\dots\dots (II.9)$$

Où P un scalaire positif très faible.

Il s'en suit que :

$$R_{xx}(0) = \frac{1}{P} I_M \dots\dots\dots (II.10)$$

D'où

$$R_{xx}^{-1}(0) = P I_M \dots\dots\dots (II.11)$$

Il reste à choisir $w(0)$ que l'on prend habituellement comme un vecteur nul.

2.4. Convergence de l'algorithme, en moyenne :

On supposera ici que :

$$Y(k) = X^T(k) W_{opt} + \xi(k)$$

Ou W_{opt} est le vecteur filtre exact et $\xi(k)$ un bruit d'observation blanc centré, décorrélé de $X(k)$. (Notez que ce modèle est restrictif : rien ne dit, dans le filtrage de Wiener que $y(k)$ est issu d'une filtrée linéaire de $X(k)$) En écrivant l'algorithme, on a :

$$W(k) = W(k+1) + g(k) X(k) [y(k) - X^T(k) W(k-1)] \dots\dots\dots (II.12)$$

Exprimons $R_{xx}^{-1}(k)$ en remplaçant $y(k)$ par son expression :

$$W(k) = W(k+1) + g(k) X(k) [y(k) - X^T(k) W(k-1)] \dots\dots\dots (II.13)$$

D' OÙ,

$$R_{xx}(k) = R_{xx}(k) W_{opt} + \sum_{i=0}^k \xi(i) X(i) \dots\dots\dots (II.14)$$

En multipliant par $g(k)$:

$$W(k) = W_{opt} + g(k) \sum_{i=0}^k \xi(i) X(i) \dots\dots\dots (II.15)$$

En utilisant maintenant la composition des espérances :

$$E_{yx}(X(y)) = E_y(E_x(x/y)) \dots\dots\dots (II.16)$$

Et grâce à la décorrélation (l'indépendance) entre $\zeta(k)$ et $X(k)$ et au fait que

$$E(W(k)) = W_{opt} \dots\dots\dots (II.17)$$

L'algorithme converge donc en moyenne, ce qui est rassurant, et il converge à nombre d'itérations fini : il n'est pas nécessaire d'avoir $k \rightarrow \infty$ pour obtenir la convergence (cas du LMS), avec des hypothèses irréalistes, mais qui permettent d'aboutir à un résultat bien vérifié en pratique.

2.5 .Version adaptative – pondération exponentielle :

L'algorithme précédent n'est pas adaptatif. Pour le rendre adaptatif, il faut «oublier» le passé du signal lors de l'évolution de l'algorithme.

Pour cela, une approche classique consiste à donner un poids plus important aux valeurs les plus récentes : on modifie le critère en introduisant une Pondération exponentielle, On montre alors aisément que seule l'équation de renouvellement de l'inverse de la corrélation est modifiée Cet algorithme ne converge plus (la matrice de corrélation reste aléatoire lorsque $k \rightarrow \infty$

Mais ceci est normal puisque l'on se place dans une perspective adaptative, en permettant à l'algorithme de réagir à des non stationnarités.

$$0 < \lambda < 1$$

L'algorithme de moindre carré est alors modifié de la façon suivante, qui consiste à calculer pour chaque période d'échantillonnage :

Le gain d'adaptation :

$$g(k) = \frac{\lambda^{-1} R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)}{1 + \lambda^{-1} X^T R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)}$$

L'erreur à priori :

$$e(k) = y(k) - X^T W(k-1)$$

Le vecteur des coefficients :

$$W(k) = W(k-1) + g(k) e(k)$$

La matrice autocorrélation :

$$R_{xx}^{-1}(k) = \lambda^{-1} R_{xx}^{-1}(k-1) - \lambda^{-1} g(k) X^T R_{xx}^{-1}(k-1)$$

2.6. Conclusion :

La différence essentielle que présente cet algorithme vis-à-vis de l'algorithme LMS vient du fait qu'il utilise l'information contenue dans les précédents échantillons du signal d'entrée. Le résultat est une diminution du temps de convergence par rapport à un filtre adaptatif LMS de même ordre.

3. Algorithme du gradient stochastique (least-mean square-LMS) :

3.1. Définition :

L'algorithme du gradient stochastique est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe. Il est certainement l'algorithme adaptatif le plus populaire qui existe en raison de sa simplicité et aussi dans l'industrie pour le calcul des coefficients d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR -Finité Impulse Réponse).

L'algorithme de gradient stochastique, consiste à remplacer le gradient $\nabla j|_{\mathbf{w}=\mathbf{w}(k)} = 2\mathbf{R}_{xx} \mathbf{H}(n) - 2 \mathbf{R}_{xy}$, quantité déterministe, exacte, par une approximation du gradient calculée à partir des données disponibles.

3.2. Rappels sur l'algorithme du gradient déterministe :

Le filtre de Wiener donné par l'équation (II.18) et qui permet de calculer le filtre de Wiener optimal $\hat{\mathbf{w}}_{opt}$, conduit à résoudre un système de L équations à L inconnues :

$$\mathbf{R}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_{opt} = \mathbf{R}_{xd} \dots\dots\dots (II.18)$$

$$\hat{\mathbf{w}}(k) = \hat{\mathbf{w}}(k-1) - 1/2 \delta G(k) \dots\dots\dots (II.19)$$

Avec

$$\begin{aligned} G(k) &= \partial j [\hat{\mathbf{w}}(k)] / \partial \hat{\mathbf{w}}(k) \dots\dots\dots (II.20) \\ &= -2 E \{ \mathbf{X}(k) \mathbf{e}(k) \} \end{aligned}$$

Où δ est le pas d'adaptation de l'algorithme gradient

La forme explicite de l'algorithme du gradient déterministe est donc :

$$\hat{\mathbf{w}}_{k+1} = \hat{\mathbf{w}}_k + \delta (\mathbf{R}_{xd} - \mathbf{R}_{xx} \hat{\mathbf{w}}_k) \dots\dots\dots (II.21)$$

Et le gradient de la fonction de cout :

$$j[\hat{w}(k)] = E \{e(k)\}^2 \dots \dots \dots (II.22)$$

Cet algorithme peut encore s'écrire en utilisant le signal d'erreur

$$e(n) = y(k) - X^T \hat{w}(k-1) \dots \dots \dots (II.23)$$

Alors

$$\hat{w}(k-1) = \hat{w}(k) + \delta E \{X(k) e(k)\} \dots \dots \dots (II.24)$$

3.3. Construction de l'algorithme LMS :

Une première solution consiste à supposer que la matrice R_{xx}^{-1} inverse est Constante au cours de temps et égale à δI_N ou I_N représente la matrice

L'algorithme peut en fait se décomposer en :

- calcul de la sortie du filtre : $y(k)$
- calcul de l'erreur d'estimation : $e(k)$
- mise à jour : $\hat{w}(k)$

La mise à jour de vecteur $w(k)$ demande finalement un cout de proportionnel

à N . C'est l'algorithme appelé algorithme du gradient stochastique (LMS) :

Initialisation :

À l'instante $k = 0$: $\hat{w}(0) = 0$

Quantités obtenues au temps (k-1) et disponibles au temps n :

Vecteur des coefficients du filtre : $\hat{w}(k-1)$

Pour chaque échantillon $k= 1,2, \dots$ Faire :

Signale d'entrée : $x(k)$

Signale de référence : $y(k)$

L'erreur 'à priori '	: $e(k) = y(k) - X^T \hat{w}(k-1)$
Mise à jour du filtre à l'instante. K	: $\hat{w}(k) = \hat{w}(k-1) + \delta X(k) e(k)$

Tab. II.1 Algorithme du gradient stochastique.

