

**UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA**

**Faculté des Sciences de l'Ingénieur**  
Département d'Electronique

## **MEMOIRE DE MAGISTER**

**Spécialité: Electronique**  
Option: Signaux et Systèmes

# IDENTIFICATION DES REPONSES IMPULSIONNELLES LONGUES PAR LES ALGORITHMES ADAPTATIFS DANS LES DOMAINES TEMPS ET FREQUENCE

Par

**ALLICHE Zoubida**

Devant le jury composé de

H.SALHI	Maître de Conférences, U. de Blida	Président
D.BERKANI	Professeur à l'ENP	Examineur
Z.BENSELAMA	Maître de Conférences, U. de Blida	Examineur
A.GUESSOUM	Professeur, U. de Blida	Rapporteur
F.YKHLEF	Maître de Conférences, U. de Blida	Co-Rapporteur

Blida, Avril 2012

## RESUME

Dans ce mémoire, nous nous proposons d'étudier des algorithmes adaptatifs dans les domaines temps /fréquence pour l'identification des réponses impulsionnelles longues.

De ce fait, nous nous sommes intéressés plus particulièrement, à un algorithme d'identification des réponses impulsionnelles longues reposant sur un découpage en blocs de ces dernières et s'appuyant sur la structure de convolution rapide en transformée de Fourier à court-terme, cet algorithme est dénommé GMDF « Algorithme généralisé à délai multiple ».

Nous avons procédé à une étude comparative entre deux algorithmes adaptatifs temporels (NLMS, RLS) ainsi qu'une deuxième comparaison entre l'algorithme adaptatif temporel NLMS avec l'algorithme adaptatif fréquentiel GMDF, et ceci dans le contexte d'annulation d'écho acoustique.

## **ABSTRACT**

This project is devoted to the study of adaptive algorithms in time and frequency domains for the purpose of identifying long impulse responses. This algorithm is known as "the generalized multidelay adaptive filter (GMDF), it is based on fast convolution structure using the short-time FOURIER TRANSFORM (FFT) and partitioning into blocks of the long impulse responses.

We conducted a comparative study between the two temporal adaptive algorithms (NLMS, RLS), and a second comparative study between the temporal adaptive algorithm (NLMS) and the frequency adaptive algorithm (GMDF) in the context of acoustic echo cancellation (AEC).

في هذه المذكرة نقترح دراسة الخوارزميات المتكيفة في نطاق الوقت / التردد لتحديد الأجوبة النبضية الطويلة.

في عملنا ركزنا بشكل خاص، على خوارزمية لتحديد الأجوبة النبضية الطويلة، استنادا على تقسيم هذه الأخيرة إلى قطع تستند إلى بنية التفاف سريع في تحويل فورييه على المدى القصير، وهذه الخوارزمية تسمى "الخوارزمية المعممة المتعددة الوقت GMDF".

قدمنا في عملنا هذا دراسة مقارنة بين خوارزميتين متوائمتين وقتيتين NLMS، RLS و دراسة مقارنة ثانية بين خوارزمية متوائمة ترددية GMDF و خوارزمية متوائمة وقتية NLMS في سياق إلغاء الصدى الصوتي.

## REMERCIEMENTS

Je remercie tout d'abord ALLAH EL KARIM qui sans sa bénédiction je ne serai jamais arrivée à réaliser ce travail.

Je remercie également Mr F.YKHLEF, maitre de conférences à l'université de BLIDA de m'avoir proposé ce sujet et de m'avoir initié à la recherche, tout en me guidant pour réaliser ce modeste travail.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et mes sincères remerciements à Monsieur A.GUESSOUM, professeur à l'université de BLIDA pour son aide déterminante et pour ses conseils précieux qui ont largement contribué dans l'avancement des travaux et l'amélioration de cette thèse.

Je remercie également Monsieur H. SALHI, monsieur D.BERKANI et monsieur Z.BENSELAMA d'avoir accepté d'examiner mon travail, et de m'avoir permis de l'améliorer grâce à leurs remarques et critiques.

Mes vifs remerciements à toute ma famille, à tous mes collègues de promotion, à tous mes amis, ainsi qu'à tous ceux qui m'ont encouragés et soutenu.

## TABLE DES MATIERES

**RESUME**

**REMERCIEMENTS**

**TABLE DES MATIERES**

**LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX**

<b>INTRODUCTION</b>	11
<b>1. GENERALITES SUR L'ACOUSTIQUE DES SALLES ET LA PRISE DE SONS</b>	14
1.1 Introduction	14
1.2 Le traitement acoustique des salles	14
1.3 Notion de canal acoustique	17
1.3.1 Exemple de canaux acoustique	18
1.3.2 L'émission	18
1.3.3 La réception	18
1.3.4 Le bouclage acoustique	19
1.4 La réverbération	19
1.4.1 Origine de la réverbération	20
1.4.2 Structure temporelle de la réverbération	21
1.4.3 Le temps de réverbération	22
1.5 La prise du son	23
1.6 Conclusion	24
<b>2. PRESENTATION DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION ADAPTATIVE TYPE GRADIENT, RLS</b>	25
2.1 Introduction	25
2.2 Présentation du problème	26
2.3 Présentation des algorithmes de base	31

2.3.1 Algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS	32
2.3.2 Algorithme des moindres carrés récurrents RLS	33
2.4 Conclusion	36
<b>3. PRESENTATION DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION</b>	<b>37</b>
<b>ADAPTATIVE TYPE BLMS, GMDF<sub>α</sub></b>	
3.1 Introduction	37
3.2 Algorithme BLMS	37
3.3 Algorithmes de filtrage adaptatif dans le domaine fréquentiel	39
3.3.1 Algorithme FBLMS	41
3.3.2 Algorithme MDF	46
3.3.3 Algorithme GMDF <sub>α</sub>	52
3.4 Implémentation de l'algorithme GMDF <sub>α</sub>	56
3.5 Conclusion	58
<b>4. ETUDE COMPARATIVE DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES</b>	<b>59</b>
<b>ADAPTATIFS DANS LES DOMAINES TEMPS ET FREQUENCE</b>	
4.1 Introduction	59
4.2 Principe général de l'annulation d'écho acoustique	59
4.3 Description des canaux de couplage acoustique	60
4.4 Description des signaux de tests	62
4.5 Influence des paramètres $L$ , $\lambda$ sur les algorithmes NLMS, RLS	64
4.6 Comparaison les performances des algorithmes RLS et NLMS	69
4.7 Comparaison des performances des algorithmes GMDF et NLMS	72
4.8 Comparaison des performances des algorithmes GMDF et NLMS pour des tailles des filtres longues	81
4.9 Conclusion	87
<b>CONCLUSION</b>	<b>89</b>
<b>LISTE D'ABREVIATIONS</b>	<b>91</b>
<b>ANNEXE A</b>	<b>92</b>
<b>REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES</b>	<b>104</b>

## LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1	Réponses impulsionnelles de canaux de couplage acoustiques.	19
Figure 1.2	Les multiples trajectoires du son entre une source sonore et l'auditeur.	20
Figure 1.3	Echogramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle.	22
Figure 1.4	Trajets acoustiques entre sources et récepteurs.	23
Figure 2.1	Système d'audio- conférence.	26
Figure 2.2	Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique.	27
Figure 2.3	Principe de base d'un filtre adaptatif appliqué à l'annulation d'écho acoustique.	30
Figure 2.4	Schéma du modèle de filtre transverse.	31
Figure 3.1	Configuration générale d'un algorithme de filtrage adaptatif dans le domaine fréquentiel	41
Figure 3.2	Organigramme structurel de l'algorithme FBLMS	46
Figure 3.3	Organigramme de la convolution rapide et segmentation	50
Figure 3.4	Organigramme structurel de l'algorithme $GMDF_{\alpha}$	55
Figure 4.1	Modèle de terminal audio avec écho acoustique	60
Figure 4.2	Réponses impulsionnelles de canaux de couplage acoustiques	61
Figure 4.3	Bruit Blanc	62
Figure 4.4	Bruit USASI	63
Figure 4.5	Signal de parole fréquence d'échantillonnage 16KHz	63



Figure 4.6	Convergence du NLMS pour $L = 256$ , $L = 512$ , Signal d'entrée bruit blanc.	65
Figure 4.7	Convergence du NLMS pour $L = 256$ , $L = 512$ , Signal d'entrée bruit USASI.	66
Figure 4.8	Convergence du RLS pour $L = 256$ , $L = 512$ , Signal d'entrée bruit blanc.	67
Figure 4.9	Convergence du RLS pour $L = 256$ , $L = 512$ , Signal d'entrée bruit USASI.	68
Figure 4.10	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, RLS $L = 256$ , $\mu = 0.6$ , $\lambda = 0.9987$ , bruit blanc.	70
Figure 4.11	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, RLS $L = 256$ , $\mu = 0.6$ , $\lambda = 0.9987$ , bruit USASI.	71
Figure 4.12	Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, RLS $L = 256$ , $\mu = 0.6$ , $\lambda = 0.9987$ , signal parole.	71
Figure 4.13	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 1$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (4) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=1024$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse [A].	74
Figure 4.14	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 1$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (4) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=1024$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse [A].	75
Figure 4.15	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=1024$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Signal de parole, réponse [A].	75
Figure 4.16	Influence du pas d'adaptation sur la convergence du $\text{GMDF}_\alpha$ : $\mu=0.06$ , (2) : $\mu=0.15$ , (3) : $\mu=0.3$ , (4) : $\mu=0.6$ , $L=1024$ , $\alpha = 4$ , $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse [A].	76
Figure 4.17	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=1024$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [B].	79

Figure 4.18	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=1024$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse impulsionnelle [B].	79
Figure 4.19	Comparaison des performances des algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ , (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=1024$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Signal de parole, réponse impulsionnelle [B].	80
Figure 4.20	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=4096$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [A].	81
Figure 4.21	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=8192$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [A].	82
Figure 4. 22	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=4096$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse impulsionnelle [A].	82
Figure 4. 23	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=8192$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse impulsionnelle [A].	83
Figure 4. 24	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=4096$ , $\mu=0.15$ , $\lambda=0.92$ , Signal de parole, réponse impulsionnelle [A].	83
Figure 4. 25	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=4096$ , $\mu=0.6$ , $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [B]	84

Figure 4. 26	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=8192$ , $\mu =0.6$ , $\lambda =0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [B]	85
Figure 4. 27	Comparaison des performances des algorithmes : (1) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=4096$ , $\mu =0.6$ , $\lambda =0.65$ , Bruit USASI, réponse impulsionnelle [B]	85
Figure 4. 28	Comparaison des performances des algorithmes : (2) : NLMS, (2) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 2$ , (3) : $\text{GMDF}_\alpha$ pour $\alpha = 4$ , $L=8192$ , $\mu =0.6$ , $\lambda =0.65$ , Bruit USASI, réponse impulsionnelle [B]	86
Tableau 2.1	Algorithme LMS	32
Tableau 2.2	Algorithme NLMS	33
Tableau 2.3	Algorithme RLS	36
Tableau 4.1	Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme NLMS, $\mu =0.6$ , Signal d'entrée : Bruit Blanc, Bruit USASI	65
Tableau 4.2	Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme RLS, Signal d'entrée : Bruit Blanc, Bruit USASI	67
Tableau 4.3	Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS, Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [A]	72
Tableau 4.4	Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS, Bruit USASI, réponse impulsionnelle [A]	73
Tableau 4.5	Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS, Signal de parole, réponse impulsionnelle [A]	73
Tableau 4.6	Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS, Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [B]	77
Tableau 4.7	Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS, Bruit USASI, réponse impulsionnelle [B]	77
Tableau 4.8	Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS, Signal de parole, réponse impulsionnelle [B]	78

## INTRODUCTION

Le téléphone et les réseaux informatiques sont les moyens de communication essentiels dans les télécommunications à longue distance. Dans le système téléphonique classique, le message parlé est capté par le combiné puis transmis au locuteur lointain. Le combiné téléphonique et le canal acoustique sont les seuls responsables de la qualité de la communication. Le phénomène d'écho électrique qui peut apparaître dans ce système est la conséquence de la réflexion d'une partie du signal émis en un point où l'adaptation n'est pas parfaite. Ce phénomène d'écho devient très gênant pour les liaisons téléphoniques à grande distance « communication par satellite » [1].

