

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Filière Électronique

Spécialité Systèmes de Télécommunication

présenté par

HADJI Kamal

&

HAMMOUDI Abdelaziz

---

# Techniques de détection de la double parole(DTD) pour un algorithme adaptatif des moindres carrés rapides simplifié

---

Proposé par : AREZKI Madjid & HASSANI Islem

Année Universitaire 2018-2019

## Remerciements

---

*Au Nom de Dieu Clément et Miséricordieux Nos plus profondes gratitudes s'adressent au Dieu tout puissant pour le courage et la patience dont nous nous sommes armés pour l'achèvement de ce travail Nous exprimons nos vifs remerciements et profonde gratitude à Monsieur M. AREZKI, Monsieur I.HASSANI et Monsieur A.BENALAL qu'ils nous ont honorés par leurs encadrement et d'avoir accepté la lourde tâche de promoteur. Nous lui exprimons également notre profonde reconnaissance pour leurs dévouement et d'avoir bien voulu nous faire profiter pleinement de ses compétences et de ses idées pour la réalisation de ce projet. Nos remerciements à nos chers parents pour leur contribution, leur soutien et surtout leur patience. Nos remerciements s'adressent également aux honorables membres du jury ayant accepté d'examiner notre travail et de siéger à sa soutenance. Notre grande estime va à tous les enseignants de notre département pour l'effort monumental qu'ils ont consenti afin de faire de nous ce que nous sommes maintenant*

*C'est avec un grand plaisir que je dédie ce travail, fruit de mes études en exprimant ma  
profonde gratitude à tous mes proches Aux êtres les plus chers, Mes parents A mon  
frère et ma sœur A mon binôme Aziz et à toute sa famille.*

*A mes amis : Abdelatif, Ali, Walid, Abderrahmane, Abdalilah...*

*A ma femme qui ma vraiment soutenue.*

*Kamal*

---

**ملخص :** الهدف الرئيسي من هذا المشروع هو الدراسة السلوكية لخوارزميات NLMS و FNLMS في سياق إلغاء الصدى الصوتي وفي وجود خطاب مزدوج. تمت دراسة ثلاث طرق لاكتشاف الكلام المزدوج ، الأولى هي طريقة Geigle. والثاني هو طريقة الارتباط المتبادل الموحدة. ويستند الثالث على الكشف عن مغلف الإشارة.

**كلمات المفاتيح :** إلغاء الصدى الصوتي ، التصفية التكيفية ، عدم التكيف المتغير ، الكشف المزدوج الحديث

---

**Résumé :** l'objectif principal de ce projet est l'étude de comportement des algorithmes NLMS et FNLMS dans le cadre de l'annulation d'écho acoustique et en présence du double parole. Trois méthodes de détection de double-parole ont été étudiées, la première est la méthode de Geigle, la deuxième est la méthode de cross-corrélation normalisée, et la troisième est basée sur la détection de l'enveloppe du signal.

**Mots clés :** Annulation d'écho acoustique, filtrage adaptatif, pas d'adaptation variable, détection de double-parole.

---

**Abstract:** The main objective of this project is to study the behaviour of NLMS and FNLMS algorithms in the context of acoustic echo cancellation and in the presence of double speech. Three methods of detecting dual spokespersons have been studied, the first of which is the Geigle method. The second is the standardized cross-correlation method. The third is based on the detection of the signal envelope.

**Keywords :** Acoustic echo cancellation, adaptive filtering, variable step-size, double-talk detection

---

## Listes des acronymes et abréviations

### ➤ **Notations :**

[.]<sup>T</sup> Opération de transposition.

[.]<sup>-1</sup> Opération de matrice inverse.

|.| Opération valeur d'absolue.

*E*(.) Espérance mathématique.

*diag*{.} Opération de diagonal d'une matrice.

*e*(.) Opération d'exponentiel.

ln (.) Fonction de logarithme.

*log*10(.) Logarithme à base 10.

max {.} Opération de maximum.

*sgn*(.) Fonction de signe.

*trace*(.) Trace d'une matrice.

. Norme d'un vecteur.

∇ Vecteur de gradient.

∂(.)∂(.) Dérivé partiel.

### ➤ **Abréviation :**

**FIR** : Finite Impulse Response (Réponse Impulsionnelle finie).

**HP** : hautparleur.

**LMS** : Least Mean Square (Moindre Carré Moyen)

**NLMS** : Normalised LMS (Moindre Carré Moyen Normalisé).

**FNLMS** : Fast Normalised LMS (Moindre Carré Moyen Normalisé).

**MIC** : Microphone.

**MSE** : Mean Square Error (Erreur Quadratique Moyen)

**RI** : Réponse Impulsionnelle.

**RLS** : Recursive Least Square (Moindre Carré Récursif).

**NSD**: Near-end Speech Detection.

**DTD**: Double Talk Detection.

**NCC**: Normalized Cross-Correlation

**MECC**: Microphone Error Cross-Correlation

**AEC** : Acoustic Echo Cancellation

## **Table des matières**

**Dédicaces**

**Résumés**

**Abréviations**

**Introduction générale -----1**

### **Chapitre 1 Identification adaptative des réponses impulsionnelles (RI) acoustique.**

**1.1 Introduction ----- 3**

**1.2 Réponse impulsionnelle (RI) acoustique d'une salle -----3**

**1.3 L'écho acoustique ----- 4**

**1.4 L'identification adaptative de RI----- 5**

**1.5 Annulation d'écho acoustique ----- 6**

**1.6 Définitions et formules ----- 7**

**1.6.1 Le filtre optimum -----8**

**1.6.2 Algorithme basé sur le gradient stochastique -----10**

**1.6.3 Estimation des moindres carrées -----12**

**1.6.4. Algorithme des moindres carrées rapide -----13**

**1.7 Conclusion ----- 17**

### **Chapitre 2. Détection de double-parole.**

**2.1. Introduction -----18**

**2.2. Problème de double-parole-----18**

**2.3. Algorithme de Geigel -----20**

**2.4. Algorithme de cross-corrélation normalisée (NCC) -----20**

**2.5. DTD basée sur la détection de l'enveloppe du signal -----22**

**2.6. implémentarion -----23**

**2.7. Conclusion-----27**

### **Chapitre 3 Résultat de simulations.**

**3.1. Introduction -----28**

**3.2. Description des signaux de tests-----28**

**3.3. Description des critères de performance -----29**

<b>3.4. Simulation des algorithmes</b>	<b>31</b>
<b>3.5. Conclusion</b>	<b>38</b>
<b>Conclusion général</b>	<b>39</b>

## Liste des figures

<b>Figure 1.1.</b> - Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique-----	4
<b>Figure 1.2.</b> Exemple de communication bidirectionnelle avec écho acoustique -----	5
<b>Figure 1.3.</b> Configuration générale d'un filtre adaptatif -----	6
<b>Figure 1.4.</b> Principe de l'annulation d'écho acoustique -----	7
<b>Figure 1.5.</b> Schéma général d'un système d'estimation d'erreur -----	8
<b>Figure 2.1.</b> Structure globale d'AEC avec la DTD -----	19
<b>Figure 2.2.</b> Schéma global de DTD à base de détection de l'enveloppe du signal -----	23
<b>Figure 3.1:</b> signal d'entrée stationnaire-----	28
<b>Figure 3.2:</b> signal d'entrée (parole) -----	28
<b>Figure 3.3 :</b> signal de la double parole-----	29
<b>Figure 3.4 :</b> signal d'entrée (USASI), de taille du filtre $L=512$ , non bruité, NLMS et FNLMS.	
<b>Figure 3.5 :</b> signal d'entrée (parole), de taille du filtre $L=256$ , non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.	
<b>Figure 3.6 :</b> signal d'entrée (parole), de taille du filtre $L=256$ , non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. <i>(Version zoomé dans la période de double parole).</i>	
<b>Figure 3.7 :</b> signal d'entrée (parole), de taille du filtre $L=256$ , bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.	
<b>Figure 3.8 :</b> signal d'entrée (parole), de taille du filtre $L=256$ , bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. <i>(Version zoomé dans la période de double parole).</i>	
<b>Figure 3.9 :</b> signal d'entrée (parole), de taille du filtre $L=512$ , non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. <i>(Version zoomé dans la première période de double parole).</i>	
<b>Figure 3.10 :</b> signal d'entrée (parole), de taille du filtre $L=512$ , non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. <i>(Version zoomé dans la période de double parole).</i>	
<b>Figure 3.11 :</b> signal d'entrée (parole), de taille du filtre $L=512$ , bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.	

**Figure 3.12** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=512$ , bruité, FNLMS en utilisant La méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. *(Version zoomé dans la période de double parole).*

**Figure 3.13** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , non bruité, FNLMS en utilisant La méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.

**Figure 3.14** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. *(Version zoomé dans la période de double parole).*

**Figure 3.15** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.

**Figure 3.16** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. *(Version zoomé dans la période de double parole).*

## Liste des tableaux

<b>Table 1.1:</b> L'algorithme LMS	11
<b>Table 1.2:</b> L'algorithme NLMS	11
<b>Table 1.3:</b> L'algorithme RLS	13
<b>Table 1. 4:</b> L'algorithme FNLMS	16
<b>Table 2.1 :</b> L'algorithme FNLMS avec la DTD de geigel	24
<b>Table 2.2 :</b> L'algorithme FNLMS avec la DTD de NCC	25
<b>Table 2.3 :</b> L'algorithme FNLMS avec la DTD basé sue le signal enveloppe	26



# Introduction générale

---

La technologie nous a donné la chance de communiquer entre nous malgré la distance grâce à la téléphonie mobiles et la téléconférence. Malheureusement la qualité de la communication est dégradée par la présence de l'écho, d'où la création du système d'annulation de l'écho, pour éliminer ces versions indésirables et pour avoir une communication meilleure. Comme l'écho est modélisé par filtre, le problème d'annulation d'écho est devenu un problème d'identification d'une réponse impulsionnelle. Un annuleur d'écho acoustique (AEC) est généralement implémenté par un filtre adaptatif à réponse impulsionnelle finie (FIR). La présence de la parole proche de la fin rend l'adaptation du filtre d'annulation d'écho problématique. Une forte parole proche de la fin agit comme une grande perturbation de l'algorithme de filtrage adaptatif et peut faire diverger le filtre d'annulation d'écho. C'est pour cette raison que la mise à jour du filtre d'annulation d'écho doit être désactivée lorsqu'une parole proche est détectée. Un algorithme qui détecte la présence d'une parole proche est appelé détecteur de double parole (DTD).

Notre objectif est d'implémenter trois méthodes de double parole dans deux algorithmes adaptatifs, le NLMS et le FNLMS.

Notre mémoire est organisée en trois chapitres comme suit :

Dans le premier chapitre nous allons définir les réponses impulsionnelles acoustiques dans le contexte d'une application d'annulation d'écho acoustique adaptative. Nous présentons ainsi le concept du filtre optimal de Wiener et les deux grandes familles d'algorithmes d'identification adaptative : algorithmes de type gradient stochastique (LMS) et des algorithmes de type moindres carrés récurrents (RLS), et FNLMS.

Le deuxième chapitre discute le problème de double-parole dans une application de l'AEC. Il expose un état de l'art sur les différentes méthodes utilisées pour la DTD, et l'implémentation de ses méthodes dans l'algorithme FNLMS.

Dans le troisième chapitre nous présentons des résultats de simulations qui comparent les performances des algorithmes adaptatifs des méthodes de DTD présentés dans les chapitres précédents, ces performances sont basées sur la vitesse de convergence et l'énergie de l'erreur quadratique moyenne.

Enfin, notre mémoire sera terminé par une conclusion générale.

# Chapitre1 Identification par algorithmes adaptatifs

---

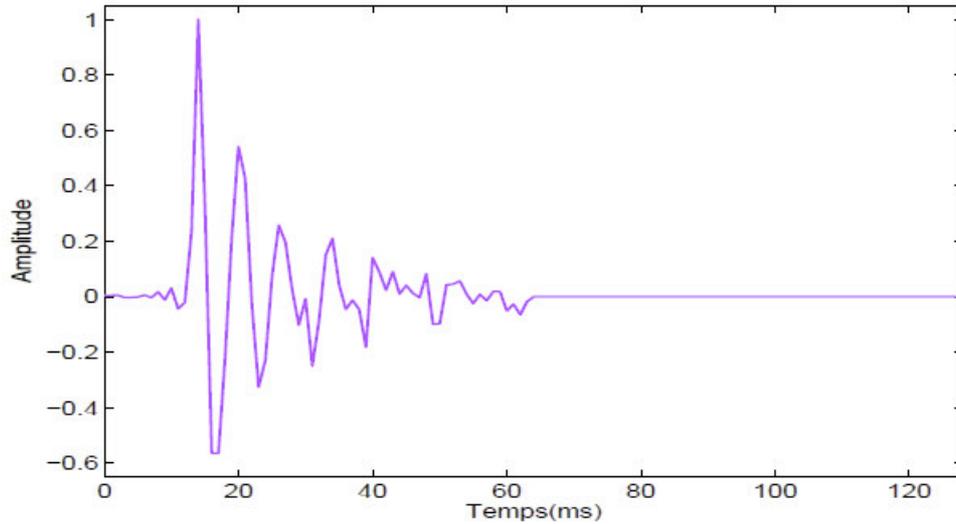
## 1.1 Introduction

Le filtrage adaptatif a de nombreuses applications telles que : l'identification des systèmes, l'égalisation de canaux, la modélisation des systèmes, la résolution de problème inverse ont vu le jour.