3.4. Convergence et stabilité :

On étudie depuis des dizaines d'années la convergence en s'appuyant sur l'hypothèse d'indépendance entre $x(k)$ et $w(k)$. Rappelons que cette hypothèse est atrocement fautive. Dans ce cas (indépendance entre $x(k)$ et $w(k)$) si on s'intéresse à la convergence de la trajectoire moyenne $E(w(k))$.

On a simplement :

$$E(w(k+1)) = E(w(k)) + \delta (R_{xy} R_{xx}) E(w(k)) \dots \dots \dots (II.25)$$

Ceci étant simplement l'algorithme du gradient déterministe, on aura convergence si $\delta < 2 / \lambda_{\max}$ (pour un pas fixe).

Une étude plus précise (en moyenne quadratique), mais qui repose également sur des hypothèses contestables conduit à la condition plus contraignante $\delta < \frac{2}{\alpha \text{Trac}(R_{xx})}$ où l'on pourra estimer la trace comme $M_{R_{xx}}(0)$ si M est la dimension de la matrice. En pratique, on prendra α de l'ordre de 2 ou 3.

3.5 Convergence de l'algorithme en moyenne :

Il suffit d'étudier l'espérance mathématique du vecteur d'écart des coefficients par rapport à la solution optimale de Wiener et de reprendre la même démarche que celle utilisée pour l'algorithme du gradient déterministe. En faisant l'hypothèse que le vecteur d'entrée X_k est statistiquement indépendant du vecteur des coefficients du filtre \hat{w}_k . Par conséquent, la convergence en moyenne de l'algorithme du gradient est garantie pour

Un pas d'adaptation δ satisfaisant l'équation :

$$0 < \delta < 2 \lambda_{\max}$$

Où λ_{\max} est la plus grande valeur propre de la matrice d'auto corrélation R_{xx} du signal d'entrée donnée par l'équation (1.9). La dépendance par rapport aux valeurs propres de la matrice d'auto corrélation est identique à celle mentionnée pour l'algorithme du gradient déterministe.

L'analyse de la convergence du LMS se fait en utilisant le critère suivant :

L'équation du LMS est :

$$\begin{aligned} \hat{w}(k-1) &= \hat{w}(k) + \delta X(k) e(k) \\ &= \hat{w}(k) + \delta X(k) [y(k) - X^T(k) \hat{w}(k)] \dots\dots\dots (II.26) \\ &= [I_N - \delta X(k) X^T(k) \hat{w}(k) + \delta X(k)] \end{aligned}$$

Avec :

$$R_{xx}(k) = E [X(k) X^T(k)] \dots\dots\dots (II.27)$$

Et

$$R_{xy}(k) = E [y(k) X(k)] \dots\dots\dots (II.28)$$

Cet algorithme est une simplification de l'algorithme du gradient déterministe, Son comportement est par conséquent différent. On montre cependant que dans le cas de signaux aléatoire cet algorithme du gradient stochastique converge en Moyenne vers la solution optimale suivante :

$$E [W(\infty)] = W_{opt} = R_{xx}^{-1} R_{xy} \dots\dots\dots (II.29)$$

3.6. Mise en œuvre :

L'algorithme d'application de la solution récursive précédente est présent sur la figure (2.2), la mise en œuvre d'algorithme nécessite :

- une initialisation $W(0)$ sur le vecteur des paramètres.
- un gain δ .

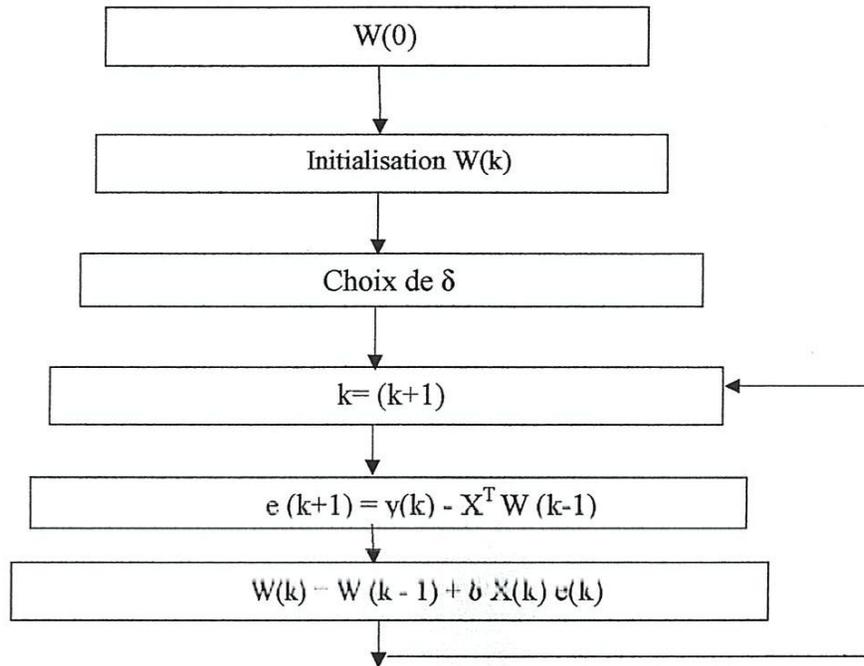


Fig. II.2 Algorithme de mise en œuvre de la solution récursive- algorithme Du gradient stochastique.

3.7. Convergence en moyenne quadratique :

L'étude de la convergence en moyenne quadratique, consistant à étudier la condition de convergence de $\sigma_k^2(e) = E \nabla e_k^2$ mène à une condition de convergence plus stricte que celle obtenue dans le cas de la convergence en moyenne. En effet, il est possible de montrer que, dans le cas particulier d'un bruit blanc en signal d'entrée, et en ayant fait au préalable une hypothèse d'indépendance entre l'erreur et les données en entrée, la variance de l'erreur s'exprime de la façon suivante :

$$\sigma_{k+1}^2(e) = \sigma_k^2(e) (1 - 2\delta \sigma^2(x) + 2\delta L\sigma^4(x) + 2\delta \sigma^2(x) \sigma_{opt}^2) \dots \dots \dots \text{(II.30)}$$

Où σ_{opt}^2 désigne la variance de l'erreur optimale. De cette expression, découlent plusieurs résultats importants.