Certains nouveaux services de télécommunications amènent à considérer le milieu acoustique (salle, cabine téléphonique, habitacle de voiture...) comme faisant part entière 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 téléconférence (audio et visioconférence).

Des nouveaux problèmes sont apparus jusqu'alors négligeables ou inexistantes grâce à la prise de son rapprochée dans le système téléphonique classique [1]. La réverbération, le bruit acoustique, et le phénomène d'écho acoustique.

Un traitement spécifique à la prise de son est nécessaire pour faire face à ces problèmes : déréverbération, débruitage de la parole et annulation d'écho acoustique. Ils peuvent être ramenés à l'identification du canal.

L'objectif est de minimiser pour l'utilisateur la puissance des signaux perturbateurs (réverbération, bruit) sans dégrader le signal utile (parole).

Dans notre étude on ne s'intéresse qu'à l'annulation d'écho acoustique. Pour réaliser efficacement cette identification, on doit prendre en compte les propriétés particulières des canaux acoustiques [1],[2]et des signaux traités.

L'annulation d'écho acoustique est un problème qui se pose dans un grand nombre d'applications (téléphonie main libre ,téléconférence ,...).Les difficultés essentielles rencontrées sont d'une part liées à la durée des réponses impulsionnelles des canaux acoustiques à identifier et d'autre part à la nature des signaux à traiter.

L'identification de réponses impulsionnelles longues en temps réel, à faible coût est d'un intérêt certain dans de nombreux domaines. En plus des avancées théoriques engendrées, la résolution de ce problème est fondamentale dans des applications telles que l'annulation d'échos acoustiques ou l'égalisation de canaux à grands retards de propagation.

L'utilisation d'algorithmes adaptatifs en fréquence permet, d'une part de réduire de façon significative la charge de calcul au moyen de l'algorithme rapide de transformée de Fourier discrète (FFT), et d'améliorer la vitesse de convergence d'autre part (orthogonalité de la transformée de Fourier).

Dans notre présent mémoire, on s'intéresse à l'annulation d'écho acoustique par les algorithmes d'identification adaptative dans le domaine temps et fréquence. Pour cela, ce mémoire sera présenté comme suit :

Le premier chapitre de cette thèse, nous présentons d'une manière générale la prise et la restitution du son dans les salles de téléconférence ainsi que quelques définitions de canaux acoustiques.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les grandes familles d'algorithmes adaptatifs de base à savoir, les algorithmes du gradient stochastique (LMS et NLMS), l'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS).

Dans le troisième chapitre nous introduisons une famille d'algorithmes adaptatifs exploitant le schéma de convolution rapide par blocs en fréquence, après on déduit de cette démarche l'algorithme dénommé Generalized Multi-Delay Frequency- Domain Adaptive Filter «GMDF».

Le quatrième chapitre concerne l'étude comparative entre les performances des algorithmes adaptatifs dans le domaine temporel présentés dans le chapitre précédent et celles des algorithmes adaptatifs dans le domaine fréquentiel. Ces performances adaptatives sont exprimées en terme de vitesse de convergence, d'erreur résiduelle et en terme de complexité de calcul.

Enfin, notre mémoire sera terminé par une conclusion générale

# CHAPITRE 1

## GENERALITES SUR L'ACOUSTIQUE DES SALLES ET LA PRISE DE SONS

### 1.1 Introduction

Dans une salle de téléconférence, un système de prise de sons doit capter principalement le son provenant du locuteur ainsi que le bruit ambiant de salle. Ce bruit ambiant, qui peut être une discussion en aparté entre deux personnes ou bien encore un bruit de climatisation...., permet de restituer dans la salle où le son est diffusé, l'ambiance sonore de la salle où est effectuée la prise du son. Afin de restituer le son, plusieurs choix technologiques doivent être faits (concernant le nombre de canaux de transmission, de haut-parleurs et de micros...). Ces choix dépendent de l'application et ils ont des conséquences sur la structure de l'annuleur d'écho et sur ses performances. Etant donnée que ce travail s'inscrit dans le domaine de l'acoustique, il est utile de donner quelques notions sur l'acoustique des salles et la prise de sons.

### 1.2 Le traitement acoustique des salles

Ce traitement consiste à obtenir le temps de réverbération optimal en fonction du volume de la salle, de son utilisation et ce d'une façon régulière pour toute la plage des fréquences.

On cherche également à rendre homogène le champ acoustique en modifiant l'architecture de la salle, par exemple en prévoyant [3] :

- des murs non parallèles, si c'est possible ;
- des surfaces diffusantes, constituées par des motifs polycylindriques ou par des calottes sphériques imbriquées ;
- des matériaux acoustiques de revêtement alternés ayant un coefficient d'absorption très différent, créant une dispersion due à l'effet de bord.

Pour obtenir le temps de réverbération optimal, on utilise trois types des matériaux [3].

- **Matériaux poreux** : ils sont constitués essentiellement de petites cavités pleines d'air et communiquant entre elles .l'absorption s'effectue par dissipation d'énergie dans ces cavités .Puisqu'elles sont très petites, elles ne sont efficaces que pour les faibles longueurs d'ondes, c'est-à-dire pour les fréquences élevées. Ils sont peu efficaces pour les graves, meilleurs dans le médium et intéressants dans l'aigu. Les principaux sont : la laine minérale, la laine de verre, la mousse de polyuréthane,....
- **Diaphragmes** : ce sont le plus souvent des panneaux de contreplaqué ou d'isorel dur placés à une certaine distance des murs et fixés sur des cadres en bois.  
 Sous l'effet des ondes sonores, le panneau entre en vibration, il est amorti par l'air emprisonné et il absorbe ainsi un pourcentage de l'énergie incidente. Etant donné leurs dimensions, ces panneaux absorbent surtout les graves jusqu'à 500 Hz.
- **Résonateurs** : ils sont constitués par des panneaux perforés ou à fentes recouvrant des matériaux absorbants. Leur fréquence de résonance est située au hasard d'une façon aléatoire. Les principaux sont :le staff perforé commercial sur laine de verre,le métal déployé perforé à 20%sur 30mm de laine minérale,le bloc de polystyrène expansé avec perforations sur 50mm de laine minérale,le plâtre perforé irrégulièrement sur 13mm de laine minérale. On obtient ainsi un coefficient d'absorption régulier pour toute la plage des fréquences.

En combinant les trois groupes fondamentaux, on ajuste le temps de réverbération à sa valeur optimale et ce pour tout le spectre des fréquences.

Le choix effectué et les surfaces nécessaires calculées, on détermine les emplacements des différents matériaux selon l'expérience acquise et en suivant les règles générales suivantes [3]:



- mélanger autant que possible les différents matériaux pour éviter les différences d'ambiance trop marquées selon l'emplacement dans le local,
- éviter deux surfaces réfléchissantes parallèles et vis-à-vis qui peuvent créer un écho rapide et déformant,
- Placer les diaphragmes en soubassement, car ils sont plus solides et plus lourds que les matériaux poreux,
- morceler les revêtements pour les rendre plus efficaces, 10 m<sup>2</sup> en un seul panneau absorbant sont moins actifs que dix panneaux de 1 m<sup>2</sup>.

Ne pas oublier que la surface occupée par des spectateurs assis sur des sièges rembourrés constitue un excellent matériau absorbant pour toutes les fréquences.

Pour calculer la surface de chacun des matériaux en fonction du temps de réverbération désiré et du volume de la salle, on opère de la façon suivante [3] :

$$\text{Formule de Sabine : } T_r = \frac{0.16V}{A} \quad (1.1)$$

$T_r$ =temps de réverbération, en secondes ;

$V$ =volume de la salle, en m<sup>3</sup> ;

$A$ =nombre d'unités d'absorption nécessaire, appelées Sabine, ou « mètres carrés de fenêtre ouverte », ou aire d'absorption équivalente. Une unité d'absorption  $A$  est l'équivalent d'un m<sup>2</sup> de matériau totalement absorbant.

L'ensemble des parois de la salle, d'une surface  $S$ , doit avoir un coefficient d'absorption moyen  $\alpha$ , tel que  $A = S\alpha$ .

Exemple : soit une salle de concert pour 1500 auditeurs ayant un volume de  $11400 \text{ m}^3$ . Cette salle est constituée de la façon suivante [3] :

Matériau	Surface ( $\text{m}^2$ )	Coefficient 'absorption	(unité Sabine)(A)
Plâtre	2200	0.033	73
Verre	17	0.027	0.5
Bois	235	0.061	14.4
Tentures	80	0.25	20
Spectateurs	1500	0.44	660
Orchestre	80	0.44	35.2
<b>Total</b>			<b>803.1</b>

$$\text{d'où } T_r = \frac{0.16V}{A} = \frac{0.16 \times 11400}{803,1} = 2.27 \text{ s}$$

C'est une salle peu traitée où ce sont les spectateurs qui procurent le temps de réverbération, un peu trop élevé. Si la salle est à moitié vide  $T_r$  devient : 3,86 s, ce qui beaucoup trop pour une salle de concert. Son propriétaire devrait envisager de recouvrir le plafond de plâtre avec des dalles perforées formant résonateur. Le temps de réverbération devient alors : plafond  $2200 \text{ m}^2 \times 0.4$  moyen = 880 unités Sabine, soit au total 1610 A et un temps de réverbération salle pleine de 1,13 s et, avec une salle à moitié pleine, de 1,43s, ce qui est satisfaisant.