L'identification des systèmes linéaires est effectuée depuis des décennies à l'aide des algorithmes du gradient stochastique tels que: le LMS (Least Mean Square), sa méthode normalisée NMLS (Normalized LMS). L'identification s'est également beaucoup effectuée à l'aide de méthode de type récursif comme le RLS (Recursive Least Square). Tous ces algorithmes sont utilisés pour résoudre les problèmes d'écho acoustique que nous allons définir après avoir défini la réponse impulsionnelle acoustique, en suite nous aborderons l'identification adaptative de RI, l'annulation d'écho acoustique. Enfin, donner les principaux types des algorithmes classiques et leur variation.

## 1.2 Réponse impulsionnelle (RI) acoustique d'une salle

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 (1.1).

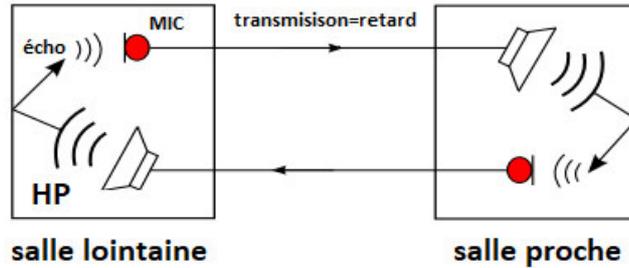


**Figure 1.1.** Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique [1].

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.

### 1.3 L'écho acoustique

L'écho acoustique est un problème rencontré en télécommunication, notamment dans les communications mobiles. L'écho provient du passage du signal envoyé à travers un canal, par exemple une salle, une cabine téléphonique, ou un habitacle d'une voiture, pour le cas de la téléphonie mains-libres. Il est donc désirable de pouvoir éliminer cet écho à la réception du signal. Deux problèmes sont responsables de cette version indésirable de parole, la réverbération due aux réflexions multiples captées par le microphone et l'écho provenant du couplage acoustique du haut-parleur avec le microphone.



**Figure 1.2.** Exemple de communication bidirectionnelle avec écho acoustique [1].

## 1.4 L'identification adaptative de la réponse impulsionnelle

Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres, les 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. L'algorithme adaptatif détermine les caractéristiques du filtre en ajustant ses coefficients, selon les conditions du signal et les critères d'exécution (ou d'évaluation de qualité).

La disposition générale d'un environnement de filtrage adaptatif est illustrée par la Figure 1.3, où  $x_n$  est le signal d'entrée,  $\hat{y}_n$  est le signal de sortie estimée,  $d_n$  le signal de sortie désirée (la quantité que l'on veut reproduire) et  $e_n$  le signal d'erreur défini comme étant la différence entre la sortie désirée et la sortie estimée. Ce dernier est utilisé afin d'établir la fonction objectif (fonction coût), requise par l'algorithme d'adaptation dans le but de déterminer la mise-à-jour appropriée des coefficients du filtre [2].

Comme montré dans la Figure 1.3, la conception d'un filtre adaptatif impose la caractérisation de deux structures principales : la structure de filtrage et la structure d'adaptation.

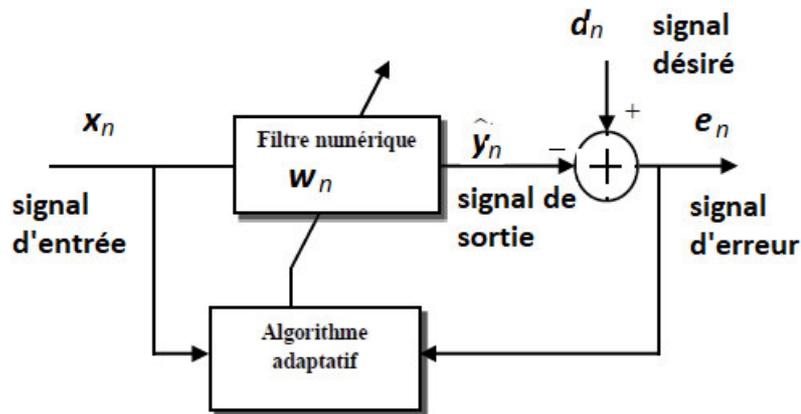


Figure 1.3. Configuration générale d'un filtre adaptatif [2].

## 1.5 Annulation d'écho acoustique

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. En télécommunications, il est souvent nécessaire d'éliminer des échos gênants. C'est notamment le cas pour la transmission de données en mode bidirectionnel simultané sur deux fils ou pour la transmission téléphonique par satellite.

Les échos proviennent de réflexions des signaux électriques. Les réflexions acoustiques peuvent aussi être gênants dans les terminaux téléphoniques à mains-libres pour les salles d'audio ou vidéoconférence.

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 1.4) permet la construction d'une image de l'écho qui sera soustraite au signal reçu.

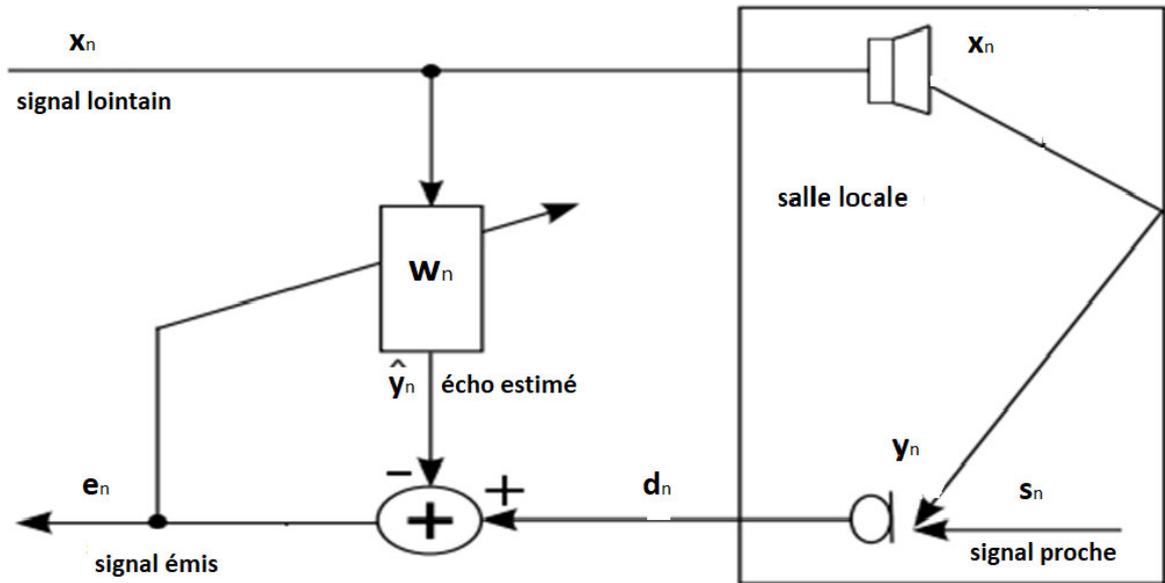


Figure 1.4. Principe de l'annulation d'écho acoustique [1].

## 1.6 Définitions et formules

Pour comparer les algorithmes d'identification par le filtrage adaptatif, plusieurs critères de performances peuvent être utilisés comme :

- **Vitesse de convergence** : La vitesse de convergence représente le nombre d'itérations requis par un algorithme pour atteindre la solution optimale de Wiener en considérant des entrées stationnaires. Une vitesse de convergence rapide permet à l'algorithme de s'adapter rapidement à l'environnement stationnaire des statistiques inconnues.
- **Erreur en régime permanent** : c'est la valeur la plus petite de l'erreur quadratique moyenne.
- **La capacité de poursuite** : La poursuite est présente lorsqu'un algorithme de filtrage adaptatif opère dans un environnement non-stationnaire, l'algorithme doit être capable de poursuivre les variations statistiques de l'environnement. Les performances de poursuite sont influencées par deux caractéristiques contradictoires : vitesse de convergence, et les fluctuations de l'état stationnaire causées par le bruit de l'algorithme.

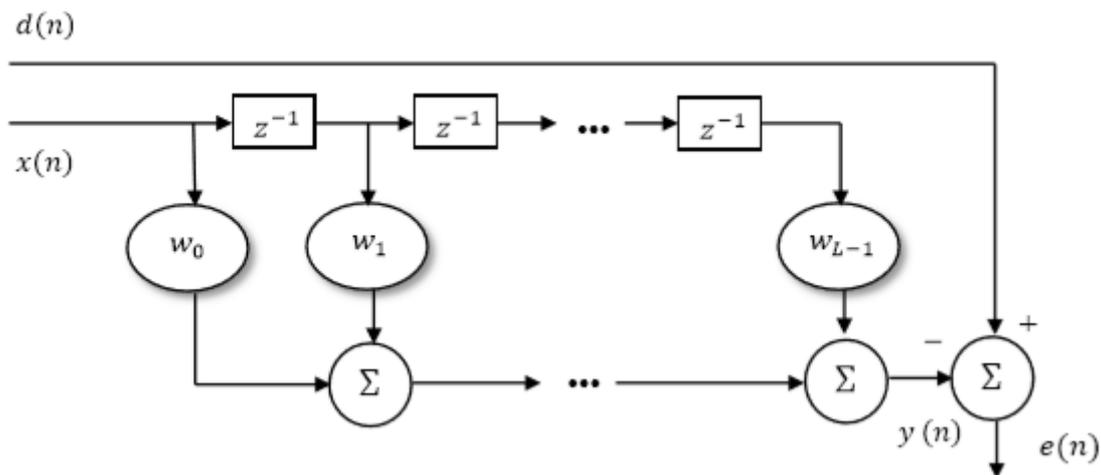
- **Complexité des calculs** : Elle concerne le nombre d'opérations (multiplications, divisions et additions/soustractions) requis pour faire une itération complète de l'algorithme, la taille de mémoire nécessaire pour stocker les données et le programme [3].

Les filtres adaptatifs qui sont utilisés pour estimer le signal désiré sont classés sous deux grandes catégories :

- Méthode de gradient stochastique.
- Estimation des moindres carrés.

### 1.6.1 Le filtre optimum

Wiener s'intéressa au problème de l'estimation d'un signal à partir d'observations bruitées d'un signal corrélé avec le signal estimé [5,6]. Le filtre de Wiener développé à cette occasion permet de construire une estimation  $\hat{y}_n$  de  $y_n$  à partir du signal  $x_n$ . 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  $\hat{y}_n$  et une sortie désirée  $d_n$ , comme le montre la figure 1.5 :



**Figure 1.5.** Schéma général d'un système d'estimation d'erreur [4].

$$\mathbf{e}_n = \mathbf{d}_n - \hat{\mathbf{y}}_n \quad (1.1)$$

$\hat{\mathbf{y}}_n$  est le signal de sortie du filtre, il est donné par :

$$\hat{\mathbf{y}}_n = \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n \quad (1.2)$$

Où  $\mathbf{x}_n = [\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_{n-1}, \dots, \mathbf{x}_{n-L+1}]^T$  est le signal d'entrée,

et  $\mathbf{w}_n = [\mathbf{w}_{1,n}, \mathbf{w}_{2,n}, \dots, \mathbf{w}_{L,n}]^T$  est le vecteur des coefficients de filtre.

Pour minimiser l'erreur quadratique moyenne en sortie du filtre, il faut d'abord calculer la fonction coût :

$$J_n(\mathbf{w}) = E\{(d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n)^2\} \quad (1.3)$$

Les coordonnées du minimum correspondent aux coefficients du filtre optimum au sens de Wiener.

$$\mathbf{w}_{opt} = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmin}} J_{EMQ}(\mathbf{w}) \quad (1.4)$$

On obtient ces coordonnées en dérivant la fonction  $J_n(\mathbf{w})$

$$\nabla_{\mathbf{w}} J_{EMQ}(\mathbf{w}) = \frac{\partial J_{EMQ}}{\partial \mathbf{w}} = 0 \quad (1.5)$$

$$2\mathbf{R}_{L,n} \mathbf{w}_{L,n} - 2\mathbf{P}_{L,n} = 0 \quad (1.6)$$

tel que :

$\mathbf{R}_{L,n} = E\{\mathbf{x}_{L,n} \mathbf{x}_{L,n}^T\}$  est la matrice d'auto-corrélation du vecteur d'entrée ,

et  $\mathbf{P}_{L,n} = E\{\mathbf{x}_{L,n} \mathbf{y}_n\}$  est le vecteur d'inter-corrélation du signal désiré et le signal d'entrée.