La convergence en moyenne quadratique n'a lieu que si le pas d'adaptation satisfait la condition :

$$\delta < \frac{2}{L\sigma^2(x)} \dots\dots\dots (II.31)$$

Le pas d'adaptation μ_{opt} assurant la convergence en moyenne quadratique la plus rapide est donné par :

$$\delta_{opt} = \frac{2}{L\sigma^2(x)} \dots\dots\dots (II.32)$$

A l'infini, la variance de l'erreur $\sigma_k^2(e)$ se stabilise à une valeur constante $\sigma_\infty^2(e)$ qui est donnée par :

$$\sigma_\infty^2(e) = \frac{2\sigma_{opt}^2}{2 - \mu L\sigma^2(x)} \dots\dots\dots (II.33)$$

Le désajustement final, défini par $\tilde{\xi} = \frac{\sigma_k^2(e) - \sigma_{opt}^2}{\sigma_{opt}^2}$ pour de très faibles valeurs du pas d'adaptation, peut être approximé par :

$$\tilde{\xi} \approx \frac{1}{2} \delta L\sigma^2(x) \dots\dots\dots (II.34)$$

Ces différents résultats permettent de démontrer en outre que les propriétés de convergence de l'algorithme LMS dépendent de la statistique du signal d'entrée (équation II.32). Et que l'erreur d'identification est proportionnelle au pas d'adaptation (équation II.34).

Pour les signaux non-stationnaires, il est difficile de suivre les variations du signal d'entrée avec l'adaptation du filtre par l'algorithme LMS, ce qui donne une convergence lente.

3.8. Rapidité de convergence :

3.8.1. Constante de temps :

Nous nous intéressons maintenant à vitesse de convergence et choisissons de suivre l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (nous put nous intéresser à la convergence des coefficients du filtre vers l'optimum).

$$E(k) = E[\xi^2(k)] \dots\dots\dots (II.35)$$

Avec

$$\begin{aligned} \xi(k) &= y(k) - \hat{w}^T(k) X(k) \dots\dots\dots (II.36) \\ &= y(k) - X^T(k) \hat{w}(k) \end{aligned}$$

Et avec

$$R_{xx} W_{opt} = R_{xx} \dots\dots\dots (II.37)$$

On peut écrire :

$$E(k) = E[y^2(k)] - X^T(k) R_{xx} \hat{w}(k) - \hat{w}^T R_{xx} w(k) + \hat{w}^T(k) R_{xx} \hat{w}(k) \dots\dots (II.38)$$

D'après la relation précédente, il vient :

$$E(k) = E_{min} + (W_{opt} - w(k))^T C_{xx} (W_{opt} - w(k)) \dots\dots\dots (II.39)$$

$$R_{xx} = M^{-1} \text{diag}(\lambda_i) M \dots\dots\dots (II.40)$$

Où M est une matrice carrée de dimension N avec $M^{-1} + M^T$ et $\text{diag}(\lambda_i)$ la matrice diagonale des valeurs propres.

3.9. Conclusion :

L'algorithme du gradient stochastique est un algorithme simple dont le cout de calcul est proportionnel à N, ou N est l'ordre du filtre à identifier. à condition de respecter un pas d'adaptation suffisamment faible, cet algorithme est stable et optimise un critère des moindres carrés moyens. C'est encore aujourd'hui l'algorithme de filtrage adaptatif le plus employé dans les applications temps réel.

Le problème principal dans son emploi réside dans le choix du pas adaptation δ .

- Plus δ est grand, mais vérifiant la condition de stabilité, plus la convergence est rapide, mais plus la variance résiduelle est importante, ce

qui se traduit par des fluctuations importantes autour de la trajectoire moyenne.

➤ Pour de fiable valeur de δ , la convergence est lente.

La convergence de l'algorithme requiert donc un compromis entre vitesse et fidélité.

4. Algorithme LMS Normalisé (NLMS) :

4.1. Définition :

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square) consiste à normaliser le pas d'adaptation δ dans l'algorithme LMS par rapport à 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 δ est alors remplacé par un pas d'adaptation δ_k défini à chaque itération par :

$$\delta_k = \delta / (X_k^T X_k + \beta) \dots\dots\dots (II.41)$$

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

$$\begin{aligned} \widehat{w}_{k+1} &= \widehat{w}_k + \delta_k X_k e_k \\ &= \widehat{w}_k + \delta \frac{X_k e_k}{X_k^T X_k + \beta} \dots\dots\dots (II.42) \end{aligned}$$

Où β est un facteur permettant de suivre plus ou moins rapidement les variations d'énergie dans le signal d'entrée $\{x\}$.

4.2. Convergence d'algorithme :

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

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

L'intérêt de l'algorithme NLMS par rapport à l'algorithme LMS est de rendre l'algorithme indépendant de la variance du signal d'entrée. Cependant, la distribution des valeurs propres de la matrice d'auto corrélation du signal

d'entrée n'est en rien modifiée. Ceci implique précisément la même dépendance, dans les deux cas, de la convergence vis à vis de la statistique du signal d'entrée.

Pour les signaux stationnaires tels que le bruit blanc ou non-stationnaires tels que la parole, l'algorithme NLMS apporte une amélioration significative sur le taux de convergence par rapport au LMS grâce à la normalisation du pas d'adaptation. Cet algorithme peut être plus complexe que l'algorithme LMS mais il reste toujours l'un des algorithmes les plus simples à mettre en application. Il est souvent utilisé dans la technologie d'annulation d'écho avec ses différentes versions. Un des inconvénients de l'algorithme NLMS par rapport au LMS est l'augmentation de la complexité de calcul au niveau du nombre de multiplication.

Etape de l'algorithme	Nombre d'additions	Nombre de multiplications
$e_k = d_k - X_k^T \hat{w}$	L	L
$\hat{w}(k+1) = \hat{w} + \delta \frac{X_k e_k}{X_k^T X_k + \beta}$	L+1	2L+1
Total étirassions	2L+1	3L+1

Tab. II.4 – Complexité algorithmique de l'algorithme NLMS

5. Algorithme PNLMS :

5.1 Définition :

L'algorithme PNLMS représente une nouvelle technique de filtrage adaptatif dans le cas d'annulation d'écho acoustique.

Cette technique consiste à adapter chaque étape à une valeur désirée avec un taux de convergence qui varie d'une étape d'adaptation à l'autre. Cet algorithme exploite la faible densité des réponses impulsionnelles pour réaliser une adaptation sensiblement plus rapide que celle réalisée par l'algorithme conventionnel NLMS. L'algorithme PNLMS nécessite plus d'opérations que l'algorithme NLMS mais il présente l'avantage de converger plus rapidement que ce dernier. L'algorithme PNLMS résulte directement de l'algorithme NLMS, décrit précédemment, en remplaçant

Le pas d'adaptation δ_k par :

$$\delta_k = \frac{\delta G_k}{X_k^T G_k X_k} + \beta \dots \dots \dots (II.43)$$

Où

$G_k = \text{diag} [g_k(0), \dots, g_k(L - 1)]$, est la matrice diagonale ($L \times L$) avec

$$g_k(n) = \frac{X_k(n)}{\sum_{m=0}^{L-1} X_k(m)} \mathbf{1} \text{ où } X_k(n) = \max \{\rho u_k, |\widehat{w}_k(n)|\}, n \in \{0, \dots, L - 1\}$$

Et $\delta_k = \max \sigma, |\widehat{w}_k(0)|, \dots, |\widehat{w}_k(L - 1)|$. Les termes ρ et δ sont respectivement choisis égaux à $\frac{5}{L}$ et à 10^{-2} .