### 1.3 Notion de canal acoustique

On peut considérer, sous les hypothèses de variations temporelles faibles de la pression atmosphérique et de la température, que le signal sonore est transmis de l'émetteur au récepteur par un canal acoustique.

Le canal acoustique se comporte, en considérant des approximations physiques du premier ordre, comme un système linéaire et invariant dans le temps.

La représentation du canal acoustique par sa réponse impulsionnelle  $h(t)$  est telle que [4]:

$$y(t) = \int_{\tau=0}^{\infty} h(\tau) x(t-\tau) d\tau \quad (1.2)$$

Dans cette expression,  $x(t)$  représente la pression à la source émettrice et  $y(t)$ , la pression au récepteur.

$h(t)$  est fonction de la géométrie de la salle, des matériaux des murs et des obstacles, de la position de la source et de son étendue, de son diagramme de rayonnement (ou sa directivité), de la position et du diagramme de directivité du récepteur.

### 1.3.1 Exemple de canaux acoustique

Dans le service de téléconférence, chaque salle a ses propres caractéristiques acoustiques, celles-ci dépendent non seulement de la salle, mais aussi du système de prise et de restitution du son qui est installé. Afin de décrire les performances du système complet, salle et système de sonorisation, on distingue trois types de canaux acoustiques et qui sont : l'émission, la réception et le bouclage [4].

### 1.3.2 L'émission

Le canal acoustique de l'émission décrit la transformation du signal entre son point d'émission, c'est-à-dire la bouche du locuteur et le point sur la ligne juste avant la transmission.

Donc, dans une salle il y a autant de canaux acoustiques d'émission qu'il y a de locuteurs. Pour les mesurer, le locuteur peut être simulé par un petit haut-parleur.

### 1.3.3 La réception

Le canal acoustique de la réception transforme le signal issu du haut-parleur en un signal reçu à l'oreille d'un auditeur, simulé par un microphone.

### 1.3.4 Le bouclage acoustique

Le canal acoustique de bouclage représente la transformation du signal diffusé par le haut-parleur et capté de nouveau par les microphones du système de prise du son, principalement dû aux réflexions de la salle.

Deux exemples de réponses impulsionnelles de deux canaux de couplage acoustique sont représentés sur la figure 1.1, la première réponse impulsionnelle est mesurée dans une salle d'audioconférence et la deuxième est celle mesurée dans une salle de visioconférence [4].

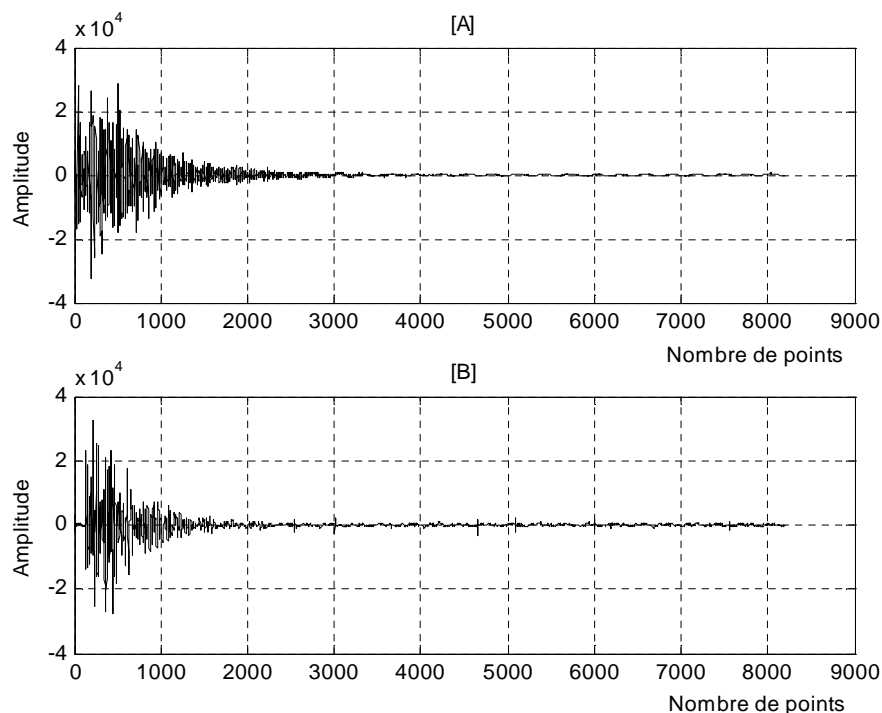


Figure 1.1 : Réponses impulsionnelles de canaux de couplage acoustiques  
 [A] salle d'audioconférence  
 [B] salle de visioconférence

### 1.4 La réverbération

La réverbération tient une place très importante dans la musique : elle est utilisée pratiquement tout le temps. Elle permet d'apporter de la profondeur à la musique, mais également de supprimer les petits défauts [4].

La réverbération d'une salle est caractérisée par sa durée de réverbération. Cette durée dépend de la quantité des matériaux absorbants présents dans la salle.

On définira la durée de réverbération d'une salle en fonction de son utilisation.

Lorsqu'on recherche la précision du son, il faut peu de réverbération, et donc un faible temps de réverbération  $T_r$ , qui s'obtient grâce à des matériaux absorbants.

Alors que pour une bonne homogénéité de la salle, il faut plus de résonance, et donc un  $T_r$  fort, qui s'obtient grâce à des matériaux réfléchissants.

Le  $T_r$  optimal est un compromis entre les deux, il est spécifique à chaque salle.

#### 1.4.1 Origine de la réverbération

Lorsqu'un objet produit un son, celui-ci se propage indirectement de la source à l'auditeur, mais de manière diffuse. Certaines ondes qui n'étaient pas initialement dirigées vers l'auditeur lui parviendront quand même après s'être réfléchies sur les parois de l'environnement (voir figure ci-dessous).



Figure 1.2: Les multiples trajectoires du son entre une source sonore et l'auditeur.

Puisque certains chemins sont plus longs que d'autres, le même son est reçu plusieurs fois par l'auditeur mais pas simultanément. Chaque chemin provoque un décalage temporel différent. La réception du son s'étend donc sur une période plus longue que la durée du son proprement dit. C'est la caractéristique de la réverbération, elle prolonge le son. La question est : si on reçoit le son plusieurs fois, comment se fait-il qu'on ne l'entende qu'une fois ?

On répond alors que si la pièce est petite, les décalages temporels entre les ondes sont très faibles, et ils sont si rapprochés que l'oreille ne les distingue pas mais les interprète comme un tout. En revanche, dans une vallée, le son met tellement de temps à revenir que l'oreille distingue chaque arrivée du son. C'est ce qu'on appelle l'écho.

La (figure 1.3) représente l'échogramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle ; on y distingue les contributions du son direct et celles de l'effet de salle [4] [5].

On y discerne encore les premières réflexions (ou échos précoces), temporellement séparables d'un « continuum » perçu par l'oreille comme une traînée sonore.

Cette traînée sonore est appelée réverbération tardive. Elle peut être considérée, sur le plan perceptuel, comme une caractéristique de la salle elle-même, c'est à dire, indépendante des paramètres liés à la source ou au récepteur ; ceci n'est pas le cas des premières réflexions. Comme le montre la figure 1.3, l'énergie de la réverbération tardive décroît suivant une allure exponentielle (ou linéaire pour une échelle logarithmique). Le temps de réverbération mesure ce taux de décroissance : c'est le temps que met la pression sonore pour décroître de 60 dB. Il varie de l'ordre de 300 ms pour une petite salle traitée acoustiquement à quelques secondes pour les grandes salles de spectacle [4].

#### 1.4.2 Structure temporelle de la réverbération

Il est intéressant d'examiner la structure temporelle de la réponse impulsionnelle d'un environnement réverbérant, en particulier dans le cas d'un volume clos puisque cela va traduire l'effet de salle.

Généralement il est plus simple de l'étudier en examinant un échogramme, représentant la puissance instantanée dans la réponse impulsionnelle en fonction du temps. La structure temporelle de la réponse impulsionnelle d'un environnement réverbérant peut être généralement divisée en trois parties, clairement visibles sur l'échogramme (figure 1.3) :

- Le son direct arrivant directement depuis la source jusqu'au récepteur ;
- Les réflexions précoces, contributions de l'onde sonore ayant subi un faible nombre de réflexions (de l'ordre de 1 à 5 en moyenne) avant d'arriver au récepteur et qui sont temporellement séparables ;
- La réverbération tardive, dans laquelle de très nombreuses réflexions d'ordre élevé se superpose, formant un continuum et ne pouvant plus être individuellement séparées.

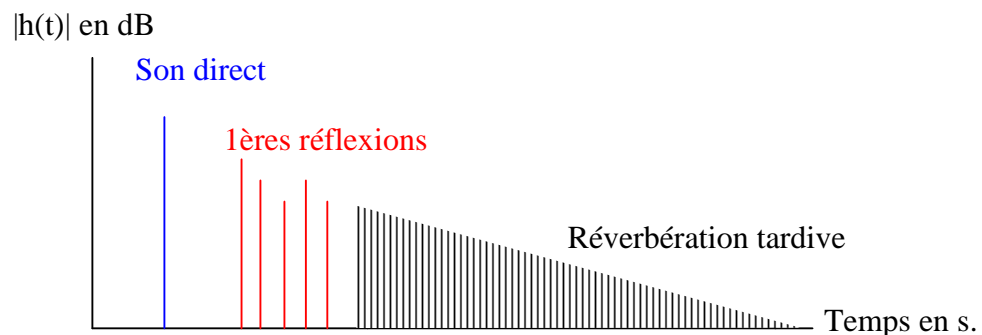


Figure 1.3 : Echogramme type d'une réponse impulsionnelle enregistrée dans une salle.

#### 1.4.3 Le temps de réverbération $T_r$

C'est le temps nécessaire pour que l'intensité sonore diminue de 60dB après extinction de la source.

Un des facteurs majeurs influant sur le temps de réverbération, c'est la matière des parois de la pièce. En effet, plus la surface est lisse et dense et moins elle absorbe d'énergie et plus le temps de réverbération est long. Ainsi, les vitres, les briques... sont des éléments très réverbérants. A l'inverse, les matières souples et rugueuses absorbent le son. Dans cette catégorie, on peut mettre la moquette, les tapis, les tissus et le public.