Si la matrice d'auto-corrélation est inversible, l'expression du filtre optimal au sens de l'erreur quadratique moyenne ou filtre de Wiener est donnée par :

$$\mathbf{w}_{L,opt} = \mathbf{R}_L^{-1} \mathbf{P}_L \quad (1.7)$$

Alors pour atteindre cet objective il faut connaitre les propriétés statistiques de  $\mathbf{R}_L$  et de  $\mathbf{P}_L$

## 1.6.2 Algorithme basé sur le gradient stochastique

### a Algorithme de moindre carrée moyenne (LMS)

L'algorithme de gradient stochastique, ou Moindres Carrés Moyens LMS (Least Mean Square) est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe.

L'idée des algorithmes de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme du gradient déterministe

Les coefficients  $\mathbf{w}_n$  du filtre adaptatif sont mis à jour selon le principe du gradient déterministe :

$$\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} - \mu |\nabla E\{e_n^{-2}\}| \quad (1.8)$$

Où  $\mu$  est le pas d'adaptation qui contrôle la convergence de l'algorithme.

L'équation devient :

$$\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + 2\mu E\{e_n \mathbf{x}_n\} \quad (1.9)$$

Au final

$$\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + 2\mu e_n \mathbf{x}_n \quad (1.10)$$

L'algorithme LMS est très simple : il nécessite seulement  $2L + 1$  multiplications et  $2L$  additions par itération, où  $L$  est le nombre de coefficients du filtre.

L'algorithme LMS convergent en moyenne quadratique si :

$$0 < \mu_{LMS} < \frac{2}{\text{trace}(\mathbf{R})} = \frac{2}{L\sigma_x^2} \quad (1.11)$$

Où  $\mathbf{R}$  est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée, et  $\text{trace}(\cdot)$  est la trace d'une matrice, l'algorithme de LMS résumé dans la table 1.1 :

Initialisation :  $L = \text{taille de filtre}$  ;  $0 < \mu \leq \frac{2}{\text{trace}(R)}$  ;  $\mathbf{w}_{L,0} = \mathbf{0}_{L \times 1}$  ;

Variables disponibles à l'instant n :  $\mathbf{w}_{n-1}$  ;

Nouvelles informations :  $\mathbf{x}_n, d_n$  ;

Erreur de filtrage :  $e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$  ;

Adaptation du filtre :  $\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + 2\mu e_n \mathbf{x}_n$  ;

**Table 1.1** : L'algorithme LMS.

### **b Algorithme de LMS normalisé (NLMS)**

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square) consiste à normaliser le pas d'adaptation  $\mu$  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.

$$\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + \mu \frac{e_n \mathbf{x}_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + \delta_{NLMS}} \quad (1.12)$$

Où  $\delta_{NLMS}$  est une constante utilisée pour éviter la division par des petites valeurs.

L'algorithme NLMS nécessite  $2L + 1$  multiplications et  $L+1$  additions par itération, où  $L$  est le nombre de coefficients du filtre.

L'algorithme NLMS convergent si :  $0 < \mu < 2$

*L'intérêt de l'algorithme NLMS par rapport au LMS est que le choix du pas d'adaptation de l'algorithme NLMS est indépendant de la variance de signal d'entrée, cet algorithme est indiqué dans la table 1.2 :*

Initialisation :  $L = \text{la taille de } (\mathbf{w})$  ;  $\mathbf{w}(0) = \mathbf{x}(0) = \mathbf{0}_{L \times 1}$  ;  $0 < \mu < 2$  ;  $\delta_{NLMS} = \frac{L}{100} \sigma_x^2$  ;

Variables disponibles à l'instant n :  $\mathbf{w}_{n-1}$  ;

Nouvelles informations :  $\mathbf{x}_n, d_n$  ;

Erreur de filtrage :  $e_n = d_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n$  ;

Adaptation du filtre :  $\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + \mu \frac{e_n \mathbf{x}_n}{\mathbf{x}_n^T \mathbf{x}_n + \delta_{NLMS}}$

**Table 1.2** : L'algorithme NLMS.

### 1.6.3 Estimation des moindres carrées

Dans cette catégorie, nous utilisons une somme  $\Sigma(\cdot)$  déterministe au lieu de la moyenne statistique  $\{.\}$  [4] dans la fonction de coût à minimiser :

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{i=0}^n |e_n|^2 \quad (1.13)$$

#### **a** Algorithme de moindres carrées récurrents (RLS)

La fonction de coût de l'algorithme RLS est donnée par :

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} e_i^2 \quad (1.14)$$

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} (d_i - \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}_i)^2 \quad (1.15)$$

Où  $\lambda$  est le facteur d'oubli, pour négliger les informations passées lointain qui n'ont pas un effet sur la mise à jour des coefficients du filtre.

$$\partial J_{EMQ} / \partial \mathbf{w} = 0$$

$$\frac{\partial J_{EMQ}}{\partial \mathbf{w}} = -2 \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_i [d_i - \mathbf{x}_i^T \mathbf{w}_n] = 0 \quad (1.16)$$

$$\frac{\partial J_{EMQ}}{\partial \mathbf{w}} = -2 [\sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_i d_i - \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T \mathbf{w}_n] = 0 \quad (1.17)$$

On pose :  $\mathbf{R}_n = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$  et  $\mathbf{P}_n = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_i d_i$

Où  $\mathbf{R}_n$  est la matrice d'autocorrélation court-terme, et le  $\mathbf{P}_n$  est la matrice d'inter-corrélation court-terme, alors l'équation (1.17) devient :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{P}_n \quad (1.18)$$

Alors la mise à jour des coefficients de filtre nécessite l'inverse de matrice d'autocorrélation de signal d'entrée. La complexité des calculs est de l'ordre  $L^3$  opérations arithmétiques par itération.

L'équation récursive de la matrice d'autocorrélation se calcule par :

$$\mathbf{R}_n = \lambda \mathbf{R}_{n-1} + \mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^T \quad (1.19)$$

Et pour la matrice d'inter-corrélation :

$$\mathbf{P}_n = \lambda \mathbf{P}_{n-1} + \mathbf{x}_n d_n \quad (1.20)$$

La mise à jour des coefficients de filtre récursive est donnée par :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} - c_n e_n \quad (1.21)$$

$$c_n = R_n^{-1} x_n \quad (1.22)$$

Où  $c_n$  est le gain de Kalman.

$$c_n = [c_{1,n}, c_{2,n}, \dots, c_{L,n}]$$

En appliquant à la matrice  $R_n$  le lemme d'inversion matricielle, on obtient

$$R_n^{-1} = \lambda^{-1} \left[ R_{n-1} - \frac{R_{n-1}^{-1} x_n x_n^T R_{n-1}^{-1}}{\lambda + x_n^T R_{n-1}^{-1} x_n} \right] \quad (1.23)$$

La complexité de cet algorithme est élevée ( $L^2$ ) par rapport au type de gradient stochastique, la description de l'algorithme est ci-dessous dans la table 1.3 :

Initialisation : $w_0 = k_0 = 0_L ; R_0^{-1} = \frac{1}{\mu^2} I ; \mu < 1 ;$
Variabes disponibles à l'instant n : $R_{n-1}, w_{n-1} ;$
Nouvelles informations : $x_n, d_n ;$
Gain de Kalman : $c_n = \frac{R_{n-1}^{-1} x_n}{\lambda + x_n^T R_{n-1}^{-1} x_n} ;$
Erreur de filtrage : $e_n = d_n - w_{n-1}^T x_n ;$
Adaptation du filtre : $w_n = w_{n-1} - c_n e_n ;$
Propagation de l'inverse de $R_n$ : $R_n^{-1} = \lambda^{-1} \left[ R_{n-1} - \frac{R_{n-1}^{-1} x_n x_n^T R_{n-1}^{-1}}{\lambda + x_n^T R_{n-1}^{-1} x_n} \right] ;$

**Table 1.3 :** L'algorithme RLS [5].

## 1.6.4 Algorithme des moindres carrés rapide

### a Algorithme Fast convergence NLMS (FNLMS)

Le problème des filtres adaptatifs est schématisé dans la figure (1.5), où  $x_n$  est le signal d'entrée et  $d_n$  est le signal désiré.

L'erreur de filtre adaptatif est donnée par :

$$e_n = y_n - w_n^T x_n \quad (1.24)$$

La mise à jour de filtre  $w_n$  est définie par :

$$w_n = w_{n-1} - c_n e_n \quad (1.25)$$

Avec  $\mathbf{c}_n$  est le vecteur de gain d'adaptation. Dans l'algorithme FTF [18], le gain d'adaptation pour (1.25) est :

$$\mathbf{c}_n = \gamma_n \tilde{\mathbf{c}}_n \quad (1.26)$$

Où  $\tilde{\mathbf{c}}_n$  est le gain de kalman dual, et  $\gamma_n$  est la variable de vraisemblance, ces deux variables sont obtenues par la propagation de deux vecteurs  $\mathbf{a}_n$  et  $\mathbf{b}_n$  qui sont la prédiction aller et retour respectivement [16,18] :

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{c}}_n \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{c}}_n \end{bmatrix} - \frac{\bar{e}_n}{\lambda \mathbf{a}_{n-1}} \begin{bmatrix} \mathbf{1} \\ -\mathbf{a}_{n-1} \end{bmatrix} + \frac{\bar{r}_n}{\lambda \mathbf{b}_{n-1}} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_{n-1} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (1.27)$$

Où  $\bar{e}_n$  et  $\bar{r}_n$  sont respectivement les erreurs de prédiction aller et retour, et  $a_n$  et  $b_n$  sont les variances des erreurs prédiction respectivement, la variable  $\gamma_n$  est donnée par :

$$\gamma_n = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{c}}_n^T \mathbf{x}_n} \quad (1.28)$$

L'algorithme de FTF est numériquement instable quand il est implémenté dans une arithmétique de précision finie, il y a plusieurs solutions pour la stabilisation avec des signaux stationnaires sont proposés dans la littérature, le taux de complexité de FTF stabilisé (SFTF) est 8L opérations par itération [16].

Dans [6] [7], les auteurs proposent de remplacer (1.27) par la relation simplifiée suivante :

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{c}}_n \\ \mathbf{c}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-e_n}{\lambda a_{n-1} + c_0} \\ \tilde{\mathbf{c}}_{n-1} \end{bmatrix} \quad (1.30)$$

On utilise seulement l'erreur de prédiction de signal d'entrée, notée  $e_n$  au lieu  $\bar{e}_n$  pour évaluer le gain de kalman dual où  $c_0$  est une petite constante positive pour éviter la division par des petites valeurs en absence du signal d'entrée, et la variance d'erreur de prédiction aller est évaluée par :

$$a_n = \lambda a_{n-1} + e_n^2 \quad (1.31)$$

L'erreur de prédiction dans (1.31) peut être calculée indépendamment du gain de Kalman par n'importe quel autre algorithme adaptatif. L'opération de prédiction qui donne  $e_n$  à partir de signal d'entrée  $\mathbf{x}_n$  est connue aussi par le filtre de décorrélation [19], cette technique est utilisée pour améliorer la rapidité de convergence de l'algorithme type NLMS.

Dans l'algorithme de FNLMS, l'erreur de prédiction est calculée par le modèle de premier ordre de prédiction :

$$e_n = x_n - ax_{n-1} \quad (1.32)$$

Avec  $a$  est le paramètre de prédiction, ce paramètre est fixé si nous possédons une information a priori sur le signal d'entrée  $x_n$ , pour le bruit blanc  $a=0$  et pour le bruit USASI le premier coefficient de prédiction  $a=0.925$ , généralement parlant le signal d'entrée varie dans le temps donc ses statistiques sont inconnues, alors le coefficient  $a$  doit être estimé à partir du signal d'entrée, on considère ce coefficient qui minimise la fonction de cout  $E\{e_n^2\}$  et en l'égalant avec le zéro la dérivé de cette fonction de cout,  $a$  est donné par :

$$a = \frac{E\{x_n x_{n-1}\}}{E\{x_{n-1}^2\}} = \frac{r_1}{r_0} \quad (1.33)$$

Où  $r_0$  et  $r_1$  sont respectivement la puissance de signal d'entrée et le premier coefficient de la fonction d'autocorrélation pour un signal d'entrée stationnaire, alors le coefficient de prédiction est décrit par :

$$a_n = \frac{r_{1,n}}{r_{0,n} + c_0} \quad (1.34)$$

Sachant que  $r_{1,n}$  et  $r_{0,n}$  sont estimés respectivement par :

$$r_{1,n} = \lambda_a r_{1,n-1} + x_n x_{n-1} \quad (1.35)$$

$$r_{0,n} = \lambda_a r_{0,n-1} + x_n^2 \quad (1.36)$$

Avec  $\lambda_a$  est le facteur d'oubli exponentiel, et  $c_0$  est une petite constante positive.