L'algorithme PNLMS est alors défini par les équations :

$$\begin{aligned} e_k &= d_k - \widehat{y} \\ &= d_k - X_k^T \widehat{w}_k \dots \dots \dots (II.44) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \widehat{w}_{k+1} &= \widehat{w}_k + \delta_k X_k e_k \\ &= \widehat{w}_k + \delta \frac{G_k X_k e_k}{X_k^T G_k X_k + \beta} \dots \dots \dots (II.45) \end{aligned}$$

Si la réponse impulsionnelle du filtre adaptatif est dispersive, dans ce cas-là, la convergence de l'algorithme PNLMS peut être réellement plus lente que l'algorithme NLMS.

6. Algorithme PNLMS++ :

6.1. Définition :

L'algorithme PNLMS ++ est obtenu à partir des deux algorithmes précédents NLMS et PNLMS comme le montre la figure (II.2)

Pour les itérations de numéro impair (k impair), on procède de la même manière que dans le cas de l'algorithme PNLMS et pour les itérations de numéro pair (k pair), on procède de la même manière que dans le cas de l'algorithme NLMS. L'alternance entre les deux algorithmes NLMS et PNLMS permet de rendre l'algorithme PNLMS++ moins sensible aux variations de la réponse impulsionnelle de l'écho.

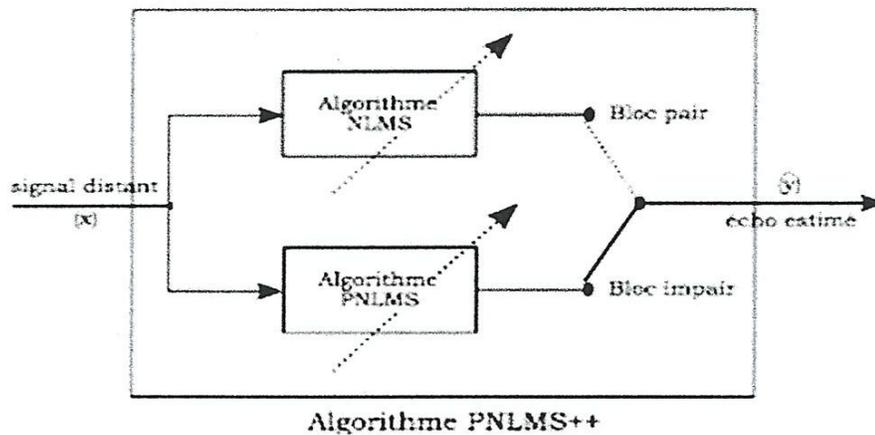


Fig. II.3– Principe d'adaptation par l'algorithme PNLMS++

7. Conclusion :

Ce chapitre rappelle les différents types de l'algorithme des moindres carrés (LMS, NLMS, PNLMS, et PNLMS++) qui sont utilisés dans l'annulateur d'écho. Ces algorithmes de filtrage adaptatif présentent une charge de calcul globale importante.

L'objectif principal est alors de réduire cette charge de calcul en traitant les différents algorithmes adaptatifs (LMS, NLMS, PNLMS, et PNLMS++) par blocs d'échantillons au lieu de les traiter, échantillon par échantillon.

Avec

- $e(k)$: erreur a priori.
- $y(k)$: sortie du système a identifier.
- $U(k)$: vecteur colonne, entrée du système à identifier et entrée du filtre, dimension $(N, 1)$.
- $\hat{w}(k)$: vecteur colonne des coefficients du filtre adaptatif, dimension $(N, 1)$.
- δ : pas d'adaptation.

Au premier temps la simulation est faire sur itération avec un pas d'adaptation $\delta=0.05$ et une longueur $N=10$ Du filtre adaptatif.

L'évolution des cinq premiers coefficient du filtre montre bien la convergence de ces derniers, vers les valeurs cherchées, ($h_0 = 1$, $h_1 = -2.5$). Cette convergence est obtenue au bout de 40 itérations.

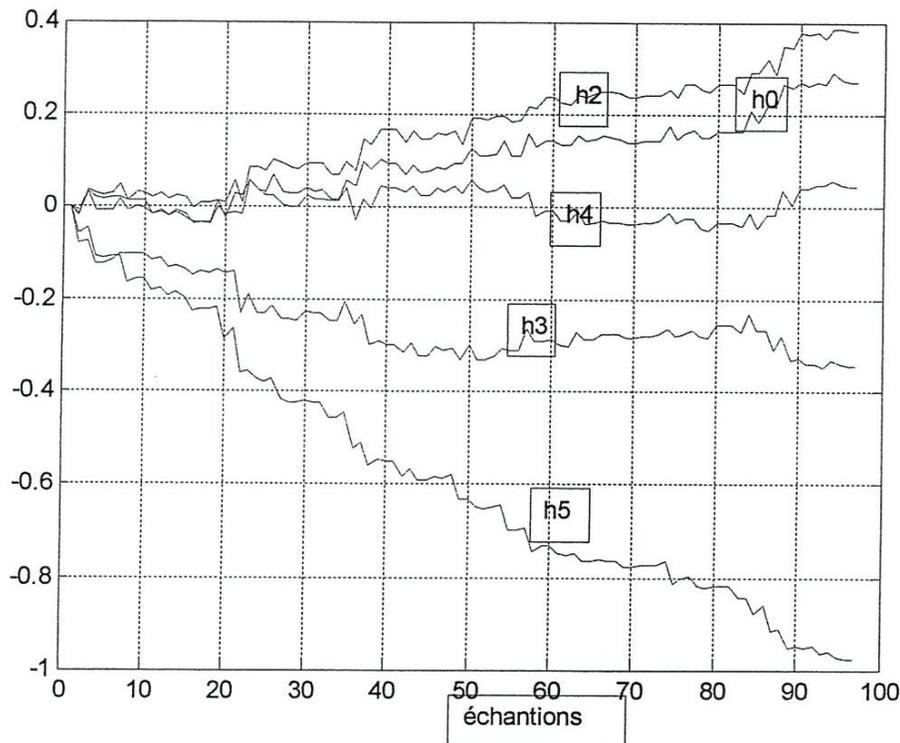


Fig. III . 3. – évolution des premiers coefficients du filtre

- **Effet de N :**

Nous varions N tout en fixant $\delta = 0.05$, pour voir son influence sur la rapidité de convergence et d'estimation.

Les courbes d'évolution des coefficients du filtre montrent que l'augmentation de N améliore le temps de convergence ainsi que la précision.