### 1.5 La prise du son

Dans une salle de téléconférence, il existe plusieurs sources (locuteur ou haut-parleur), plusieurs récepteurs (systèmes de prise du son) et donc plusieurs « canaux acoustiques ». Sur la (figure 1.4), nous ne présentons qu'un seul locuteur, un seul récepteur et un seul haut-parleur

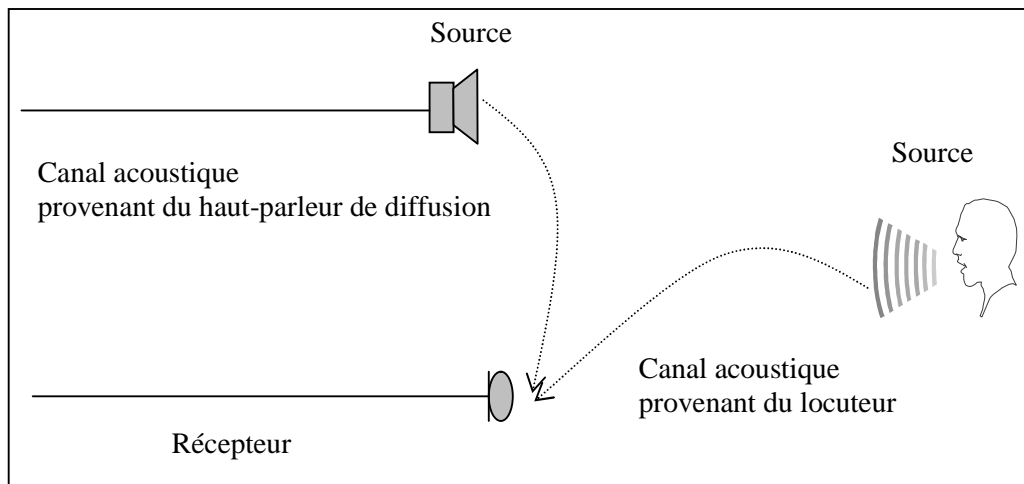


Figure 1.4 : Trajets acoustiques entre sources et récepteur.

Il existe principalement deux canaux acoustiques [4] :

- Le premier canal acoustique relie le locuteur au système de prise de son. Quel que soit le système de prise de son utilisé, l'effet de la salle est faible, voire inexistant lorsque le locuteur parle très près d'un microphone. Dans ce cas, le message utile (le son direct) constitue presque entièrement le signal transmis. Par contre, pour une prise de son à distance, le signal capté par le récepteur correspond à un mélange de l'onde directe provenant de la source utile et des multiples réflexions sur les parois de la salle.

Ces réflexions multiples qui forment la réponse de la salle se traduisent, à l'écoute, par une prolongation temporelle des sons. Ceci a un effet positif « d'enrichissement » sur le son.

Si les réflexions sont trop tardives (supérieures, par exemple, à 50 ms), l'effet esthétique disparaît et la qualité du signal de parole se dégrade. Le son réfléchi se distingue alors très nettement du son direct.



Un écho peut donc apparaître dans les réverbérations tardives. On peut lui appliquer un traitement de réverbération.

- Le second canal acoustique se situe entre le haut parleur et le micro. Avec une prise du son distante (prise de son « mains libres »), un couplage acoustique apparaît entre les haut-parleurs et les micros. Deux salles en communication constituent une boucle fermée puisque chaque salle a son propre couplage acoustique. De tels bouclages sont à l'origine du phénomène d'écho acoustique et de l'effet « Larsen ».

Si le retard introduit par cette boucle est supérieur à 30ms, le signal retardé, s'il est peu affaibli est perçu comme un écho. Les locuteurs entendent alors ce qu'ils disent avec un écho induit par les couplages acoustiques des autres salles. L'annulation d'écho consiste à synthétiser une réplique de cet écho en modélisant le canal acoustique de la salle où est diffusé le son. La réplique de l'écho est soustraite au signal d'écho afin d'en atténuer son intensité.

Un bon traitement acoustique d'une salle limite la réverbération et améliore le rapport signal à bruit. La disposition des haut-parleurs dans la zone réjective des micros limite les trajets entre les micros et les haut-parleurs et donc l'écho acoustique. Un bon traitement à la prise du son pour déréverbérer le signal peut être très utile à l'annuleur d'écho. Tous ces phénomènes acoustiques sont liés puisqu'ils dépendent de la prise du son, de la restitution du son et du traitement acoustique de la salle.

## 1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions sur l'acoustique des salles ainsi qu'une introduction à l'annulation d'écho acoustique. Ensuite, nous avons détaillé les phénomènes liés au contexte de la prise de son à savoir la réverbération et les réflexions.

Dans le prochain chapitre nous allons aborder la problématique de l'annulation d'écho acoustique, aussi la présentation des algorithmes de filtrage adaptatif et les différentes équations qui permettent de les obtenir.

## CHAPITRE 2

### PRESENTATION DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION ADAPTATIVE TYPE GRADIENT, RLS

#### 2.1 Introduction

L'audioconférence est une technique permettant d'établir la communication entre deux salles de réunion. Lors de la mise en place d'une communication bidirectionnelle entre ces deux salles, une boucle de transmission fermée est établie (figure 2.1). Le signal émis par la salle distante est réémis vers cette même salle à cause du couplage existant entre le haut-parleur et le microphone de prise du son d'une même salle. La prise du son dans chacune des salles considère l'orateur comme la source utile. Pour un délai de transmission important, les personnes présentes dans une salle réentendent leur propres voix ; c'est le phénomène d'écho acoustique dû au canal acoustique de couplage. Malheureusement, tous les équipements mains libres classiques ont un problème de réaction acoustique qui dépend de la disposition du haut-parleur et du microphone, de leur environnement immédiat, et de l'endroit où ils sont utilisés [6].

L'annulation d'écho acoustique est un des axes d'évolutions récents les plus importants dans le domaine des télécommunications. Il s'agit d'une application des techniques d'identification des systèmes, le système à étudier étant le chemin d'écho. 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 des réflexions des signaux électriques. Les réflexions acoustiques peuvent aussi être gênantes dans les terminaux téléphoniques à mains-libres pour les salles d'audio ou vidéoconférence [7]. Ce dernier cas est illustré sur la figure ci-dessous.

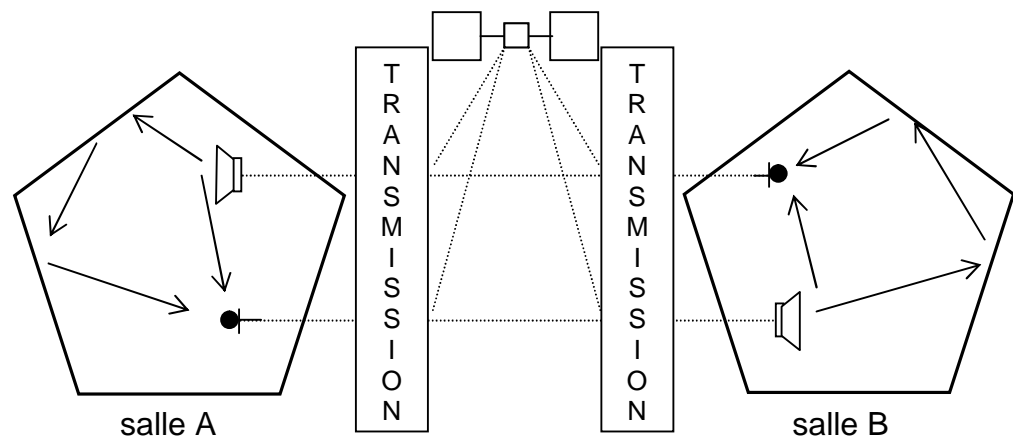


Figure 2.1: Système d'audio- conférence.

Dans un tel système, l'usager reçoit, via le haut-parleur de son poste, un signal temporel monodimensionnel que l'on notera  $x(n)$  et il émet en réponse un signal  $y(n)$ . Ce signal  $y(n)$  comporte un écho du signal  $x(n)$ . Cet écho peut être modélisé comme le passage du signal  $x(n)$  à travers la fonction de transfert du local dans lequel se trouvent le haut parleur et le microphone.

## 2.2 Présentation du problème

Le schéma ci-dessous représente un système classique d'annulation d'écho dans un système de communication sonore (téléphone mains libres, téléconférence,.....), où  $x(n)$  est le signal reçu du locuteur lointain,  $y(n)$  est le signal d'écho du locuteur lointain vers lui-même et  $p(n)$  le bruit ambiant du milieu acoustique ou le signal de la double parole du locuteur proche.

Lorsqu'un locuteur parle dans la pièce A, le haut-parleur de la pièce B émet le signal  $x(n)$ . Le microphone de la pièce B reçoit  $y(n)$ , une version filtrée et bruitée de  $x(n)$ . Etant directement relié au haut-parleur de la pièce A, le locuteur va donc s'entendre parler. Pour éviter cela, on estime de manière adaptative le filtre  $h$  par le filtre  $\hat{h}$  et on envoie sur le haut-parleur de la pièce A uniquement l'erreur commise.

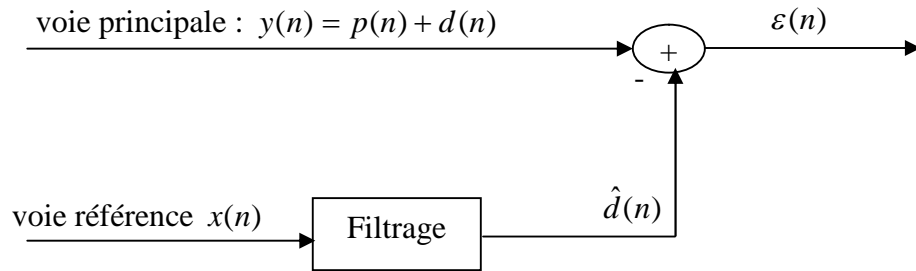


Figure 2.2 : Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique

Il faut noter que l'optimum, en annulation d'écho acoustique, est d'avoir la sortie  $\varepsilon(n) = 0$ , en absence de double parole ou du bruit perturbateur ( $p(n)=0$ ), alors que cet optimum se transforme en  $\varepsilon(n) = d(n)$  dans le cas du débruitage de la parole. Les hypothèses de base concernant le système de la figure 2.2 sont d'une part l'indépendance entre la composante  $p(n)$  et les signaux  $d(n)$  et  $x(n)$ , et d'autre part la corrélation des signaux  $d(n)$  et  $x(n)$ .

D'après le schéma de la figure 2.2, l'estimation du signal  $d(n)$  à partir du signal  $x(n)$  revient à trouver ou à estimer le filtre  $h_{L,n}$ . Par conséquent, des applications telles que l'annulation d'écho acoustique ou le débruitage de la parole avec voie de référence bruit seul, consistent essentiellement à identifier le filtre  $h_{L,n}$ . Ce dernier, doit en principe modéliser le trajet physique (canal acoustique de couplage en annulation d'écho) suivi par l'onde acoustique en se propageant de la voie dite de référence vers la voie dite principale. Le filtre modélisateur  $h_{L,n}$  est soit un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR), soit un filtre à réponse impulsionnelle infinie (IIR).