$\gamma_n$  est obtenue en exploitant certaines propriétés d'invariance par décalage du vecteur de signal d'entrée étendu à l'ordre  $L+1$  :

$$\mathbf{x}_{L+1,n}^T = [\mathbf{x}_{L,n}^T \quad x_{n-L}] \quad (1.37.a)$$

$$\mathbf{x}_{L+1,n}^T = [x_n \quad \mathbf{x}_{L,n-1}^T] \quad (1.37.b)$$

Par la multiplication de (1.37.a) par le premier membre de l'équation (1.30), et (1.37.b) par le deuxième membre de l'équation (1.30), nous donne l'égalité suivante :

$$\mathbf{x}_{L,n}^T \tilde{\mathbf{c}}_n + c_n x_{n-L} = \mathbf{x}_{L,n-1}^T \tilde{\mathbf{c}}_{n-1} - \frac{x_n e_n}{\lambda a_{n-1} + c_0} \quad (1.37)$$

En remplaçant  $\mathbf{x}_{L,n}^T \tilde{\mathbf{c}}_n$  par  $1 - \gamma_n$  dans (1.31), on obtient l'équation de mise à jour récursive pour  $\gamma_n$  :

$$\gamma_n^{-1} = \gamma_{n-1}^{-1} + c_n x_{n-L} + \frac{x_n e_n}{\lambda a_{n-1} + c_0} \quad (1.38)$$

L'équation (1.32) peut s'écrire par cette première méthode :

$$\gamma_n = \frac{\gamma_{n-1}}{1 + \gamma_{n-1} \delta_n} \quad (1.39)$$

$$\delta_n = c_n x_{n-L} + \frac{x_n e_n}{\lambda a_{n-1} + c_0} \quad (1.40)$$

Partie filtrage :

$$\mathbf{e}_n = \mathbf{d}_n - \mathbf{w}_{n-1}^T \mathbf{x}_n \quad (1.41)$$

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \mu \mathbf{e}_n \gamma_n \tilde{\mathbf{c}}_n \quad (1.42)$$

La complexité des calculs totale pour (1.35) est  $2L$  multiplications, l'algorithme de FNLMS est indiqué ci-dessous (table 1.4) :

**Initialisation:**

$$L = \text{taille}(\mathbf{h}); \mathbf{w}(0) = \tilde{\mathbf{c}}(0) = 0, \gamma(0) = 1, r_1(0) = 0, \alpha(0) = r_0(0) = E_0 = 1;$$

$$d(n) = y(n) + v(n);$$

Pour  $n = 1, 2 \dots$

**Partie prédiction :**

$$r_1(n) = \lambda_a r_1(n-1) + x(n)x(n-1); \quad r_0(n) = \lambda_a r_0(n-1) + x^2(n);$$

$$a(n) = \frac{r_1(n)}{r_0(n) + c_a}; \quad \varepsilon(n) = x(n) - a(n)x(n-1); \quad \alpha(n) = \lambda \alpha(n-1) + \varepsilon^2(n);$$

**Le gain d'adaptation:**

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{c}}(n) \\ c(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\varepsilon(n)}{\lambda \alpha(n-1) + c_0} \\ \tilde{\mathbf{c}}(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\delta(n) = c(n)x(n-L) + \frac{x(n)\varepsilon(n)}{\lambda \alpha(n-1) + c_0}; \quad \gamma(n) = \frac{\gamma(n-1)}{1 + \gamma(n-1)\delta(n)};$$

**Partie filtrage:**

$$\mathbf{e}(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{x}(n); \quad \mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mu \mathbf{e}(n) \gamma(n) \tilde{\mathbf{c}}(n)$$

**Table 1. 4:** L'algorithme FNLMS [8].

## **1.7 Conclusion**

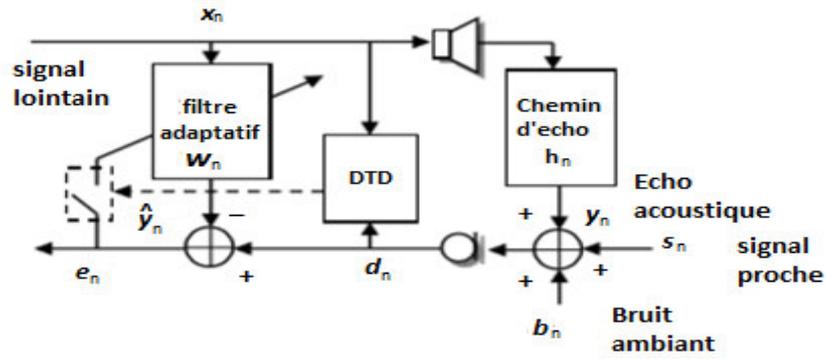
Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions sur la réponse impulsionnelle acoustique, le concept d'annulation d'écho acoustique, ensuite nous avons décrits quelques définitions sur les filtres adaptatifs que nous allons les utilisées dans les prochains chapitres.

## **2.1 Introduction**

L'un des principaux défis dans l'annulation d'écho acoustique est la situation de double parole (DT : Double-Talk), qui se produit lorsque les deux locuteurs lointain et proche parlent simultanément. Malheureusement, les coefficients du filtre adaptatif divergent rapidement dans cette situation, ce qui provoque une dégradation des performances du système d'AEC. Donc, un module de détection de double-parole est indispensable dans ce cas pour contrôler l'adaptation du filtre. Dans ce chapitre, nous présentons le problème de double-parole, ainsi que quelques méthodes de détection de double-parole (DTD), avec leurs critères d'évaluation.

## **2.2 Problème de double-parole**

Un problème majeur de l'AEC est que la performance du filtre adaptatif peut se dégrader aux périodes de double-parole, car il ne parvient pas à mettre à jour correctement ses coefficients, pour lesquels la parole est simultanément présentée à partir des deux extrémités d'une liaison de communication [11, 12]. Les méthodes de DTD ou détection de parole proche (NSD : Near-end Speech Detection) sont utilisés pour stopper la mise-à-jour de filtre adaptatif pendant la DT lorsque les conditions ne sont pas adaptées. Toutefois, pendant les intervalles de DT, le filtre adaptatif devrait continuer son rôle d'annulation d'écho acoustique, alors que ses coefficients ne sont pas mis-à-jour [13]. La Figure 2.1 montre un système d'AEC contrôlé par DTD.



**Figure 2.1.** Structure globale d'AEC avec la DTD [14].

La présence de parole du côté où l'adaptation est opérée peut causer une divergence du filtre adaptatif utilisé pour modéliser le chemin d'écho. Un système d'AEC robuste doit inclure un algorithme de détection des périodes de parole simultanée (DT) permettant de placer l'algorithme adaptatif en mode de gestion de la parole simultanée. Donc, une caractéristique importante d'un bon système d'AEC est son exécution pendant la double-parole dans une communication bidirectionnelle simultanée (full-duplex).

Dans le cas de double-parole, le signal de parole du locuteur proche est interprété par l'annuleur d'écho comme un bruit, qui est susceptible de provoquer un défaut de convergence du filtre adaptatif, le plus souvent même une divergence de celui-ci, conduisant à une annulation insuffisante de l'écho. Pour éviter cet inconvénient, la solution conventionnelle consiste, en cas de double-parole détectée, à figer les paramètres du filtre adaptatif pour éviter toute divergence de celui-ci.

Plusieurs méthodes de DTD ont été proposées dans la littérature, qui peuvent être classées comme suit : celles basées sur le niveau où l'algorithme de Geigel bien connu présenté dans [15] utilise une comparaison d'amplitude entre les signaux de parole lointain et proche, la méthode basée sur l'enveloppe du signal [16]; à base de cohérence [17]; de cross-corrélation (CC) ou à base de cross-corrélation normalisée (NCC) [18-19].

Typiquement, la DTD calcule une décision statistique  $\xi(n)$ , et la double-parole est déclarée si  $\xi(n)$  est inférieur à un certain seuil  $T$  [20]. La variable optimale de décision  $\xi(n)$  pour une DTD se comporte comme-suit :

- Si  $s(\mathbf{n}) = \mathbf{0}$  (double-parole n'est pas présente),  $\xi(\mathbf{n}) \leq T$ .
- Si  $s(\mathbf{n}) \neq \mathbf{0}$  (double-parole est présente),  $\xi(\mathbf{n}) > T$ .

Le contrôle du filtre adaptatif par DTD est défini comme-suit [21] :

$$\text{Contrôle} \begin{cases} \xi(\mathbf{n}) \leq T, & \text{adaptation } (\mu \neq \mathbf{0}) \\ \xi(\mathbf{n}) > T, & \text{non adaptation } (\mu = \mathbf{0}) \end{cases} \quad (2.1)$$

### 2.3 Algorithme de Geigel

La détection de double-parole a été développée pour l'utiliser dans la suppression d'écho dans les années 1950, et a été étudiée en détail dans les années 1960 [22]. Un algorithme simple et populaire nommé Geigel a été breveté par Geigel en 1977 [23]. Il détecte la présence de double-parole pour chaque itération du système d'AEC. L'algorithme de Geigel compare l'amplitude du signal proche  $s(\mathbf{n})$  avec l'amplitude maximale de  $x(\mathbf{n})$ , l'historique de longueur  $L$  du signal d'entrée  $x(\mathbf{n})$ . La variable de décision  $\xi_G(\mathbf{n})$  calculée par l'algorithme de Geigel est définie dans [24] par :

$$\xi_G(\mathbf{n}) = \frac{\max\{|x(\mathbf{n})|, \dots, |x(\mathbf{n}-L+1)|\}}{|d(\mathbf{n})|} \quad (2.2)$$

Les situations de DT sont indiquées si  $\xi_G \leq T_G$ , où  $T_G$  est un seuil positif. Cet algorithme est sensible au bruit aditif, il est généralement utilisé dans les applications de l'annulation d'écho hybride, pratiquement le seuil est pris égal à 0.5 si on assume que l'atténuation de l'écho est de 6dB.

### 2.4 Algorithme de cross-corrélation normalisée (NCC)

La méthode de cross-corrélation normalisée (NCC : Normalized Cross-Correlation) entre un vecteur  $x(\mathbf{n})$  et un scalaire  $d(\mathbf{n})$  proposée par Benesty [25] est définie comme suit :

On suppose que  $s(\mathbf{n}) = \mathbf{0}$  :

$$d(\mathbf{n}) = y(\mathbf{n}) + b(\mathbf{n})$$

$$\sigma_d^2(\mathbf{n}) = E[d^2(\mathbf{n})] = \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{xx}(\mathbf{n}) \mathbf{w} + \sigma_b^2(\mathbf{n}) \quad (2.3)$$

Où  $\mathbf{R}_{xx}(\mathbf{n}) = E[\mathbf{x}(\mathbf{n})\mathbf{x}^T(\mathbf{n})]$  et  $\mathbf{d}(\mathbf{n}) = \mathbf{x}^T(\mathbf{n})\mathbf{w} + \mathbf{b}(\mathbf{n})$

Alors :

$$\mathbf{P}_{xd}(\mathbf{n}) = \mathbf{R}_{xx}(\mathbf{n})\mathbf{w} \quad (2.4)$$

Donc l'équation (2.3) peut s'écrire :

$$\sigma_d^2(\mathbf{n}) = \mathbf{P}_{xd}^T(\mathbf{n})\mathbf{R}_{xx}^{-1}(\mathbf{n})\mathbf{P}_{xd}(\mathbf{n}) + \sigma_b^2(\mathbf{n}) \quad (2.5)$$

En général  $s(\mathbf{n}) \neq 0$  :

$$\sigma_d^2(\mathbf{n}) = \mathbf{P}_{xd}^T(\mathbf{n})\mathbf{R}_{xx}^{-1}(\mathbf{n})\mathbf{P}_{xd}(\mathbf{n}) + \sigma_b^2(\mathbf{n}) + \sigma_s^2(\mathbf{n}) \quad (2.6)$$

Si nous divisons l'Equation (2.5) par l'Equation (2.6) et prenons la racine carrée, nous obtenons la variable de décision :

$$\xi_{NCC}(\mathbf{n}) = \sqrt{\frac{\mathbf{P}_{xd}^T(\mathbf{n})(\sigma_d^2(\mathbf{n})\mathbf{R}_{xx}^{-1}(\mathbf{n}))\mathbf{P}_{xd}(\mathbf{n}) + \frac{\sigma_b^2(\mathbf{n})}{\sigma_d^2(\mathbf{n})}}{\sigma_d^2(\mathbf{n})}} = \|\mathbf{c}_{xd}(\mathbf{n})\|_2 \quad (2.7)$$

$$\mathbf{c}_{xd}(\mathbf{n}) = (\sigma_d^2(\mathbf{n})\mathbf{R}_{xx}^{-1}(\mathbf{n}))^{-\frac{1}{2}}\mathbf{P}_{xd}(\mathbf{n}) \quad (2.8)$$

Nous appellerons  $\mathbf{c}_{xd}(\mathbf{n})$  le vecteur de cross-corrélation normalisée entre  $x(\mathbf{n})$  et  $d(\mathbf{n})$ .