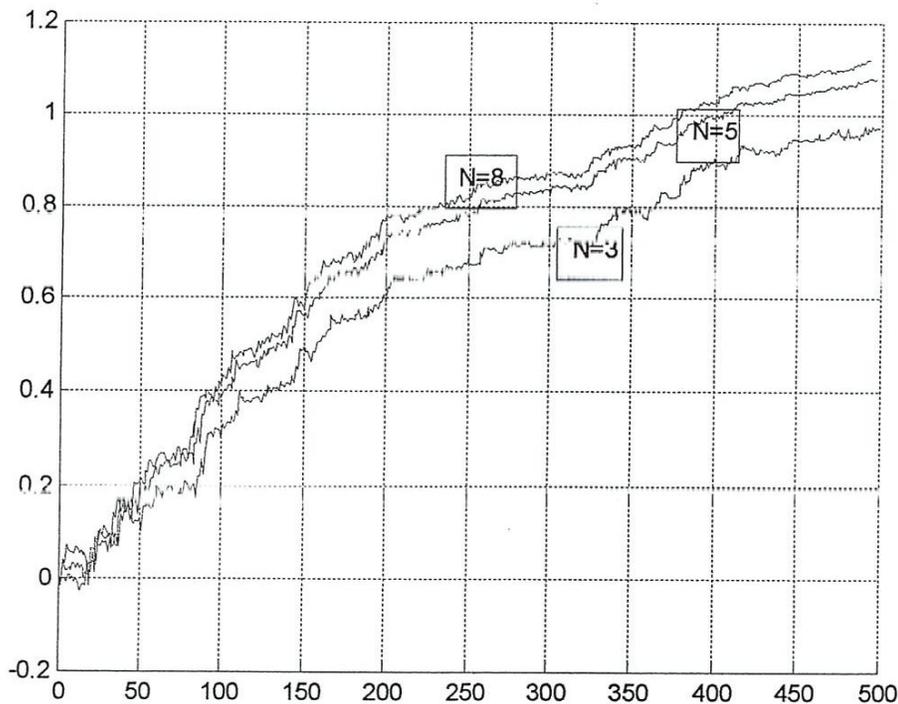


Fig.III.4 – Effet de N sur l'évolution des premiers coefficients du filtre

- **Effet de δ :**

Maintenant N étant fixe, à N=4, nous varions δ pour pouvoir examiner son influence sur la rapidité de convergence et la précision d'estimation.

Les courbes d'évolution des coefficients du filtre ($\exp.h_0$) montrent que le temps de convergence est d'autre plus faible que δ est grand, ce gain est compensé par une erreur plus importante.

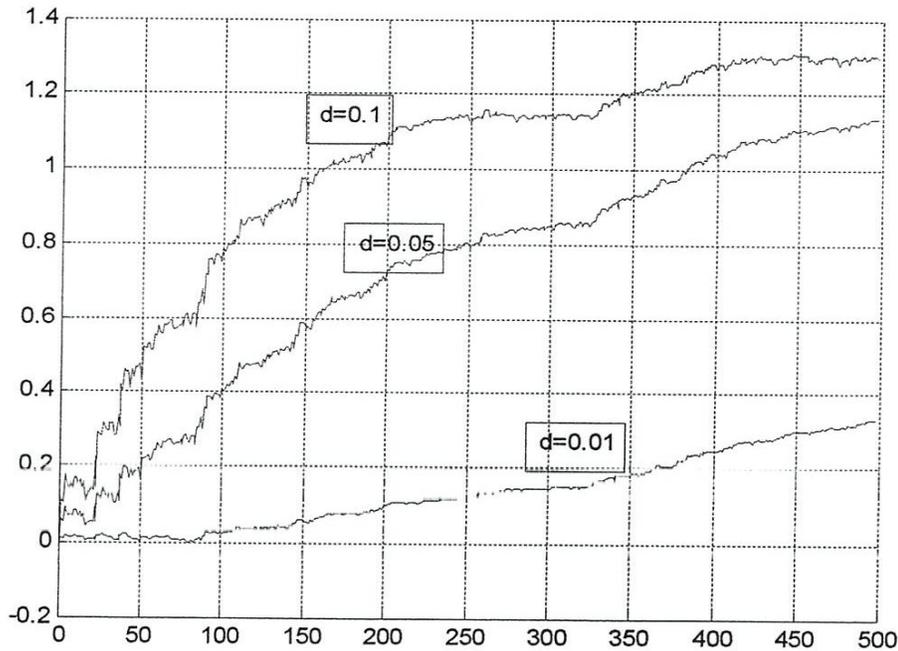


Fig.III.5 – Effet de δ sur l'évolution des premiers coefficients du filtre

• Poursuite :

Nous modifions a présenté un paramètre de la fonction de transfert du système.
Ceci l'adaptabilité du filtre vis-à-vis des systèmes non stationnaires

Pour la simulation on donne :

$$L = 500$$

$$\delta = 0.05$$

$$[0 \quad L/2]$$

$$G1(Z) = \frac{1-2Z^{-1}}{1+0.5Z^{-1}}$$

$$G2(Z) = \frac{1-2Z^{-1}}{1+0.7Z^{-1}}$$

Par division successive :

$$G1(z) = 1 - 2.5Z^{-1} + 1.25Z^{-2} - 0.62Z^{-3} + 0.31Z^{-4} - 0.15Z^{-5}$$

$$G1(z) = 1 - 2.7Z^{-1} + 1.89Z^{-2} - 0.32Z^{-3} + 0.92Z^{-4} - 0.64Z^{-5}$$

Les résultats de la simulation sont les suivantes :

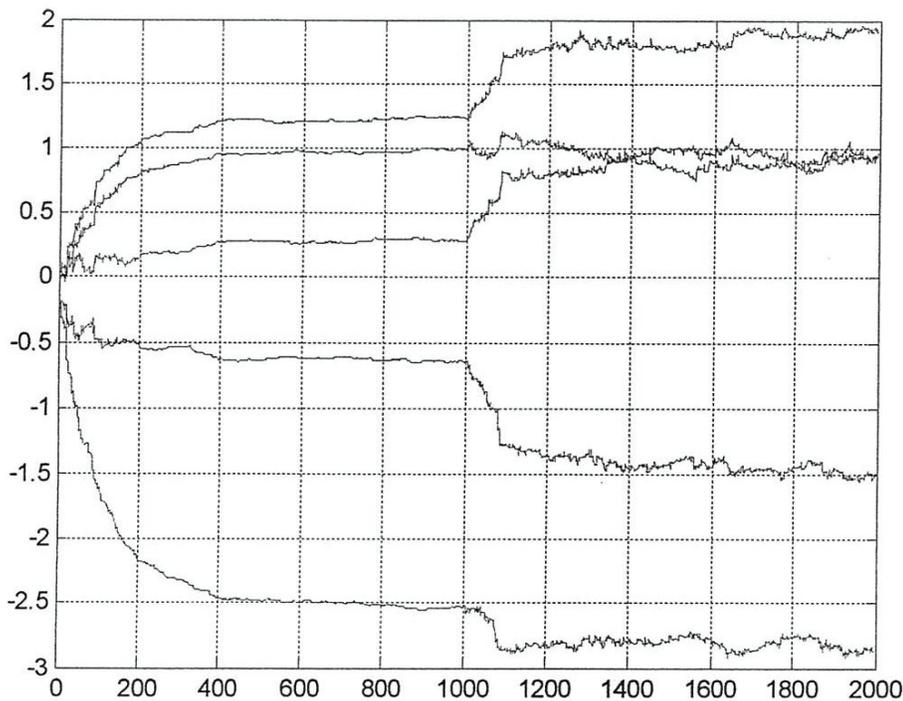


Fig. 3.6 : évolution des premiers coefficients du filtre sous une variation paramétrique du système

Les courbes d'évolution des cinq premiers coefficients du filtre montrent que le filtre s'adapte aux variations paramétriques du système aux 60 itérations.

L'algorithme LMS avec un pas d'adaptation faible convient donc à l'identification des systèmes non stationnaires (stables) de fait de son gain d'adaptation constant.