On se place d'emblée dans le cas de l'identification d'une réponse impulsionnelle acoustique où l'identification du filtre  $h_{L,n}$  par une réponse impulsionnelle finie a déjà fait ses preuves [2]. Par conséquent, on suppose que le signal se déduit de  $x(n)$  par un filtrage linéaire causal.

Dans ces conditions, la sortie du système de la figure 2.2 s'écrit :

$$\varepsilon(n) = y(n) - h_{L,n}^T x_{L,n} \quad (2.1)$$

avec

$$h_{L,n} = [h_n(0), h_n(1), \dots, h_n(L-1)]^T \quad (2.1i)$$

$$x_{L,n} = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T \quad (2.1ii)$$

Où  $h_{L,n}$  désigne un vecteur d'ordre  $L$  contenant les coefficients de la réponse impulsionnelle finie et  $x_{L,n}$  désigne un vecteur qui résume le passé du signal  $x(n)$  sur une durée de  $L$  échantillons. L'exposant  $T$  désigne l'opérateur de transposition.

La solution optimale du problème de l'estimation de  $d(n)$  à partir d'une combinaison linéaire  $x(n)$  est fournie par la solution de l'équation de WIENER-HOPF, qui exprime la nullité du gradient de l'erreur quadratique moyenne en sortie :

$$\nabla_h E\{\varepsilon^2(n)\}_{|h=h_{opt}} = 0 \quad (2.2)$$

La solution est donnée par la relation suivante :

$$h_{L,opt} = R_{L,xx}^{-1} P_{L,xy} \quad (2.3)$$

Où  $E\{\}$  et  $\nabla_H$  désignent respectivement la moyenne statistique et l'opérateur gradient. Le vecteur  $P_{L,xy}$  désigne l'intercorrélation entre l'observation  $y(n)$  et le vecteur signal  $x_{L,n}$  dans la mémoire du filtre.

$$P_{L,xy} = E\{x_{L,n} y(n)\} \quad (2.4)$$

la matrice carré  $R_{L,xx}$ , d'ordre  $L$  donnée par :

$$R_{L,xx} = E\{x_{L,n} x_{L,n}^T\} \quad (2.5)$$

désigne la matrice d'autocorrélation du signal de référence dans le filtre (elle est symétrique et définie positive).

Cette dernière propriété assure l'existence et l'unicité de la solution optimale. Cependant, dans la plupart des applications pratiques, les statistiques des signaux sont inconnues a priori où les signaux sont souvent non-stationnaires.

Par conséquent, les statistiques doivent être évaluées à partir des données recueillies aux entrées.

Ce type de problème amène à développer des méthodes de filtrage adaptatif où le filtre  $h_{L,n}$  change en fonction des informations reçues où l'erreur en sortie est utilisée pour la mise à jour des coefficients du filtre  $h_{L,n}$ . Les coefficients du filtre sont ajustés à chaque instant  $n$  par un algorithme d'adaptation itératif. Une procédure itérative bien connue qui annule le gradient de l'erreur quadratique moyenne est donnée dans [8].

D'après [8], l'algorithme du gradient déterministe s'écrit :

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} - \mu \left[ \nabla_H E \{ \varepsilon^2(n) \} \right]_{h=h_{L,n-1}}$$

avec

$$\nabla_h E \{ \varepsilon^2(n) \} \Big|_{h=h_{L,n-1}} = 2R_{L,xx} h_{L,n-1} - 2P_{L,xy}$$

Où  $P_{L,xy}$  et  $R_{L,xx}$  sont respectivement données par les relations (2.4) et (2.5).

En utilisant l'égalité suivante :

$$R_{L,xx} h_{L,n-1} - P_{L,xy} = E \{ x_{L,n} x_{L,n}^T h_{L,n-1} - x_{L,n} y(n) \} = -E \{ x_{L,n} \varepsilon(n) \}$$

L'algorithme du gradient déterministe s'écrit :

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} + 2\mu E \{ \varepsilon(n) x_{L,n} \} \quad (2.6)$$

Où  $\mu$  est un pas d'adaptation, éventuellement variable, qui contrôle la stabilité et la vitesse de convergence de l'algorithme et  $h_{L,n}$  est un vecteur dépendant du temps  $n$  donné par :

$$h_{L,n} = [h_n(0), h_n(1), \dots, h_n(L-1)]^T \quad (2.6i)$$

et

$$\varepsilon(n) = y(n) - h_{L,n}^T x_{L,n} \quad (2.6ii)$$

Où  $\varepsilon(n)$  désigne l'erreur de filtrage a priori calculée avant la mise à jour du filtre.

L'adaptation dans le filtre numérique est utilisée dans le cas où les coefficients du filtre seraient variables dans le temps, pour simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps.

Le filtrage adaptatif conduit à la mise en œuvre de filtre à coefficients variables où ces derniers sont modifiés selon un critère d'optimisation donné dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Il est réalisé, ainsi, suivant un algorithme d'adaptation qui est déterminé en fonction de l'application.

Il faut s'avoir qu'il existe un éventail de critères et d'algorithmes adaptatifs possibles. Le principal but des filtres adaptatifs est de déterminer un ensemble de coefficients d'un système qui évolue dans le temps.

Le rôle primordial d'un algorithme adaptatif est d'ajuster un vecteur de paramètre  $h_{L,n}$  pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM). Le principe d'un filtre adaptatif bouclé par un algorithme d'adaptation est représenté sur la figure 2.3.

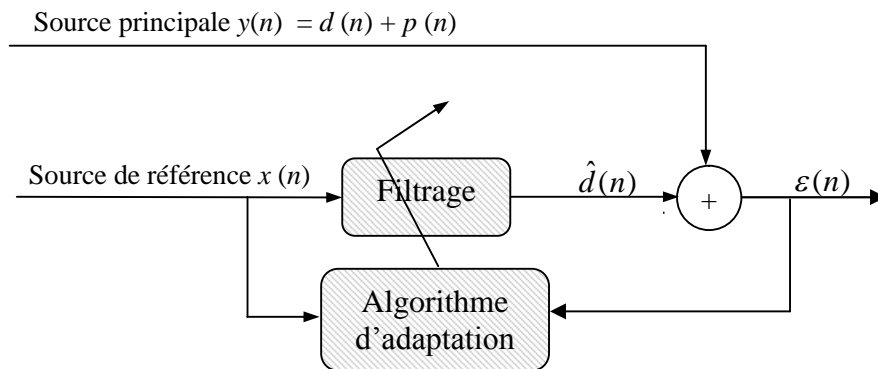


Figure 2.3: Principe de base d'un filtre adaptatif appliqué à l'annulation d'écho acoustique.

Pour traiter un tel schéma, diverses approches peuvent être utilisées. Elles correspondent d'une part à la structure du filtre adaptatif et d'autre part à la technique utilisée pour adapter les coefficients du filtre adaptatif.

Les algorithmes adaptatifs ont été largement étudiés dans la littérature, il existe plusieurs ouvrages traitant des toutes sortes d'algorithmes adaptatifs [6],[9],[10],[11], [12].

Par conséquent, la structure sera bien évidemment transversale. Le modèle de filtre transverse est donné par le schéma de la figure 2.4.

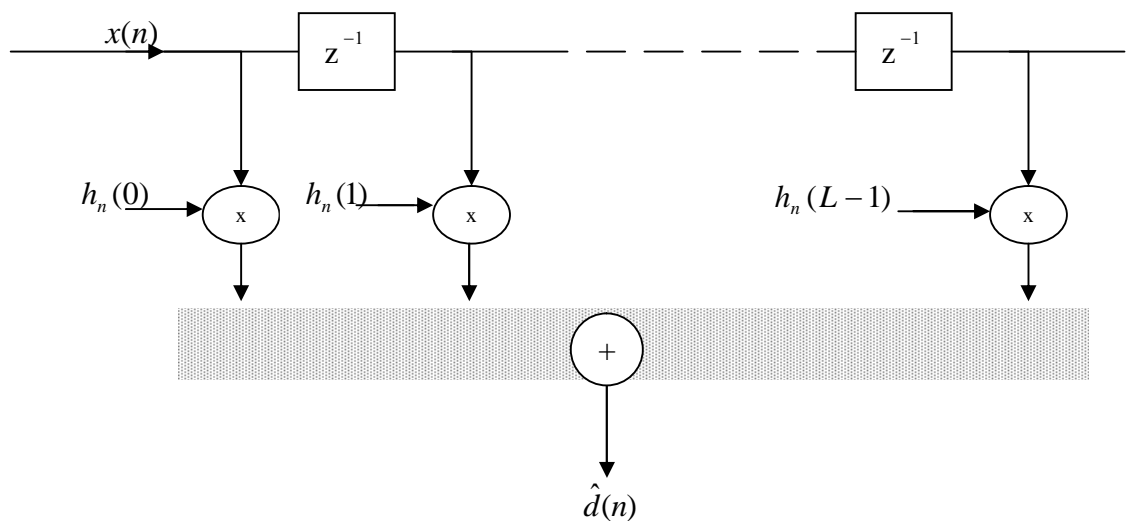


Figure 2.4: Schéma du modèle de filtre transverse.

avec

$$\hat{d}(n) = \sum_{i=0}^{L-1} h_n(i)x(n-i)$$

### 2.3 Présentation des algorithmes de base

Nous allons présenter dans cette partie deux familles d'algorithmes : algorithmes du type gradient stochastique et un algorithme du type moindres carrés récursifs.



### 2.3.1 Algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS

L'idée des algorithmes de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme du gradient déterministe d'équation (2.6) par sa valeur instantanée. On obtient la relation suivante :

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} + 2\mu\varepsilon(n)x_{L,n} \quad (2.7)$$

Où  $\varepsilon(n)$  est donnée par la relation (2.6ii).

D'après [13], la condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme (LMS) est :

$$0 < \mu < 1/\lambda_{max} \quad (2.7i)$$

Où  $\lambda_{max}$  est la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation  $R_{L,xx}$  donnée par (2.5).

Tableau 2.1 : Algorithme LMS

---


$$\varepsilon(n) = y(n) - h_{L,n-1}^T x_{L,n}$$

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} + 2\mu\varepsilon(n)x_{L,n}$$


---

En pratique, on utilise souvent, pour le choix de la constante  $\mu$ , une condition plus restrictive :

$$0 < \mu \leq \frac{1}{\text{Trace}(R_{L,xx})} = \frac{1}{L\sigma_x^2} \quad (2.7ii)$$

Où Trace (.) représente la somme des éléments de la diagonale d'une matrice et  $\sigma_x^2$  désigne l'énergie du signal d'entrée  $x(n)$ .