En remplaçant l'Equation (2.6) et l'Equation (2.5) dans l'Equation (2.7), nous trouvons que la variable de décision est :

$$\xi_{NCC}(\mathbf{n}) = \frac{\sqrt{\mathbf{P}_{xd}^T(\mathbf{n})\mathbf{R}_{xx}^{-1}(\mathbf{n})\mathbf{P}_{xd}(\mathbf{n}) + \sigma_b^2(\mathbf{n})}}{\sqrt{\mathbf{P}_{xd}^T(\mathbf{n})\mathbf{R}_{xx}^{-1}(\mathbf{n})\mathbf{P}_{xd}(\mathbf{n}) + \sigma_b^2(\mathbf{n}) + \sigma_s^2(\mathbf{n})}} \quad (2.9)$$

On peut déduire simplement pour  $s(\mathbf{n}) = 0$ ,  $\xi_{NCC}(\mathbf{n}) = 1$ , et pour  $s(\mathbf{n}) \neq 0$ ,

$$\xi_{NCC}(\mathbf{n}) < 1 .$$

La situation de DT est signalée si  $\xi_{NCC}(\mathbf{n}) < T_{NCC}$ , où  $T_{NCC}$  est un seuil positif de la méthode NCC.

La double-parole est aussi détectée à l'aide de cross-corrélation normalisée [18, 25], par le calcul de la variable de décision  $\xi_{MECC}(\mathbf{n})$  entre le signal de microphone et l'erreur MECC (Microphone Error Cross-Correlation) qui est définie par :

$$\xi_{NCC}(n) = 1 - \frac{\hat{r}_{ed}}{\hat{\sigma}_d^2} \quad (2.10)$$

Où  $r_{ed} = E[d(n)e(n)]$ , et  $\sigma_d^2$  est la variance de  $d(n)$ . Cette décision statistique est calculée en utilisant l'estimation de cross-corrélation  $\hat{r}_{ed}(n)$  et  $\hat{\sigma}_d^2(n)$  qui sont déterminées par les équations récursives suivantes :

$$\hat{r}_{ed}(n) = \lambda \hat{r}_{ed}(n-1) + (1-\lambda)e(n)d(n) \quad (2.11)$$

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\lambda)d(n)d(n) \quad (2.12)$$

Où  $\lambda$  est un facteur de pondération exponentiel ( $0.9 < \lambda < 1$ ).

La DT est déclarée si  $\xi_{MECC}(\mathbf{n}) < T_{MECC}$ , où  $T_{MECC}$  est un seuil positif dans la méthode NCC.

## 2.5 DTD basée sur la détection de l'enveloppe du signal

Un autre algorithme de DTD, destiné aux applications de l'AEC, est basé sur la détection de l'enveloppe du signal [16]. Une enveloppe est détectée pour chacun des trois signaux : lointain, du microphone, et l'écho estimé. Ensuite, une fonction de détection est déterminée en utilisant les enveloppes détectées, celle-ci est comparée avec un seuil. De plus, un seuil dynamique est introduit pour améliorer la précision de l'algorithme.

La Figure 2.2 montre le schéma global de cette méthode qui est basée sur une comparaison entre l'énergie du signal du microphone et celle du signal lointain, de manière similaire à l'algorithme de Geigel. Cependant, ce dernier est basé sur une comparaison des valeurs absolues, ce qui se traduit par une fonction de détection qui change rapidement. L'approche proposée est basée sur un calcul de l'enveloppe du signal au lieu des valeurs absolues. Dans l'algorithme DTD proposé, l'enveloppe  $v_x(n)$  est calculée à partir des valeurs absolues de  $x(n)$  échantillons, en utilisant la formule :

$$\xi(n) = \frac{v_d(n)}{v_x(n) + \gamma} \quad (2.13)$$



## 2.6.1 DTD Geigle avec FNLMS

Initialisation:

$$L = \text{taille}(\mathbf{h}); \mathbf{w}(0) = \tilde{\mathbf{c}}(0) = 0, \gamma(0) = 1, r_1(0) = 0, \alpha(0) = r_0(0) = E_0 = 1;$$

$$T=0.92;$$

$$d(n) = y(n) + v(n);$$

Pour  $n = 1, 2 \dots$

Partie prédiction :

$$r_1(n) = \lambda_a r_1(n-1) + x(n)x(n-1); \quad r_0(n) = \lambda_a r_0(n-1) + x^2(n);$$

$$a(n) = \frac{r_1(n)}{r_0(n) + c_a}; \quad \varepsilon(n) = x(n) - a(n)x(n-1); \quad \alpha(n) = \lambda\alpha(n-1) + \varepsilon^2(n);$$

Le gain d'adaptation:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{c}}(n) \\ c(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\varepsilon(n)}{\lambda\alpha(n-1) + c_0} \\ \tilde{\mathbf{c}}(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\delta(n) = c(n)x(n-L) + \frac{x(n)\varepsilon(n)}{\lambda\alpha(n-1) + c_0}; \quad \gamma(n) = \frac{\gamma(n-1)}{1 + \gamma(n-1)\delta(n)};$$

Partie filtrage:  $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)x(n)$

----- DTD de Geigel -----

seuil (n)=T;

calculer

$$\xi_G = \frac{\max\{|x(n)|, \dots, |x(n-L+1)|\}}{|d(n)|}$$

si  $\xi_G >$  seuil

$\mu = 1$ ; mettre à jour les coefficients des filtres.

Fin;

-----

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mu e(n)\gamma(n)\tilde{\mathbf{c}}(n)$$

**Table 2.1** : L'algorithme FNLMS avec la DTD de Geigel.

## 2.6.2 DTD NCC avec FNLMS

Initialisation:

$$L = \text{taille}(\mathbf{h}); \mathbf{w}(0) = \tilde{\mathbf{c}}(0) = 0, \gamma(0) = 1, r_1(0) = 0, \alpha(0) = r_0(0) = E_0 = 1;$$

$$T=0.92; \lambda = 0.95;$$

$$d(n) = y(n) + v(n);$$

Pour  $n = 1, 2 \dots$

Partie prédiction :

$$r_1(n) = \lambda_a r_1(n-1) + x(n)x(n-1); \quad r_0(n) = \lambda_a r_0(n-1) + x^2(n);$$

$$a(n) = \frac{r_1(n)}{r_0(n) + c_a}; \quad \varepsilon(n) = x(n) - a(n)x(n-1); \quad \alpha(n) = \lambda\alpha(n-1) + \varepsilon^2(n);$$

Le gain d'adaptation:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{c}}(n) \\ c(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\varepsilon(n)}{\lambda\alpha(n-1) + c_0} \\ \tilde{\mathbf{c}}(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\delta(n) = c(n)x(n-L) + \frac{x(n)\varepsilon(n)}{\lambda\alpha(n-1) + c_0}; \quad \gamma(n) = \frac{\gamma(n-1)}{1 + \gamma(n-1)\delta(n)};$$

Partie filtrage:  $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)x(n)$

-----NCC DTD-----

seuil (n)=T;

calculer

$$\hat{r}_{ed}(n) = \lambda \hat{r}_{ed}(n-1) + (1-\lambda)e(n)d(n);$$

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\lambda)d(n)d(n); \quad \xi_{NCC} = 1 - \frac{\hat{r}_{ed}}{\hat{\sigma}_d^2};$$

si  $\xi_{NCC} > \text{seuil}$

$\mu = 1$ ; mettre à jour les coefficients des filtres.

Fin ;

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mu e(n)\gamma(n)\tilde{\mathbf{c}}(n)$$

**Table 2.2** : L'algorithme FNLMS avec la DTD de NCC.

### 2.6.3 DTD basé sur la détection de l'enveloppe du signal avec FNLMS

Initialisation:

$$L = \text{taille}(\mathbf{h}); \mathbf{w}(0) = \tilde{\mathbf{c}}(0) = 0, \gamma(0) = 1, r_1(0) = 0, \alpha(0) = r_0(0) = E_0 = 1;$$

$$T=0.92; \alpha = 0.99; \gamma = 0.9;$$

$$d(n) = y(n) + v(n);$$

Pour  $n = 1, 2 \dots$

Partie prédiction :

$$r_1(n) = \lambda_a r_1(n-1) + x(n)x(n-1); \quad r_0(n) = \lambda_a r_0(n-1) + x^2(n);$$

$$a(n) = \frac{r_1(n)}{r_0(n) + c_a}; \quad \varepsilon(n) = x(n) - a(n)x(n-1); \quad \alpha(n) = \lambda\alpha(n-1) + \varepsilon^2(n);$$

Le gain d'adaptation:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{c}}(n) \\ c(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\varepsilon(n)}{\lambda\alpha(n-1) + c_0} \\ \tilde{\mathbf{c}}(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\delta(n) = c(n)x(n-L) + \frac{x(n)\varepsilon(n)}{\lambda\alpha(n-1) + c_0}; \quad \gamma(n) = \frac{\gamma(n-1)}{1 + \gamma(n-1)\delta(n)};$$

Partie filtrage:  $e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)x(n)$

-----DTD base sur la détection de l'enveloppe du signal-----

seuil (n)=T;

calculer

$$v_x(n) = \alpha v_x(n-1) + (1 - \alpha)|x(n)|$$

$$v_d(n) = \alpha v_d(n-1) + (1 - \alpha)|d(n)|; \quad \xi = \frac{v_d(n)}{v_x(n) + \gamma}$$

si  $\xi > \text{seuil}$

$\mu = 1$ ; mettre à jour les coefficients des filtres.

Fin ;

-----

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mu e(n)\gamma(n)\tilde{\mathbf{c}}(n)$$

**Table 2.3 :** L'algorithme FNLMS avec la DTD basé sur le signal enveloppe.

## **2.7 Conclusion**

Dans une conversation téléphonique full-duplex, la présence d'un autre signal en plus que le signal d'écho, perturbe la capacité de l'algorithme adaptatif à modéliser le chemin d'écho. Donc, le bruit ambiant et la parole du locuteur proche sont des sources de perturbation dans l'adaptation du filtre. Pour contrôler cette adaptation, nous faisons appel aux techniques de la DTD pour la bloquer durant les situations de DT afin d'éviter la divergence des coefficients du filtre.

Dans ce chapitre nous avons présenté l'AEC avec prise en compte de la double-parole, ainsi que les techniques de la DTD les plus utilisées. Dans le chapitre suivant nous présenterons les simulations de ces méthodes.

### 3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de simulation dans le contexte l'annulation d'écho acoustique avec le signal double parole, par les algorithmes du gradient stochastique normalisé (NLMS) et FAST\_NLMS, avec trois méthodes de détection : GEIGLE, NCC, et la DTD basée sur la détection de l'enveloppe du signal en utilisant un signal de parole comme un signal d'entrée. Puis nous allons faire une étude comparative entre les trois méthodes.

### 3.2 Description des signaux de tests

**Bruit** : signal stationnaire dont son spectre ressemble en moyenne au spectre de signal parole.

**Parole** : signal non stationnaire, obtenu par concaténation d'une voix féminine et d'une voix masculine dans la même séquence, échantillonnée à 16 KHz, et le signal double parole.