Cet avantage est cependant compensé par une puissance de l'erreur résiduelle non négligeable, ce que limite son application aux systèmes à variation paramétrique lente.

2.2. ALGORITHME RLS :

L'algorithme RLS mis en œuvre est décrit par les équations suivantes :

$$e(k) = y(k) - X^T(k) w(k-1)$$

$$g(k) = \frac{R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)}{1 + X^T(k) R_{xx}^{-1}(k-1) X(k)}$$

$$w(k) = w(k-1) + g(k) e(k)$$

$$R_{xx}^{-1}(k) = R_{xx}^{-1}(k-1) - g(k) X^T(k) R_{xx}^{-1}(k-1)$$

Avec:

- $g(k)$: vecteur colonne gain d'adaptation, dimension (N,1)
- $e(k)$: vecteur à priori.
- $w(k)$: vecteur colonne des coefficients du filtre adaptatif, dimension (N,1)
- $R_{xx}^{-1}(k)$: matrice d'auto corrélation inverse d'entrée $U(k)$, dimension (N,N).
- $y(k)$: sortie système à identifier
- $U(k)$: vecteur colonne, entrée du système à identifier et entrée du filtre dimension (N, 1)

La matrice d'autocorrélation inverse est initialisée $20I$, I matrice identité (N, W). Le vecteur des coefficients est initialisée à 0 l'ordre du filtre étudié est 10.

L'évolution des premiers coefficients du filtre montre que ces derniers convergent vers les valeurs ($h0_1$, $h1_2,5$, $h2_1,25$).

Relativement à l'algorithme LMS cette convergence est plus rapide et plus précise.

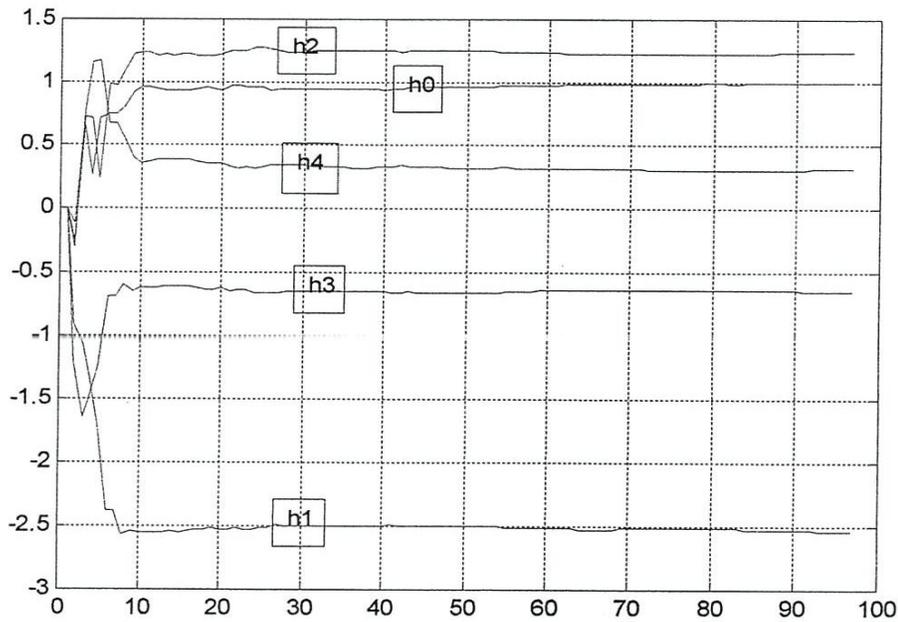


Fig. 3.7 : évolution des premiers coefficients du filtre (RLS)

- **Poursuite :**

De même pour cet algorithme, pour tester la capacité de l'algorithme RLS de s'adapter aux variations paramétriques de système, un des paramètres du système est modifié au milieu de la simulation.

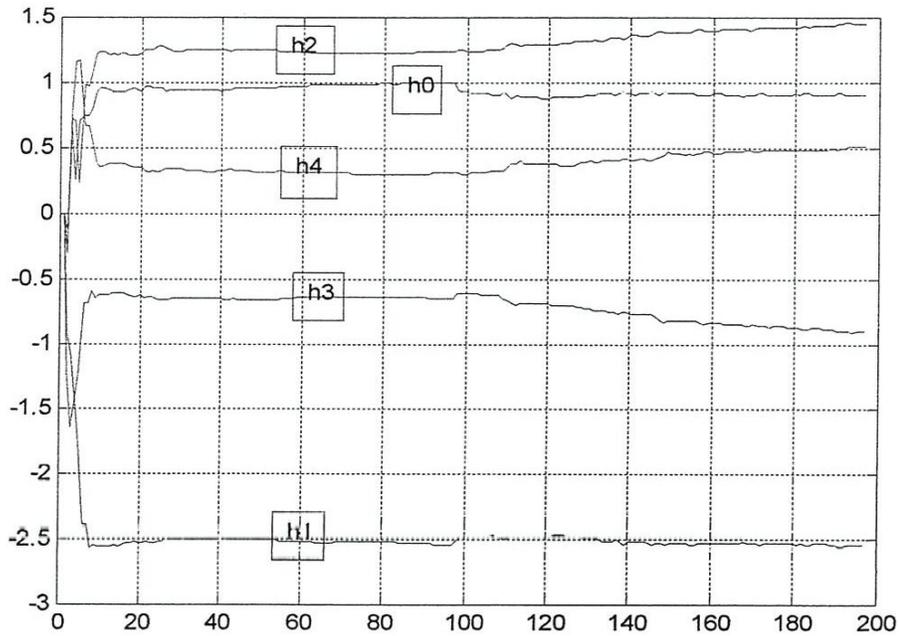


Fig. 3.8 : évolution des premiers coefficients du filtre sous une variation paramétrique du système

L'évolution des coefficients du filtre montre que l'algorithme s'adapte à l'identification des systèmes instables ($h0_1$, $h1_ -2.7$, $h2_ 1.89$).

Cependant cette adaptation est très lente à cause du faible gain d'adaptation qui tend vers zéro, chose qui est démontré par la courbe trace

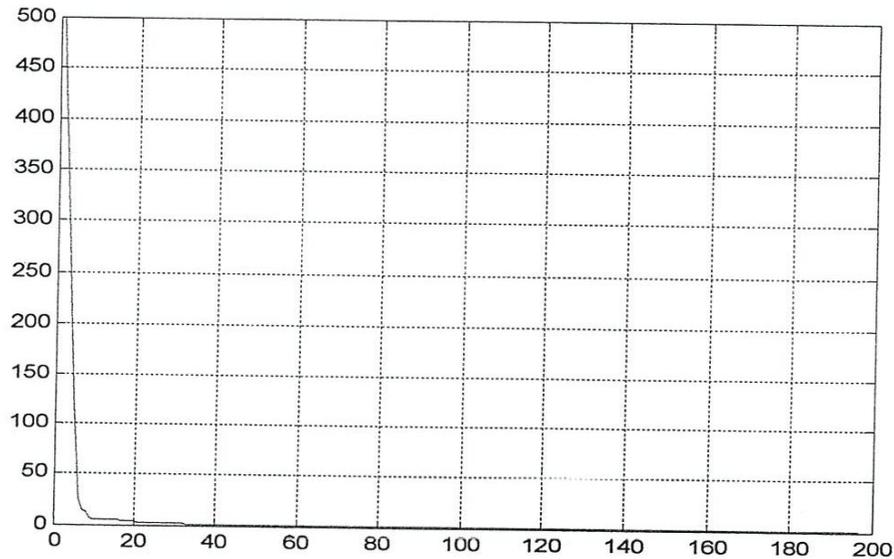


Fig. 3.8 : trace de la matrice R

2.3 : Algorithme NLMS :

L'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation δ dans l'algorithme LMS par rapport à 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.