L'algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée  $x(n)$ ; il est donné par les équations suivantes:

Filtrage de  $y(n)$

$$\varepsilon(n) = y(n) - h_{L,n-1}^T x_{L,n}$$

Adaptation du filtre

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} + \frac{\delta}{x_{L,n}^T x_{L,n}} \varepsilon(n) x_{L,n}$$

Où  $\delta$  représente le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS. La condition suffisante de convergence est [13]:

$$0 < \delta < 2$$

Tableau 2.2 : Algorithme NLMS

---


$$\varepsilon(n) = y(n) - h_{L,n-1}^T x_{L,n}$$

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} + \frac{\delta}{x_{L,n}^T x_{L,n}} \varepsilon(n) x_{L,n}$$


---

L'algorithme NLMS est connu par sa faible complexité de calculs  $3L$  ou  $2L$  (mesurée en nombre de multiplication par itération) et sa stabilité numérique. Son principal inconvénient est que le transitoire dépend de la dispersion spectrale du signal d'entrée ; la convergence peut devenir très lente dans le cas de la parole [13].

### 2.3.2 Algorithme des moindres carrés récursifs RLS

Dans la méthode des moindres carrés exacts, on vise à minimiser par rapport au vecteur des paramètres  $h_{L,n}$ , à chaque instant  $n$ , un critère défini sur les erreurs commises depuis l'instant initial. Ce critère est donné par [9] :

$$J_{L,n} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} (y(i) - h_{L,n}^T x_{L,i})^2 \quad (2.8)$$

Où  $\lambda$  ( $0 < \lambda \leq 1$ ) est un facteur d'oubli exponentiel qui permet à l'algorithme d'oublier le passé trop lointain et de poursuivre les non stationnarités intervenantes dans les signaux.

On suppose que les signaux  $x(n)$  et  $y(n)$  sont nuls avant l'instant initial  $n=0$  ; c'est à dire on se place dans le cas de la fenêtre antérieure.

La solution qui exprime la nullité du gradient de la fonctionnelle  $J_{L,t}$

$$\nabla_h J_{L,n} = 0 \Leftrightarrow -2 \left[ \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x_{L,i} y(i) - \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x_{L,i} x_{L,i}^T h_{L,n} \right] = 0$$

est donnée par

$$R_{L,n} h_{L,n} = P_{L,n} \quad (2.9)$$

$$h_{L,n} = R_{L,n}^{-1} P_{L,n} \quad (2.10)$$

Où la matrice  $R_{L,n}$  représente une matrice d'autocorrélation à court terme qui est donnée par la relation suivante :

$$R_{L,n} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x_{L,i} x_{L,i}^T \quad (2.11)$$

$$= \lambda R_{L,n-1} + x_{L,n} x_{L,n}^T \quad (2.11i)$$

Le vecteur  $P_{L,t}$  désigne un vecteur d'intercorrélations à court terme donnée par la relation :

$$P_{L,n} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x_{L,i} y(i) \quad (2.12)$$

$$= \lambda P_{L,n-1} + x_{L,n} y(n) \quad (2.12i)$$

En substituant les quantités (dédites de (2.11i) et (2.12i))

$$\lambda R_{L,n-1} = R_{L,n} - x_{L,n} x_{L,n}^T$$

$$\lambda P_{L,n-1} = P_{L,n} - x_{L,n} y(n)$$

dans l'équation (2.9), il vient :

$$\lambda R_{L,n-1} h_{L,n-1} = \lambda P_{L,n-1}$$

On obtient la solution équivalente à (2.10) mais sous une forme récursive :

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} - C_{L,n} \varepsilon(n) \quad (2.13)$$

avec

$$C_{L,n} = \begin{bmatrix} C_{L,n}^1 \\ C_{L,n}^2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ C_{L,n}^l \end{bmatrix} = -R_{L,n}^{-1} x_{L,n} \quad (2.14)$$

$$\varepsilon(n) = y(n) - h_{L,n-1}^T x_{L,n}$$

Où le vecteur  $C_{L,n}$  est appelé gain de Kalman.

L'algorithme (2.13) nécessite l'inversion d'une matrice carré d'ordre  $L$  dont le coût de calcul est de l'ordre  $L^3$  opérations arithmétiques par itération.

L'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS : Réursive Least Square) résout ce problème avec un nombre d'opérations arithmétiques proportionnel à  $L^2$ .

En appliquant à la matrice  $R_{L,t}$  le lemme d'inversion matricielle suivant [14] :

$$(A + UV^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}UV^T A^{-1}}{1 + V^T A^{-1}U}$$

avec

$$A = \lambda R_{L,n-1} \quad ; \quad U = V = x_{L,n}$$

il vient

$$R_{L,n}^{-1} = \lambda^{-1} \left[ R_{L,n-1}^{-1} - \frac{R_{L,n-1}^{-1} x_{L,n} x_{L,n}^T R_{L,n-1}^{-1}}{\lambda + x_{L,n}^T R_{L,n-1}^{-1} x_{L,n}} \right] \quad (2.15)$$

Tableau 2.3 : Algorithme RLS

---

Calcul du gain de Kalman

$$C_{L,n} = -R_{L,n-1}^{-1} x_{L,n} / (\lambda + x_{L,n}^T R_{L,n-1}^{-1} x_{L,n})$$

Calcul l'inverse de la matrice d'autocorrélation à court terme.

$$R_{L,n}^{-1} = \lambda^{-1} \left[ R_{L,n-1}^{-1} - \frac{R_{L,n-1}^{-1} x_{L,n} x_{L,n}^T R_{L,n-1}^{-1}}{\lambda + x_{L,n}^T R_{L,n-1}^{-1} x_{L,n}} \right]$$

Partie Filtrage

$$\varepsilon(n) = y(n) - h_{L,n-1}^T x_{L,n}$$

$$h_{L,n} = h_{L,n-1} - C_{L,n} \varepsilon(n)$$


---

Cet algorithme, appelé « algorithme des moindres carrés récurrents (RLS) », permet, en propageant une matrice carrée  $L \times L$ , de trouver itérativement la solution qui minimise le critère (2.9). Cette solution nécessite un coût en opération arithmétique proportionnel à  $L^2$ . Cette dernière décennie, on s'est aperçu que la solution des moindres carrés pouvait être obtenue avec un coût opératoire proportionnel à  $L$  ; ceux sont les algorithmes des moindres carrés rapides.

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le modèle de l'annulation de l'écho acoustique comme étant un problème d'identification adaptative d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) modélisant le chemin d'écho suivi par l'onde acoustique, ainsi que les algorithmes de filtrage adaptatifs de type gradient stochastique NLMS, moindres carrés récurrents RLS. Dans le prochain chapitre nous allons présenter les équations des algorithmes dans le domaine fréquentiel.

## CHAPITRE 3 PRESENTATION DES ALGORITHMES D'IDENTIFICATION ADAPTATIVE TYPE BLMS, GMDF

### 3.1 Introduction

Les articles les plus récents sur le sujet emploient des algorithmes de type LMS dans le domaine fréquentiel[15]. En dehors de leur efficacité propre dans le contexte de l'annulation d'écho (complexité plus faible, rapidité, meilleure capacité de convergence), l'avantage de tels algorithmes est d'opérer dans le domaine fréquentiel comme la plupart des autres traitements (débruitage, rehaussement spectral). C'est vers ce type d'algorithme, ou plus généralement vers les algorithmes dans un domaine transformé que nous avons opté comme cela sera détaillé ultérieurement dans ce document.

Plusieurs familles d'algorithmes par blocs ont été développées avec comme principal objectif la réduction de la complexité des calculs. Le principe de base de ces algorithmes par blocs est l'actualisation du filtre adaptatif qui est effectuée une fois par bloc de taille  $N$  échantillons.

### 3.2 Algorithme BLMS

Dans les algorithmes LMS et NLMS, la mise à jour des coefficients du filtre est effectuée à chaque nouvel échantillon. Par contre dans cet algorithme les  $L$  coefficients du filtre sont maintenus constants pendant la durée de traitement de tout un bloc de  $N$  échantillons.

Au cours du  $s^{\text{ième}}$  bloc, chaque échantillon de sortie du filtre est donnée par :

$$\hat{d}(sN + m) = \sum_{k=0}^{L-1} h_s(k) x(sN + m - k) = \mathbf{x}_{sN+m}^T \mathbf{h}_s \quad \text{pour } m=1, \dots, N \quad (3.1)$$

Où  $h_s$  est le vecteur des coefficients du filtre à l'itération  $s$  :

$$h_s = [h_s(0), \dots, h_s(L-1)]^T \quad (3.2)$$

et  $x_{sN+m}$  le vecteur des échantillons d'entrée nécessaires pour l'évaluation de la sortie du filtre à l'instant  $sN+m$  :

$$x_{sN+m} = [x(sN+m), \dots, x(sN+m-L+1)]^T \quad (3.3)$$

En notation vectorielle, on peut écrire :

$$\hat{d}_s = \chi_s h_s \quad (3.4)$$

Où  $\hat{d}_s$  est le vecteur des sorties du filtre correspondant au bloc des  $N$  entrées à l'itération  $s$  :

$$\hat{d}_s = [\hat{d}(sN), \dots, \hat{d}(sN+N-1)]^T \quad (3.5)$$

et  $\chi_s$  une matrice de taille  $N \times L$  dont les lignes sont constituées par les transposées des vecteurs  $x_i$  (pour  $i=sN, \dots, sN+N-1$ ) :

$$\chi_s = \begin{bmatrix} x(sN) & x(sN-1) & \dots & x(sN-L+1) \\ x(sN+1) & x(sN) & \dots & x(sN-L+2) \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ x(sN+N-1) & x(sN+N-2) & \dots & x(sN+N-L) \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

Le vecteur d'erreur sera exprimé par la différence entre le vecteur des sorties estimées et le bloc des sorties désirées :

$$\varepsilon_s = y_s - \hat{d}_s \quad (3.7)$$

De façon similaire au LMS et par superposition sur tout le bloc, le gradient s'exprime par [15] :

$$\nabla_h(s) = \sum_{k=0}^{N-1} x_{sN+k}^* \varepsilon(sN+k) = \chi_s^H \varepsilon_s \quad (3.8)$$

Par conséquent, l'adaptation des coefficients du filtre s'effectue après le traitement de chaque bloc, suivant :

$$h_{s+1} = h_s + \mu \chi_s^H \varepsilon_s \quad (3.9)$$

Le choix du pas d'adaptation  $\mu$  doit satisfaire les mêmes conditions de convergence que pour le LMS.

La complexité arithmétique du BLMS peut être réduite considérablement en utilisant une procédure de calcul de convolution basée sur la transformée de Fourier rapide (FFT) [16]. Cette nouvelle approche constitue un début pour l'implémentation des algorithmes de filtrage dans le domaine fréquentiel.