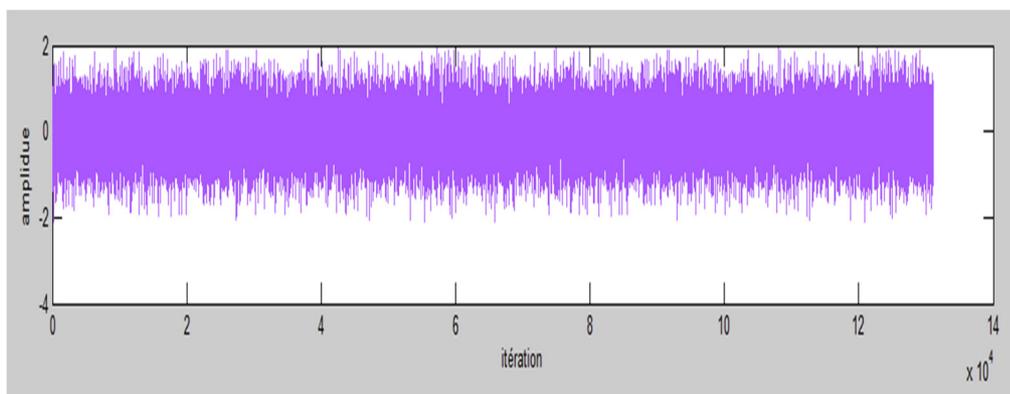
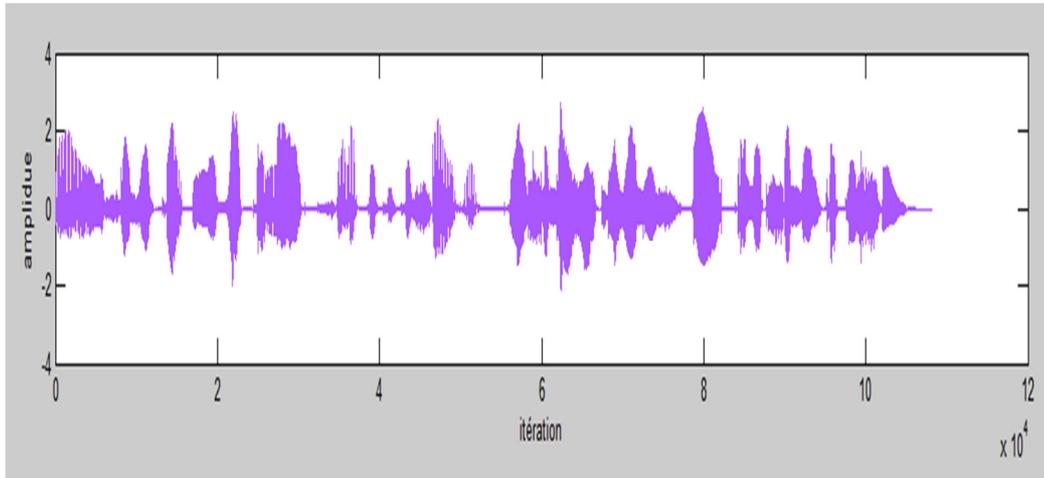
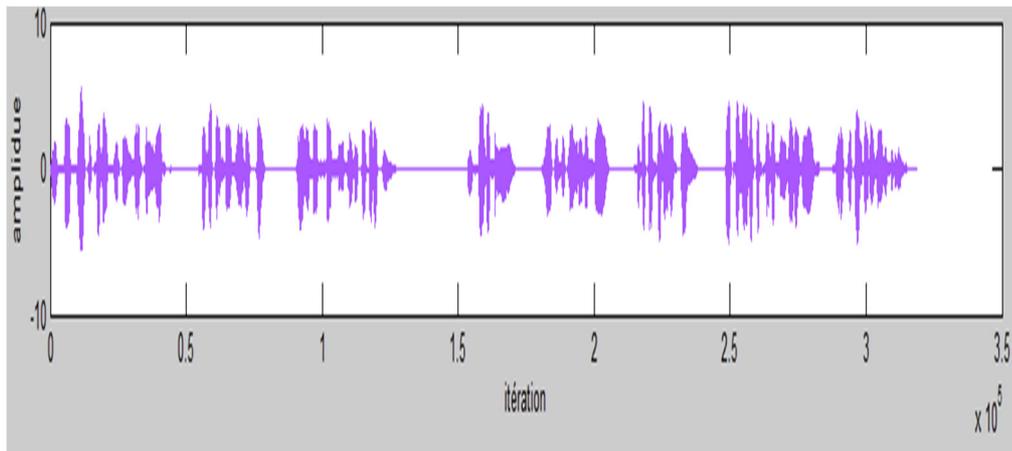


Figure 3.1 : signal d'entrée stationnaire.



**Figure 3.2** : signal d'entrée parole (signal lointain).



**Figure 3.3** : signal de la double parole (signal proche).

### 3.3 Description des critères de performance

L'erreur quadratique moyenne (EQM) est Le critère de performances le plus utilisés pour comparer les des algorithmes entre eux

Erreur MSE :

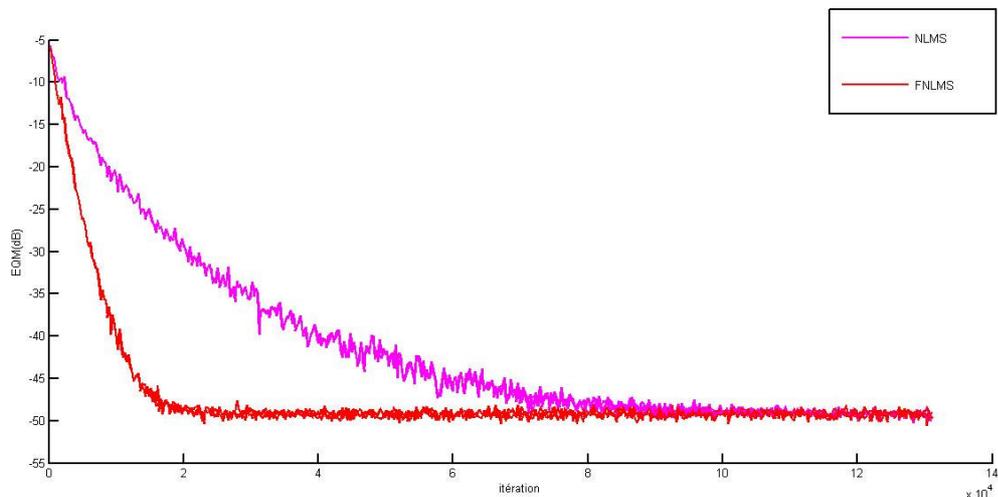
$$\text{MSE (dB)} = 10\log_{10} (\langle e^2(n) \rangle) \quad (3.1)$$

Par conséquent, les valeurs et le graphique de cette quantité seront essentiels pour évaluer la performance du filtre adaptatif. Si le système adaptatif fonctionne bien, après

le temps de convergence, la valeur de MSE doit être progressivement réduite à zéro (en cas d'absence d'un signal).

Nous avons ajouté un bruit blanc additif au signal désiré avec un rapport signal sur bruit (RSB, SNR) donnée pour voir le comportement des algorithmes.

Pour les valeurs de pas d'adaptation  $\mu$ , nous l'avons fixé à un pour donner la meilleure performance en vitesse de convergence.



**Figure 3.4** : signal d'entrée (USASI), de taille du filtre L=512, non bruité, NLMS et FNLMS.

Ce graphe représente l'erreur quadratique moyenne en fonction de nombre d'itérations avec les algorithmes NLMS et Fast-NLMS, on remarque que l'EQM dans le deuxième algorithme converge plus rapidement que le premier. Donc nous avons choisi le FAST-NLMS pour simuler les méthodes de la double parole.

### 3.4 Simulation des algorithmes

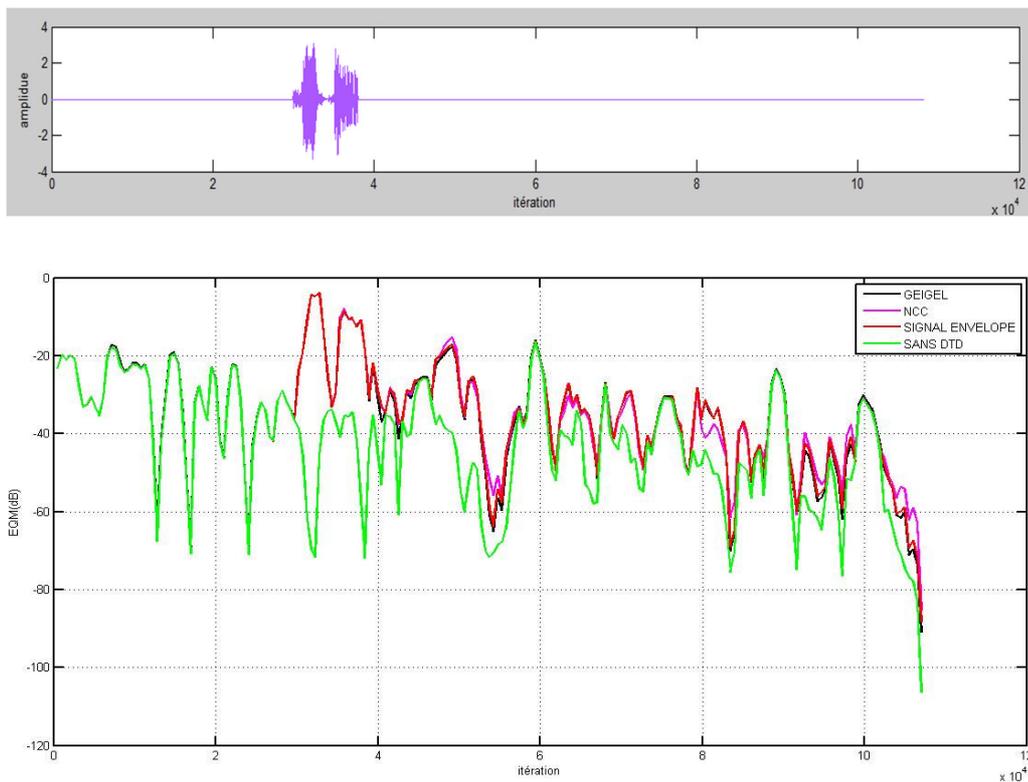
Les graphes suivants représentent l'erreur quadratique moyenne en fonction du nombre d'itération.

#### Algorithme FNLMS

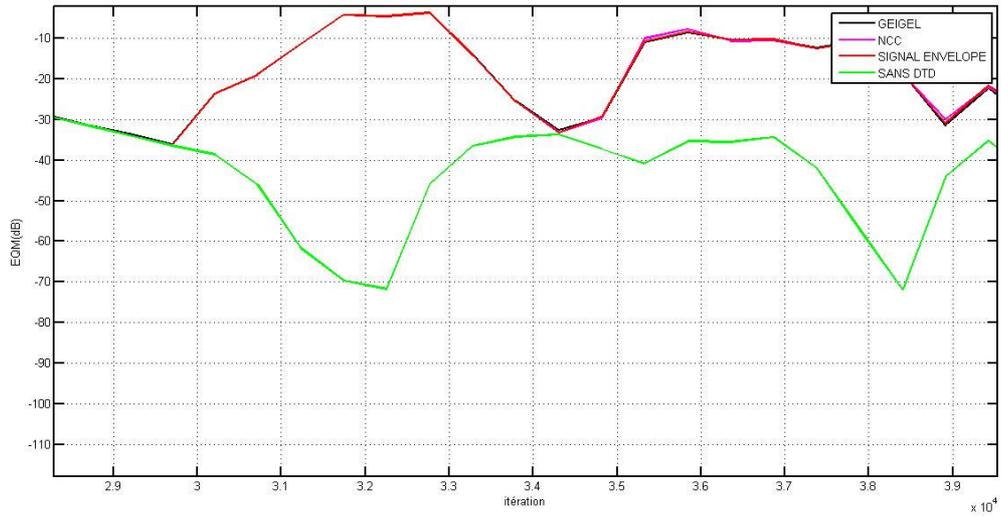
- Pour la méthode de Geigel :  $T_G = 0.8$ .
- Pour la méthode de NCC:  $T_{NCC} = 0.92$ ,  $\lambda = 0.95$ .
- Pour la méthode de DTD basée sur la détection de l'enveloppe du signal :  
 $T_{BSE} = 0.8$ ,  $\gamma = 0.9$ ,  $\alpha = 0.9$

#### a Signal d'entrée (parole) de taille de filtre L=256

- Sans bruit

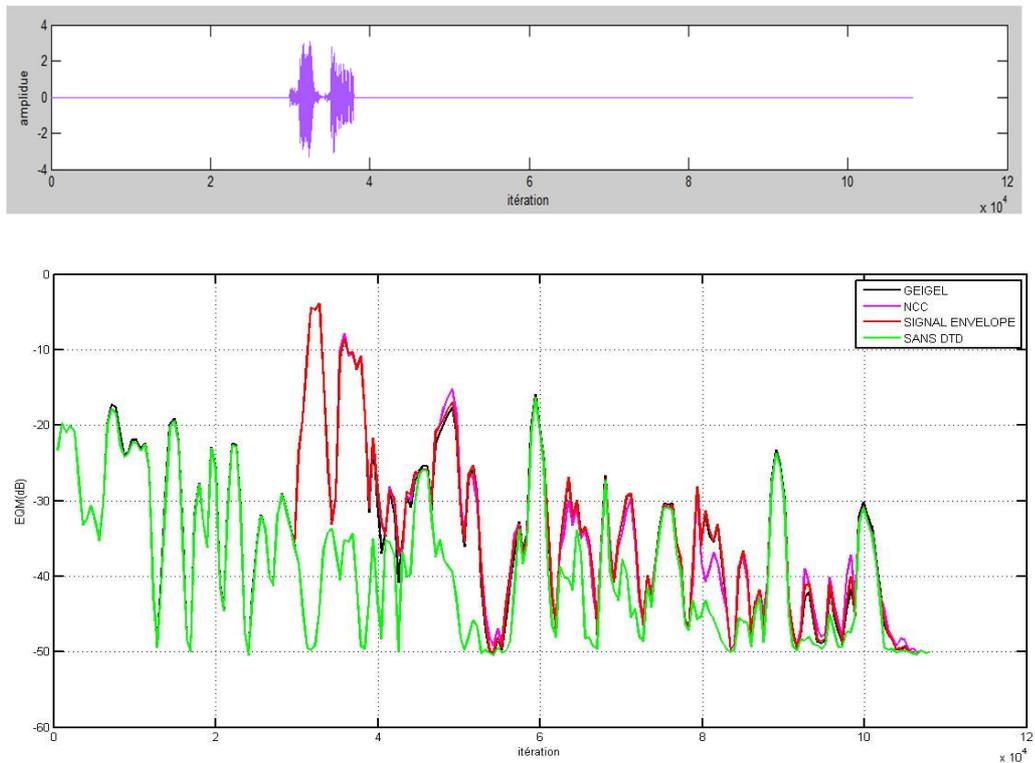


**Figure 3.5 :** signal d'entrée (parole), de taille du filtre L=256, non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.