Cet algorithme peut être plus complexe que l'algorithme LMS mais il reste toujours l'un des algorithmes les plus simples à mettre en application.

L'algorithme NLMS mis en œuvre est décrit par les équations suivantes :

$$e_k = d_k - X_k^T \hat{w}$$

$$\hat{w}(k+1) = \hat{w} + \delta \frac{X_k e_k}{X_k^T X_k + \beta}$$

Au premier temps la simulation est faire sur itération avec un pas d'adaptation $\delta = 0.05$ et une longueur $N=10$ Du filtre adaptatif.

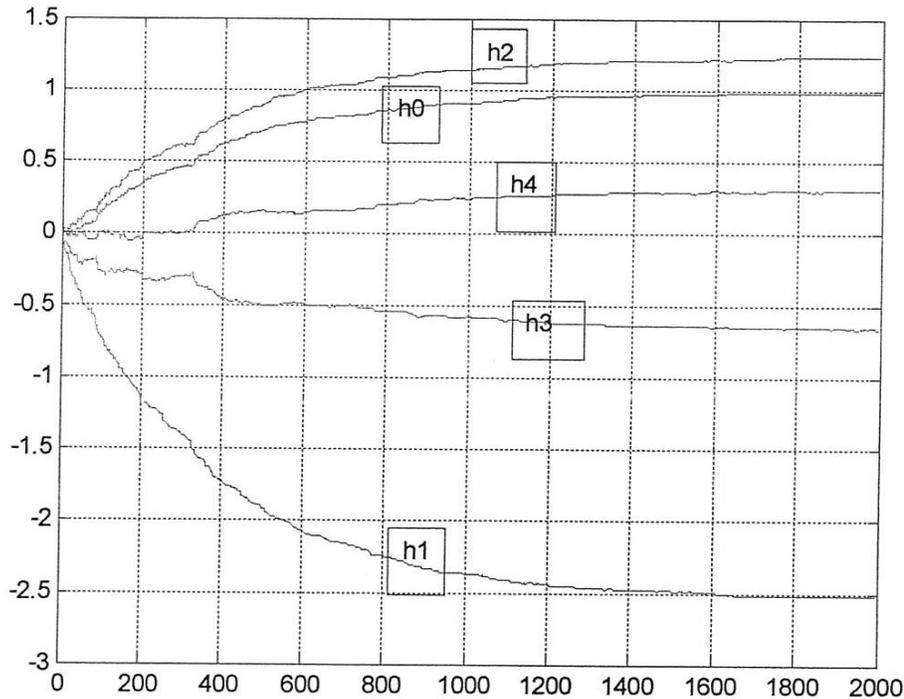


Fig. 3.9 : évolution des premiers coefficients du filtre (NLMS)

- **Effet de b :**

Nous varions δ pour pouvoir examiner son influence sur la rapidité de convergence et la précision d'estimation.

Les courbes d'évolution des coefficients du filtre ($\exp.h_0$) montrent que le temps de convergence est d'autre plus faible que δ est grand, ce gain est compensé par une erreur plus importante.

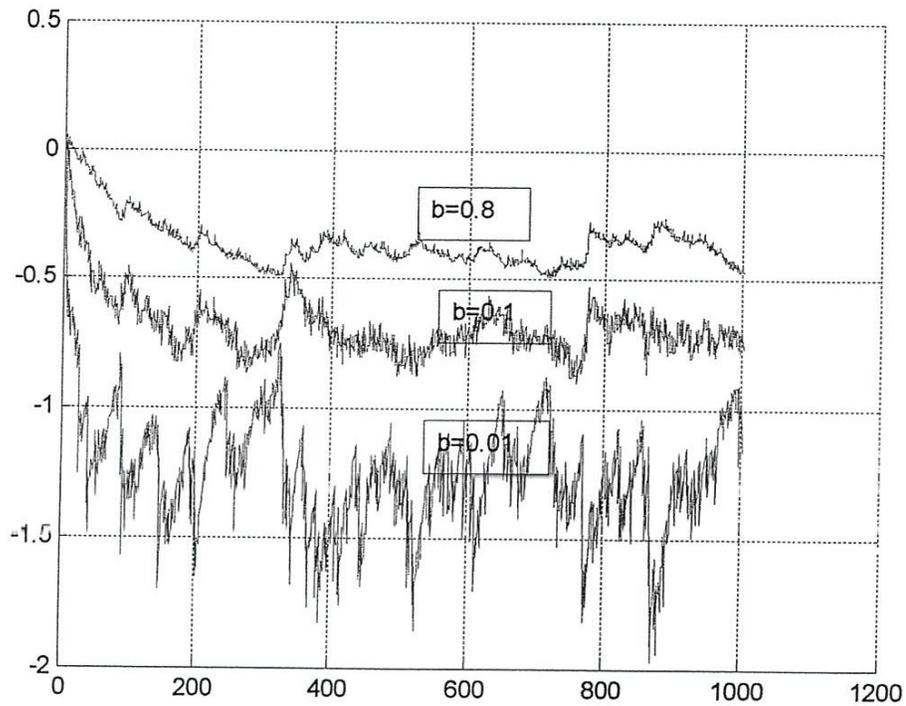


Fig 3.10 : Effet de b sur l'évolution des premiers coefficients du filtre

3. Comparaison entre LMS et NLMS :

La simulation numérique a été réalisée pour évaluer les performances des algorithmes (LMS et NLMS) du filtrage adaptatif à l'aide du MATLAB.

Le résultat présenté par la figure suivante :

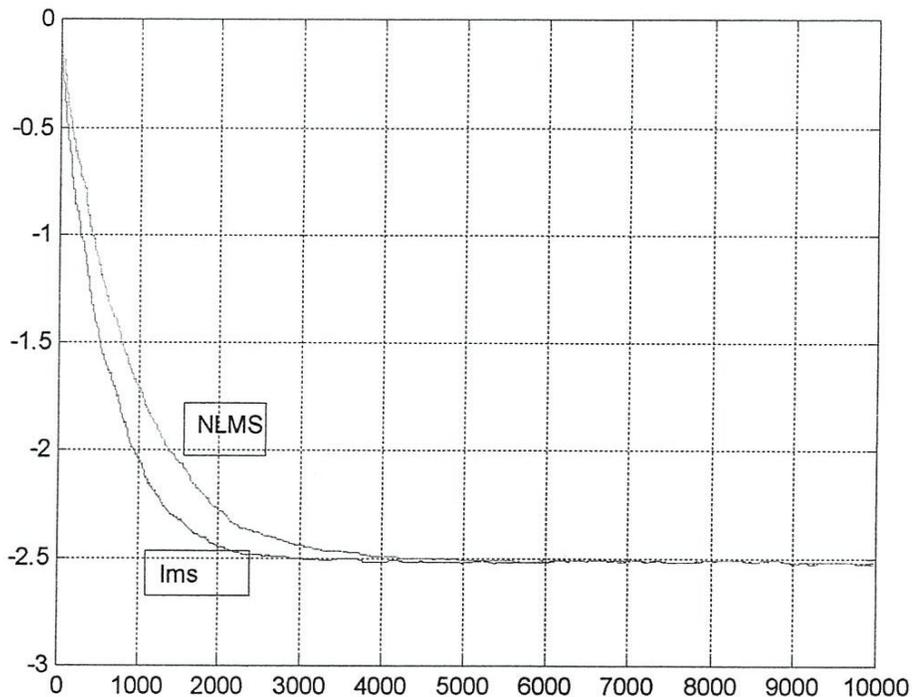


Fig 3.11 : comparaisons d'évaluation des premiers coefficients des filtre LMS et NLMS