### Remarque

Les algorithmes LMS et BLMS sont mathématiquement équivalents, il y a juste un réarrangement des mêmes équations. La seule différence est que le BLMS adapte le filtre une fois tous les L instants et l'on n'a pas accès aux valeurs de  $h_s(k-1)$  aux instants non multiples de L.

### 3.3 Algorithmes de filtrage adaptatif dans le domaine fréquentiel

L'opération de base dans les algorithmes de filtrage adaptatif dans le domaine fréquentiel est la transformation du signal d'entrée, par l'utilisation de la transformée de Fourier discrète, avant l'application du processus adaptatif.

Comme montré dans la figure 3.1, cette transformation n'est pas adaptative et peut être vue comme étant une étape préliminaire indépendante des signaux d'entrée. On constate que deux configurations sont possibles :

Dans la première figure 3.1.a, le calcul de l'erreur est effectué dans le domaine temporel ensuite transformé vers le domaine fréquentiel. Par contre dans la deuxième forme figure 3.1.b, le calcul de l'erreur s'effectue dans le domaine fréquentiel, après transformation de la sortie désirée.

Pour des algorithmes adaptatifs où la fonction d'erreur est linéaire ces deux configurations donnent des résultats identiques.

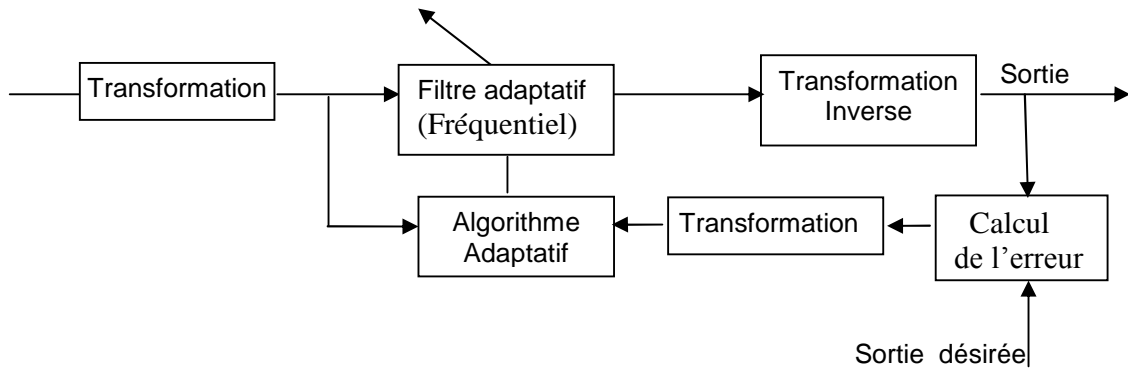


Par contre, dans le cas où la fonction d'erreur n'est pas linéaire les deux formes précédentes aboutissent à des résultats différents [15].

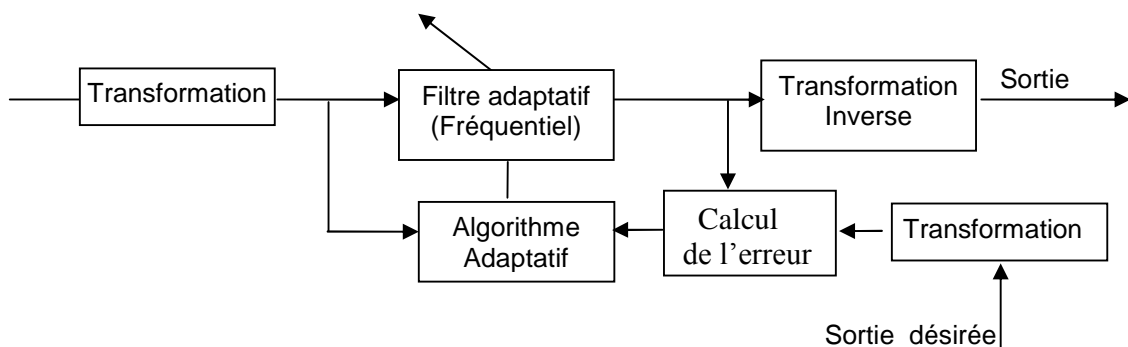
L'implémentation dans le domaine fréquentiel des algorithmes de filtrage adaptatif offre essentiellement deux avantages [15] :

1. La réduction de la charge de calcul par le remplacement de la convolution et la corrélation temporelles par des convolutions ou corrélations rapides, basées sur la transformée de Fourier rapide (voir annexe A).

2. La décorrélation du signal d'entrée par l'application de la transformée de Fourier [16], permet d'utiliser un pas d'adaptation variable pour chaque coefficient du filtre. En effet, la vitesse de convergence des algorithmes dérivés de l'algorithme du gradient est inversement proportionnelle à la dispersion des valeurs propres de la matrice d'auto-corrélation du signal d'entrée [18]. De plus ces valeurs propres correspondent approximativement à la densité spectrale de puissance du signal d'entrée à des points fréquentiels équidistants autour du cercle unité [19],[20], il est donc possible de compenser cette dispersion en utilisant, pour chaque coefficient du filtre, un pas d'adaptation inversement proportionnel à la densité spectrale de puissance du signal d'entrée. Par conséquent, une convergence quasi-uniforme pour tous les coefficients du filtre est obtenue, même en présence de larges variations de la puissance du signal d'entrée [21].



(a)



(b)

Figure 3.1: Configuration générale d'un algorithme de filtrage adaptatif dans le domaine fréquentiel [14].

### 3.3.1 Algorithme FBLMS

L'implémentation du BLMS en fréquence a été initialement proposée par **Ferrara** [22]. L'opération de filtrage est réalisée par une procédure de convolution rapide dans le domaine fréquentiel, (voir [19], annexe A). Deux méthodes peuvent être utilisées : La procédure OLS (Overlap-save, i.e. recouvrement -sauvegarde) et OLA (Overlap-add, i.e. recouvrement-addition). Néanmoins la procédure OLS est la plus utilisée vu qu'elle nécessite moins de calculs comparée à la procédure OLA.

- Equations de filtrage

En utilisant la procédure OLS pour le calcul de la convolution, le bloc des  $N$  échantillons d'entrée devra être complété par les  $L-1$  échantillons précédents et les  $L$  coefficients du filtre par  $N-1$  zéros.

De cette façon la matrice  $X_s$  définie dans (3.4) sera circulante.

En utilisant la propriété de diagonalisation des matrices circulantes dans le domaine fréquentiel, on peut écrire [23] :

$$D_s = X_s \otimes H_s \quad (3.10)$$

$$\text{où } X_s = W_M [x(sN - L + 1), \dots, x(sN - 1), x(sN), \dots, x(sN + N - 1)]^T \quad (3.11)$$

$$H_s = W_M \begin{bmatrix} h_s \\ O_{(M-N) \times l} \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Le symbole  $\otimes$  représente le produit de Schur des vecteurs complexes (élément par élément).

$M$  est la plus petite puissance de 2 supérieure ou égale à  $L+N-1$ .

Les  $L-1$  premiers termes de la TFD inverse de  $D_s$  correspondent à une convolution circulaire non désirée, alors que seuls les  $N$  derniers termes seront considérés vu que ceux –ci correspondent à la convolution linéaire entre le filtre et le bloc des entrées,(voir [22] et annexe A).La troncature de ces derniers termes s'effectue par l'application d'une fenêtre rectangulaire  $f$  :

$$f = \begin{bmatrix} O_{(L-1) \times (L-1)} & O_{(L-1) \times N} \\ O_{N \times (L-1)} & I_{N \times N} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

alors la sortie du filtre est donnée par :

$$d_s = f W_M^{-1} (X_s \otimes H_s) \quad (3.14)$$

L'erreur d'estimation peut être calculée, soit dans le domaine temporel par la relation (3.7) ou dans le domaine fréquentiel [15] :

$$\varepsilon_s = y_s - f W_M^{-1} (X_s \otimes H_s) \quad (3.15)$$

$$E_s = F(Y_s - X_s \otimes H_s) \quad (3.16)$$

Où  $F$  est la matrice circulante associée à  $f$  i.e. ( $F = W_M f W_M^{-1}$ ) :

$$F = W_M \begin{bmatrix} O_{(L-1) \times (L-1)} & O_{(L-1) \times N} \\ O_{N \times (L-1)} & I_{N \times N} \end{bmatrix} W_M^{-1} \quad (3.17)$$

et  $Y_s$  la transformée de Fourier discrète du bloc des réponses désirées :

$$Y_s = W_M \left[ O_{l \times (L-1)}, y(sN), \dots, y(sN + N - 1) \right]^T \quad (3.18)$$

- Equation d'adaptation

L'équation d'adaptation est implémentée en fréquence en remarquant que le  $m^{\text{ième}}$  élément du gradient  $\nabla_s = x_s^H \varepsilon_s$  s'exprime par :

$$\nabla_s(m) = \sum_{k=0}^{N-1} \varepsilon(sN + k) x^*(sN + k - m) ; \quad \text{pour } m=1, \dots, N-1 \quad (3.19)$$

Les éléments du gradient sont donnés par une inter-corrélation entre l'erreur d'estimation et l'entrée du filtre. En procédant de la même manière que pour la convolution (i.e. précéder le bloc d'entrée par les  $L-1$  échantillons précédents de sorte que la matrice des données devienne circulante et précéder également le vecteur d'erreur par  $N-1$  zéros), cette inter-corrélation peut être efficacement calculée dans le domaine fréquentiel [15][23], en :

(1) Calculant la TFD de l'erreur  $\varepsilon_s$  précédée de  $L-1$  zéros ;

$$E_s = W_M \begin{bmatrix} O_{(L-1) \times 1} \\ \varepsilon_s \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

(2) Effectuant le produit de Schur :

$$\tilde{\nabla}_s = X_s^* \otimes E_s \quad (3.21)$$

(3) Remarquant que les  $L$  premiers termes de la TFD inverse de  $\tilde{\nabla}_s$  correspondent à l'inter-corrélation linéaire  $\nabla_s$ , tandis que les  $N-1$  derniers

termes correspondent à une inter- corrélation circulaire et ne doivent donc pas être pris en compte [15].