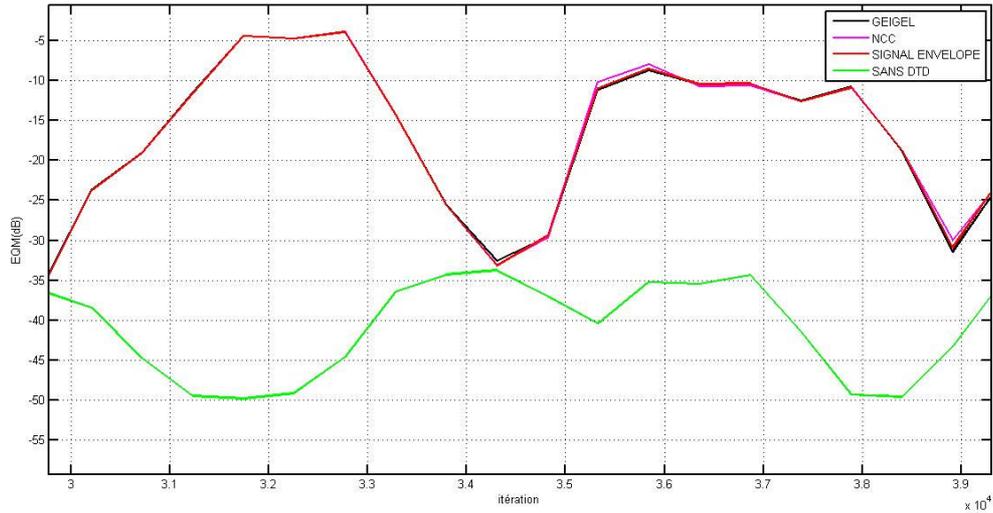


**Figure 3.6 :** signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=256$ , non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. *(Version zoomé dans la période de double parole).*

- Avec bruit



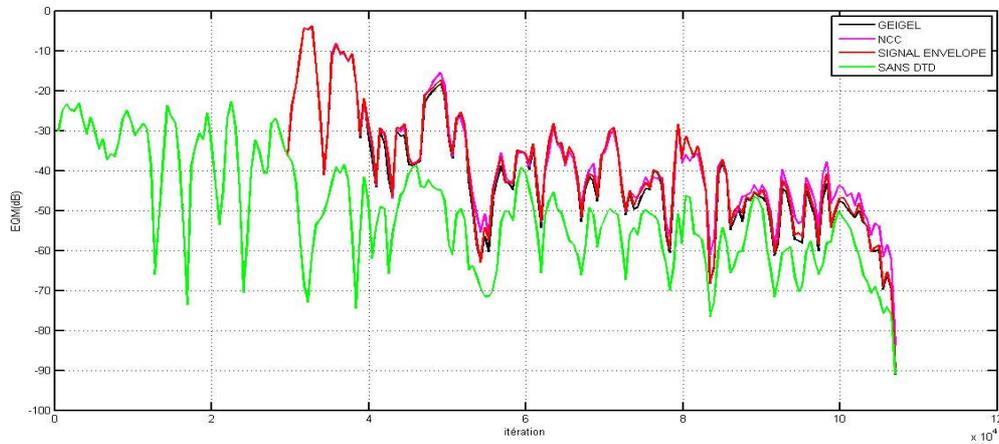
**Figure 3.7 :** signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=256$ , bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.



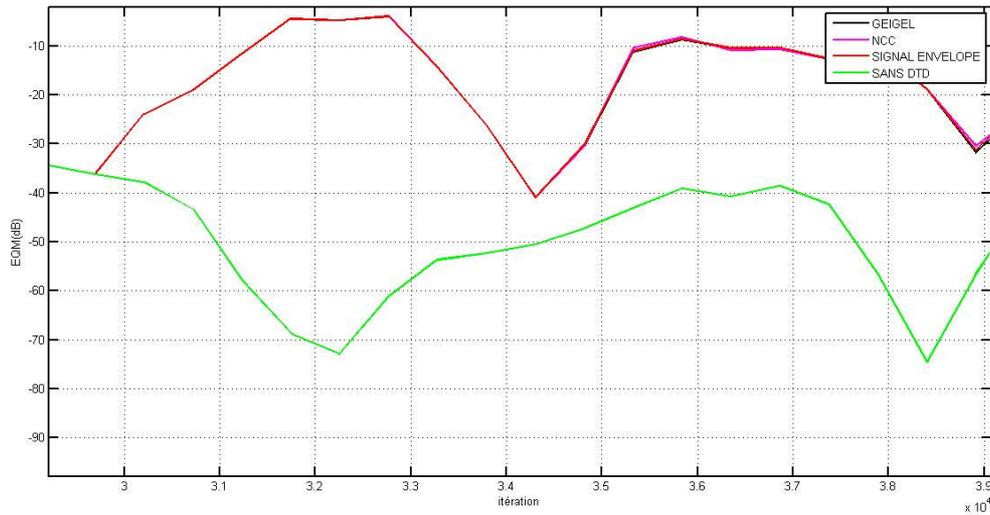
**Figure 3.8** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=256$ , bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. *(Version zoomé dans la période de double parole).*

**b Signal d'entrée (parole) de taille de filtre  $L=512$**

- Sans bruit

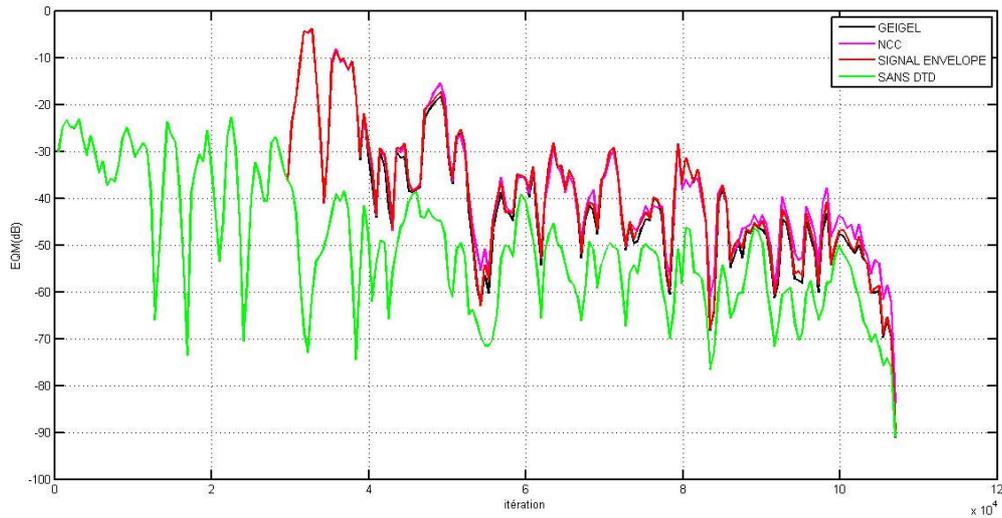
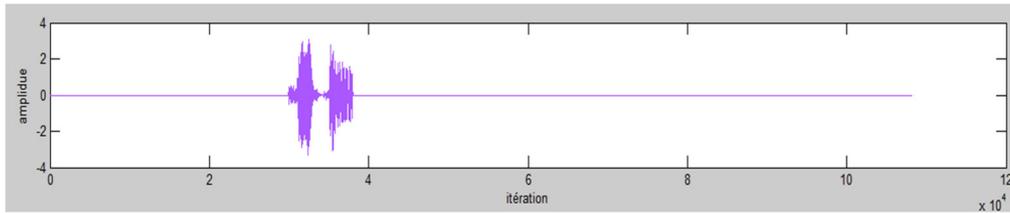


**Figure 3.9** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=512$ , non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.

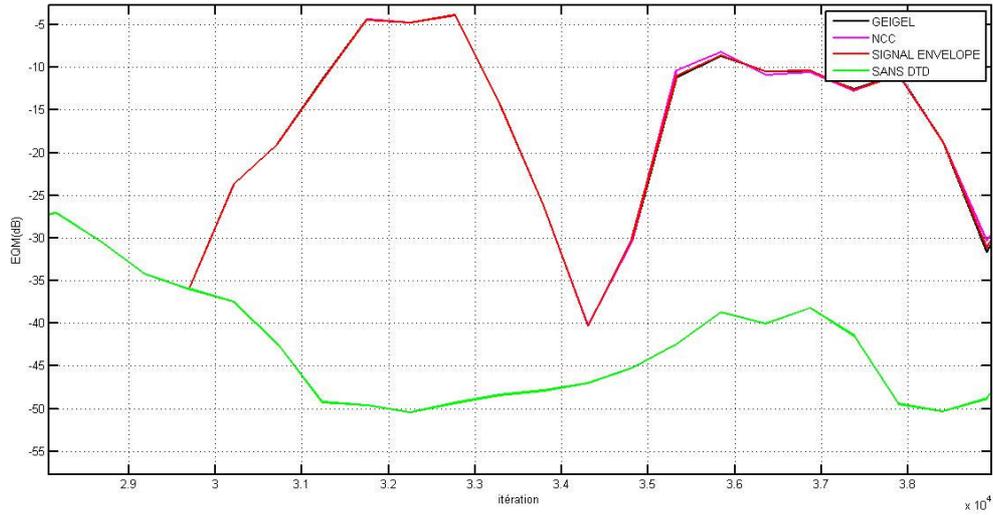


**Figure 3.10** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre L=512, non bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. *(Version zoomé dans la période de double parole).*

- Avec bruit



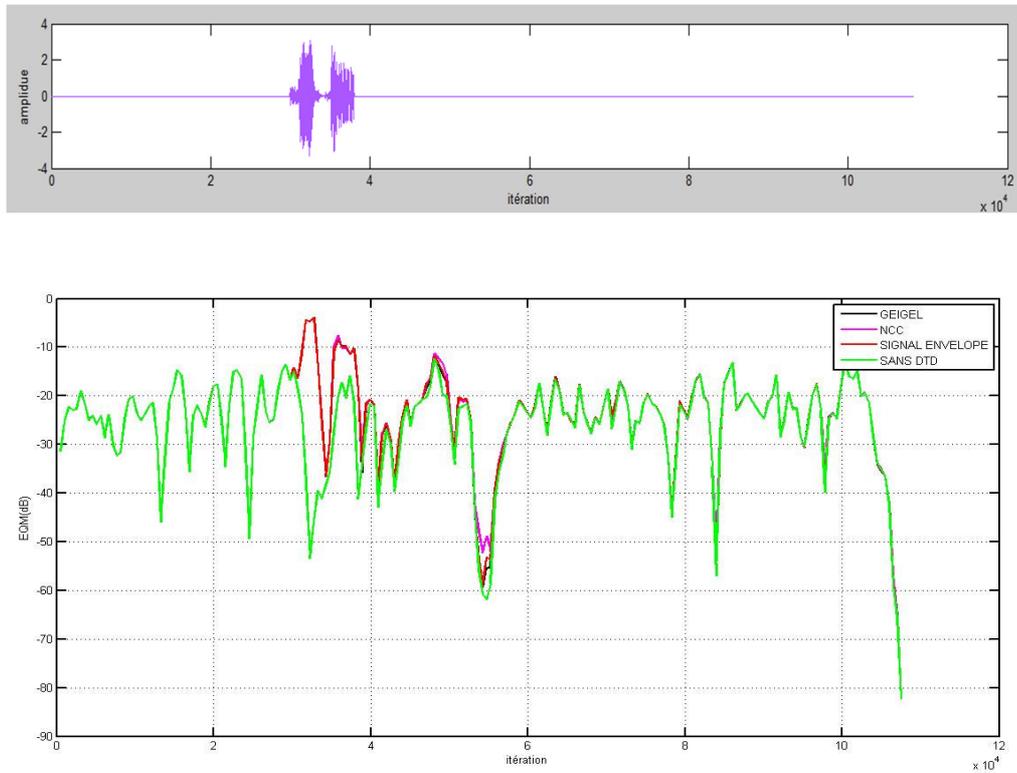
**Figure 3.11** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre L=512, bruité, FNLMS en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.