A partir de cette figure, nous constatons que l'algorithme NLMS fournit une meilleure convergence par rapport aux autres algorithmes

3. Conclusions :

Le but de ce chapitre était d'étudier les performances en simulation numériques les algorithmes de base du filtrage adaptatif (RLS , LMS, NLMS), Nous avons montrées que l'algorithme NLMS fournit une meilleure convergence par rapport aux autres algorithmes. Il est alors intéressant d'utiliser cet algorithme pour rendre au maximum l'écho résiduel inaudible à la sortie du système d'annulation d'écho acoustique.

Conclusion Générale :

L'utilisation d'un dispositif de communication mains libres est accompagnée de plusieurs problèmes critiques affectant la prise de son : la réverbération, l'écho acoustique et le bruit ambiant sont des facteurs, qui peuvent conduire à une dégradation inacceptable de la qualité de la communication. Le travail réalisé et exposé dans ce rapport fournit les premiers éléments pour évaluer la possibilité de développement d'un système d'annulation d'écho acoustique.

L'annulation d'écho acoustique est obtenue au moyen de filtres adaptatifs modélisant la réponse acoustique d'une salle en soustrayant ainsi du signal capté par le microphone, l'écho estimé. Comme il a été rappelé au chapitre 1, le filtre adaptatif nécessite une séquence d'apprentissage et une stratégie de mise à jour des coefficients de ce filtre dont l'objectif est la minimisation de la fonction coût. Cette stratégie de mise à jour est réalisée le plus souvent par des algorithmes d'optimisation du type gradient stochastique (LMS, NLMS, PNLMS et PNLMS++). Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté ces différents algorithmes adaptatifs, utilisés dans le système d'annulation d'écho acoustique, ainsi que leur comparaison au niveau de la convergence de leurs coefficients. Cette comparaison nous a permis de choisir, pour toute la suite de l'étude, l'algorithme NLMS, car celui-ci présente une meilleure convergence par rapport aux autres algorithmes adaptatifs.

Liste des programmes :

Figure (3.3) : Algorithme LMS :

```
% M=100;
% u=rand(M,1);
load input
G=tf([1 -2],[1 0.5],0.05)
y=lsim(G,u);
N=5;
h=zeros(N,1);
pas=0.05;
W=h;
for k=N:100
    x=u(k:-1:k-N+1);
    e=y(k)-x'*h;
    h=h+pas*e*x;
    W=[W h];
end
for k=1:N
    plot(W(k,:))
    grid on
    hold on
end
hold off
```

Figure 3.6 : Algorithme LMS poursuite :

```
load input
G1=tf([1 -2],[1 0.5],0.05)
G2=tf([1 -2],[1 0.7],0.05)
u1=u(1:1000);u2=u(1001:2000);
y1=lsim(G1,u1);y2=lsim(G2,u2);y=[y1;y2];
N=5;
h=zeros(N,1);
pas=0.1;
H=h;
for k=N:2000
    x=u(k:-1:k-N+1);
    e=y(k)-x'*h;
    h=h+pas*e*x;
    H=[H h];
end
for k=1:N
    plot(H(k,:))
    grid on
```

```
hold on
end
hold off
```

Figure 3.7: Algorithme RLS :

```
% u=rand(1,100);
load input
G=tf([1 -2],[1 0.5],0.05)
y=lsim(G,u);
N=5
h=zeros(N,1);
P=100*eye(N);
H=h;
for k=N:100
    x=u(k:-1:k-N+1);
    e=y(k)-x'*h;
    P=P-(P*x'*x'*P)/(1+x'*P*x);
    h=h+P*x*e;
    H=[H h];
end
for k=1:N
    plot(H(k,:))
end
grid on
hold on
end
hold off
```

Figure 3.8: Algorithme RLS poursuite :

```
% u=rand(1,100);
load input
G1=tf([1 -2],[1 0.5],0.05)
G2=tf([1 -2],[1 0.7],0.05)
u1=u(1:1000);u2=u(1001:2000);
y1=lsim(G1,u1);y2=lsim(G2,u2);y=[y1;y2];
N=5
landa=0.94
h=zeros(N,1);
P=100*eye(N); TP=trace(P);
H=h;
for k=N:2000
    x=u(k:-1:k-N+1);
    e=y(k)-x'*h;
    P=(P-(P*x'*x'*P)/(landa+x'*P*x))/landa;
    h=h+P*x*e;
    H=[H h];
    TP=[TP trace(P)];
end
figure(1)
```

```

for k=1:N
plot(H(k,:))
grid on

```

Figure 3.9: Algorithme NLMS:

```

load input
G=tf([1 -2],[1 0.5],0.05)
y=lsim(G,u);
N=5;
b=0.01;
h=zeros(N,1);
pas=0.05;
W=h;
for k=N:2000
    x=u(k:-1:k-N+1);
    e=y(k)-x'*h;
    pask=pas/(x'*x+b);
    h=h+pask*e*x;
    W=[W h];
end
for k=1:N
plot(W(k,:), 'r')
grid on
hold on
end

```

Figure 3.11: Comparaison entre LMS et NLMS :

```

load input
G=tf([1 -2],[1 0.5],0.05)
y=lsim(G,u);
N=5;
b =0.01;
h=zeros(N,1);
pas=0.02;
W=h;
%LMS
for k=N:10000
    x=u(k:-1:k-N+1);
    e=y(k)-x'*h;
    h=h+pas*e*x;
    W=[W h];
end
plot(W(2,:), 'r')
grid on
hold on
h=zeros(N,1);
W=h;
%NLMS

```

```
for k=N:10000
    x=u(k:-1:k-N+1);
    e=y(k)-x'*h;
    pask=pas/(x'*x+b);
    h=h+pask*e*x;
    W=[W h];
end
plot(W(2,:), 'm')
plot(W(6,:))
```

Les References:

- 1: Filtre adapTheseHamzeAlaedine.pdf
- 2 :Djendi annulation d_echo acoustiques par les algorithmes adaptatifs .pdf
- 3 : A142.pdf
- 4 : 1623 - Telecom 55 - 9.10.pdf
- 5 : FILT_ADA - Copie.pdf
- 6 : Mast.GBM.Laid+Daraoui - Copie.pdf