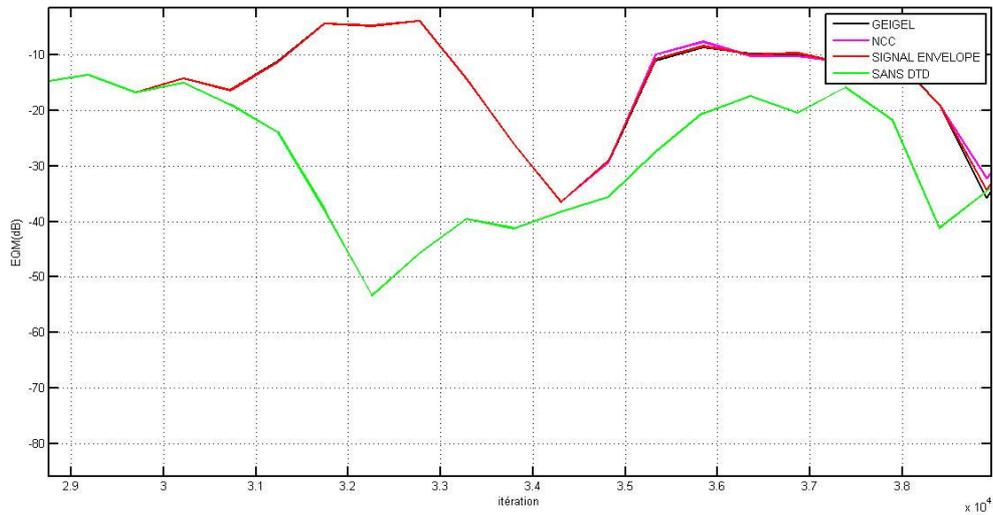
**Figure 3.12** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=512$ , bruité, FNLMs en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. (Version zoomé dans la période de double parole)

**c** Signal d'entrée (parole) de taille de filtre  $L=1024$

- Sans bruit

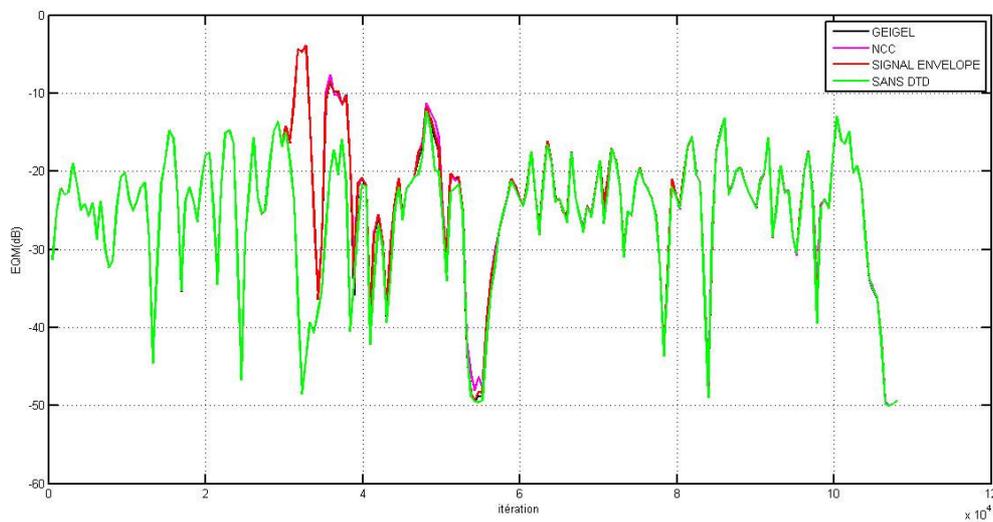


**Figure 3.13** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , non bruité, FNLMs en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.

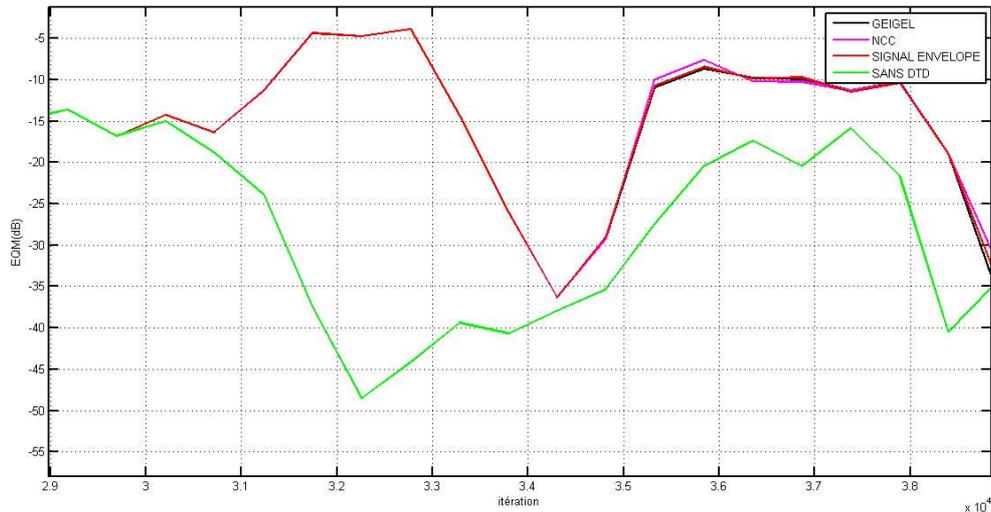


**Figure 3.14** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , non bruité, FNLMs en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. (Version zoomé dans la première de double parole).

- Avec bruit



**Figure 3.15** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , bruité, FNLMs en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC.



**Figure 3.16** : signal d'entrée (parole), de taille du filtre  $L=1024$ , bruité, FNLMs en utilisant la méthode DTD basé sur l'enveloppe du signal comparée aux méthodes de Geigel et NCC. *(Version zoomé dans la période de double parole).*

Les Figures 3.5 jusqu'à 3.16 montre la comparaison entre les différents signaux d'erreur utilisant l'AEC sans et avec les trois méthodes de DTD précédentes. On constate que l'intégration d'un algorithme de DTD améliore l'AEC et détecte la DT. Le signal d'erreur obtenue représente le signal de locuteur proche transmis vers le locuteur lointain. Les résultats de simulation montrent aussi que sans l'utilisant de la DTD le signal du locuteur proche est fortement détérioré. Par contre, l'ajout de la DTD améliore la qualité du signal avec quelques distorsions dues à la fausse déclaration de DT.

### **3.5 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons comparé le MSE des trois méthodes de DTD : Geigel, NCC, et DTD basé sur l'enveloppe du signal avec l'algorithmes adaptatif FAST-NLMS avec différent signaux d'entrée non-stationnaires (la parole). Nous avons présenté les résultats de simulations de ses algorithmes afin d'étudier ses performances en termes de l'erreur quadratique moyenne.

Les résultats des simulations démontrent une bonne performance et bonne détection pour les trois méthodes.

## Conclusion générale

---

La technologie de la communication mobile offre la mobilité et la flexibilité de communiquer indépendamment du lieu et du temps. Malheureusement, dans les conversations téléphoniques par les systèmes des communications mobiles la qualité de la parole est dégradée par la présence de l'écho acoustique et le bruit de l'environnement. Un système d'annulation d'écho acoustique est indispensable pour éliminer l'écho indésirable et améliorer l'intelligibilité dans la parole transmise vers les réseaux de communication.

Le problème de l'écho acoustique est dû au couplage acoustique entre le haut-parleur et le microphone d'un terminal mobile. L'annulation d'écho acoustique est une application typique d'un filtrage adaptatif qui est basée sur l'identification de chemin d'écho. Le filtrage adaptatif c'est la solution la plus adéquate afin de suivre la variation du canal acoustique d'une manière itérative, où les coefficients du filtre sont mis-à-jour par les algorithmes adaptatifs.

Les algorithmes de filtrage adaptatif à pas d'adaptation variable sont basés sur le contrôle du pas d'adaptation afin d'améliorer les performances et d'assurer un compromis entre la vitesse de convergence, l'erreur dans le régime permanent et la robustesse au bruit.

Malheureusement, la présence de la parole du locuteur proche durant l'annulation d'écho acoustique provoque une situation de double parole qui perturbe le fonctionnement de l'AEC par une divergence des coefficients du filtre adaptatif. Donc, le signal du locuteur proche est considéré comme une source de perturbation. Un module de détection de double parole est nécessaire pour déclarer la présence due à la parole de locuteur proche et bloquer l'adaptation des coefficients du filtre dans ces périodes.

Notre objectif est d'implémenter les trois méthodes de double parole dans l'algorithme adaptatif FNLMS et de faire une étude comparative entre les trois méthodes.

Notre mémoire est organisée en trois chapitres comme suit :

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

Le deuxième chapitre discute le problème de double-parole dans une application de l'AEC. Il expose un état de l'art sur les différentes méthodes utilisées pour la DTD, et l'implémentation de ses méthodes dans l'algorithme FNLMS.

Dans le troisième chapitre nous présentons des résultats de simulations qui comparent les performances des algorithmes adaptatifs des méthodes de DTD présentés dans les chapitres précédents, ces performances sont basées sur la vitesse de convergence et l'énergie de l'erreur quadratique moyenne.

Enfin, notre mémoire sera terminée par une conclusion générale.

## Bibliographie

---

- [1] Hamzé Alaeddine Application de la transformée en nombres entiers à la conception d'algorithmes de faible complexité pour l'annulation d'échos acoustiques.
- [2] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 3, Ed., New Jersey: Prentice Hall , 1996.
- [3] K. Murano, S. Unagami, and F. Amano, "Echo cancellation and applications," *IEEE Communications Magazine*, vol. 28, no. 1, pp. 49-55, 1990.
- [4] A. Uncini, *Fundamentals of adaptive signal processing*: Springer, 2015.
- [5] M. AREZKI, "Algorithmes adaptatifs évolués de filtrage," ENP, Alger, 2011.
- [6] A. Benallal and A. Benkrid, "A simplified FTF algorithm for adaptive filtering," *Signal processing* , pp. 904-917, 2007.
- [7] M. Arezki, A. Benallal, P. Meyrueis and D. Berkani , "A new algorithm with low complexity for adaptive filtering," *IAENG journal*, pp. 205-211, 2010 .
- [11] K. Mohanaprasad and P. Arulmozhivarman, "Wavelet based ICA using maximisation of non-Gaussianity for acoustic echo cancellation during double talk situation," *Applied Acoustics*, vol. 97, pp. 37-45, 2015.
- [12] A. Jain, S. Goel, K. Nathwani, and R. M. Hegde, "Robust acoustic echo cancellation using Kalman filter in double talk scenario," *Speech Communication*, vol. 70, pp. 65-75, 2015.
- [12] J. Gunther, "Learning echo paths during continuous double-talk using semi-blind source separation," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 20, no. 2, pp. 646-660, 2012.

- [14] M. Hamidia, M. Zaiani, N. Asbai, and A. Amrouche, "Impact of acoustic echo cancellation on speaker verification in mobile environment," in *the 2nd International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications, SIVA*, Guelma, Algeria, 2013, pp. 1-5.
- [15] D. L. Duttweiler, "A twelve-channel digital echo canceler," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 26, no. 5, pp. 647-653, 1978.
- [16] G. Szwoch, A. Czyżewski, and M. Kulesza, "A low complexity double-talk detector based on the signal envelope," *Signal Processing*, vol. 88, no. 11, pp. 2856-2862, 2008.
- [17] T. Gansler, M. Hansson, C.-J. Ivarsson, and G. Salomonsson, "A double-talk detector based on coherence," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 44, no. 11, pp. 1421-1427, 1996.
- [18] T. Gänsler and J. Benesty, "A frequency-domain double-talk detector based on a normalized cross-correlation vector," *Signal Processing*, vol. 81, no. 8, pp. 1783-1787, 2001.
- [19] T. Gänsler and J. Benesty, "The fast normalized cross-correlation double-talk detector," *Signal Processing*, vol. 86, no. 6, pp. 1124-1139, 2006.
- [20] C. Schüldt, F. Lindstrom, and I. Claesson, "A delay-based double-talk detector," *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 20, no. 6, pp. 1725-1733, 2012.
- [21] M. Hamidia and A. Amrouche, "A new structure for acoustic echo cancellation in double-talk scenario using auxiliary filter," in *14th International Workshop on Acoustic Signal Enhancement, IWAENC*, Juan-les-Pins, France, 2014, pp. 253-257.
- [22] R. Gould, "Echo suppression and time delay, a subjective evaluation," *IEEE Transactions on Communication Technology*, vol. 12, no. 3, pp. 74-82, 1964.
- [23] A. Geigel and R. LaMarche, "Common control digital echo suppressor," US Patent 4029912, 1977.
- [24] D. L. Duttweiler, "A twelve-channel digital echo canceler," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 26, no. 5, pp. 647-653, 1978.
- [25] J. Benesty, D. R. Morgan, and J. H. Cho, "A new class of doubletalk detectors based on cross-correlation," *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, vol. 8, no. 2, pp. 168-172, 2000.