La troncature des éléments correspondant à l'inter-corrélation linéaire s'effectue par l'application d'une fenêtre rectangulaire  $\mathbf{g}$  :

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} I_{L \times L} & O_{L \times (N-1)} \\ O_{(N-1) \times L} & O_{(N-1) \times (N-1)} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

L'équation d'adaptation dans le domaine fréquentiel s'écrit alors comme suit

$$H_{s+1} = H_s + \mu \mathbf{G}(X_s^* \otimes E_s) \quad (3.23)$$

où  $\mathbf{G}$  est la matrice circulante associée à  $\mathbf{g}$  i.e . (  $G = W_M \mathbf{g} W_M^{-1}$  ) :

$$\mathbf{G} = W_M \begin{bmatrix} I_{L \times L} & O_{L \times (N-1)} \\ O_{(N-1) \times L} & O_{(N-1) \times (N-1)} \end{bmatrix} W_M^{-1} \quad (3.24)$$

Comme montré par **Mansour** et **Gray** [24], la charge de calcul peut être réduite sans affecter la convergence de l'algorithme en négligeant l'étape (3) du calcul du gradient. Ceci conduit à l'algorithme FBLMS dit *non constraint* dans le quel les termes de repliement du produit  $(X_s^* \otimes E_s)$  sont maintenus .L'équation d'adaptation s'exprime alors par :

$$H_{s+1} = H_s + \mu X_s^* \otimes E_s \quad (3.25)$$

Par opposition, l'algorithme défini par l'équation (3.23) est appelé l'algorithme FBLMS contraint, dans lequel les termes de repliement du produit  $(X_s^* \otimes E_s)$  sont éliminés par le projecteur  $\mathbf{G}$ .

### Normalisation dans le domaine fréquentiel

Les coefficients du filtre mis à jour dans le domaine fréquentiel par les équations (3.23 et 3.25) sont adaptés indépendamment les uns des autres.

Il est donc possible d'utiliser pour chaque coefficient un pas d'adaptation approprié. Ceci se traduit par la prémultiplication (produit de Schur) du terme correctif  $(X_s^* \otimes E_s)$  par un vecteur  $T_s$  de dimension  $M$ , mis à jour à chaque itération. L'équation de mise à jour du filtre devient alors, pour l'algorithme contraint :

$$H_{s+1} = H_s + \mu G(T_s \otimes X_s^* \otimes E_s) \quad (3.26)$$

et pour le non contraint :

$$H_{s+1} = H_s + \mu T_s \otimes X_s^* \otimes E_s \quad (3.27)$$

Cette nouvelle opération appelée *normalisation* va permettre d'améliorer la convergence de l'algorithme. En effet, le choix d'un pas d'adaptation inversement proportionnel à la puissance du signal d'entrée à la fréquence associée au coefficient du filtre permet de compenser la dispersion énergétique. En conséquence, une convergence quasi-uniforme pour tous les coefficients du filtre adaptatif est obtenue [21].

En pratique, la puissance du signal d'entrée est une inconnue qui varie dans le temps. Une estimation régulière de cette quantité est alors nécessaire. L'une des estimations possibles s'exprime par la récurrence suivante [25] :

$$P_s(k) = \gamma P_{s-1}(k) + (1-\gamma) |X_s(k)|^2 \quad (3.28)$$

Où  $X_s(k)$  est la  $k^{\text{ième}}$  composante de la TFD du vecteur d'entrée .et le facteur d'oubli  $\gamma$  est un coefficient permettant un lissage exponentiel de l'énergie et dont la valeur se situe dans l'intervalle  $[0,1]$ .

Les éléments du vecteur de normalisation  $T_s$  sont alors donnés par :

$$T_s = [P_s^{-1}(1), \dots, P_s^{-1}(M)] \quad (3.29)$$

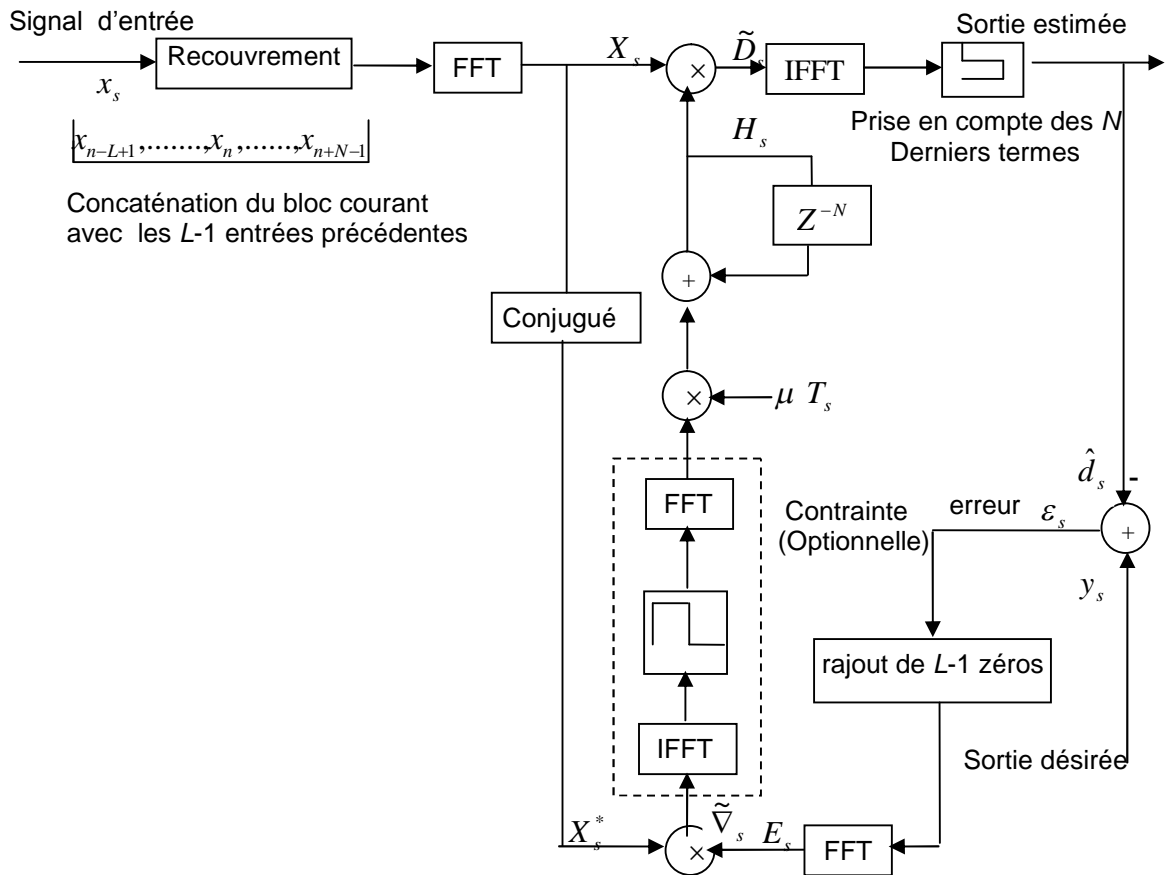


Figure 3.2 : Organigramme structurel de l'algorithme FBLMS

### 3.3.2 Algorithme MDF

Dans la version originale de l'algorithme FBLMS présenté ci-dessus, les transformées sont de longueur  $M \geq L + N - 1$ . Ceci peut poser des problèmes d'implémentation en temps réel, notamment pour les très longues réponses impulsionnelles. En effet, le calcul de très longues FFT<sub>s</sub> nécessite un espace mémoire considérable et entraîne de grandes erreurs de d'arrondi.

D'autre part, le calcul de convolution avec de très longues séquences entraînerait des retards prohibitifs, parfois inacceptables.

L'idée de base de cet algorithme ,introduit par **Soo** et **Pang** [26] ,est la segmentation de la réponse impulsionnelle en  $K$  segments de longueur  $P$  de telle sorte que  $L=KP$  ,et d'utiliser de courtes FFT<sub>s</sub> de taille  $M$ ,où  $M$  est la plus petite puissance de 2 supérieure ou égale à  $N+P-1$ .La convolution dans le domaine temporel se traduit alors par la somme de  $K$  convolutions partielles entre les  $K$  segments de la réponse impulsionnelle et la séquence du signal d'entrée qui est également segmentée en  $K$  sous blocs. Ceci conduit à l'algorithme dit à *délais multiples* MDF (*Multidelay Frequency –Domain Adaptive Filter*) [29].

- Equation de convolution :

Considérons la réponse impulsionnelle de longueur  $L=KP$  :

$$\mathbf{h}_s = [h_s(0), \dots, h_s(P-1), \dots, h_s(2P-1), \dots, h_s(KP-1)]^T \quad (3.30)$$

Après segmentation en  $K$  sous blocs de longueur  $P$  :

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_s &= [[h_s(0), \dots, h_s(P-1)] [h_s(P), \dots, h_s(2P-1)] \dots [h_s(KP-P), \dots, h_s(KP-1)]]^T \\ &= [h_s^{(0)}, h_s^{(1)}, \dots, h_s^{(k-1)}]^T \end{aligned} \quad (3.31)$$

On définit  $h_s^{(k)}$  comme étant le  $k^{\text{ième}}$  segment de la réponse impulsionnelle à l'instant  $sN$ . Les éléments de  $h_s^{(k)}$  sont donnés par :

$$h_s^{(k)} = [h_s(kP), \dots, h_s(kP+P-1)]^T \quad \text{pour } k=0, \dots, k-1. \quad (3.32)$$

En effectuant la même opération pour la séquence des entrées dont la longueur est identique à celle de la réponse impulsionnelle , i.e . $L=KP$  :

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{sN} &= [x(sN), \dots, x(sN-P+1), \dots, x(sN-2P+1), \dots, x(sN-kP+1)]^T \\ &= [[x(sN), \dots, x(sN-P+1)] [x(sN-P), \dots, x(sN-2P+1)] \dots [x(sN-KP+P), \dots, x(sN-KP+1)]]^T \\ &= [x_{sN}^{(0)}, x_{sN}^{(1)}, \dots, x_{sN}^{(k-1)}]^T \end{aligned} \quad (3.33)$$



Le vecteur  $x_{sN}^{(k)}$  est le  $k^{\text{ième}}$  sous bloc du vecteur temporel des échantillons d'entrée  $x_{sN}$ . C'est un vecteur de longueur  $P$  donné par :

$$x_{sN}^{(k)} = [x(sN - kP), \dots, x(sN - kP - P)]^T \quad \text{pour } k=0, \dots, K-1 \quad (3.34)$$

La convolution à l'instant  $sN$  s'écrit alors :

$$\begin{aligned} d(sN) = & h_s(0)x(sN) + h_s(1)x(sN-1) + \dots + h_s(P-1)x(sN-P+1) + \\ & h_s(P)x(sN-P) + h_s(P+1)x(sN-P-1) + \dots + h_s(2P-1)x(sN-2P+1) + \dots + \\ & h_s(KP-P)x(sN-KP+P) + h_s(KP-P+1)x(sN-KP+P-1) + \dots + h_s(KP-1)x(sN-KP+1) \end{aligned}$$

En utilisant la forme vectorielle :

$$d(sN) = h_s^{(0)T} x_{sN}^{(0)} + h_s^{(1)T} x_{sN}^{(1)} + \dots + h_s^{(K-1)T} x_{sN}^{(K-1)} \quad (3.35)$$

On constate que pour chaque nouvelle entrée, la convolution de longueur  $L$  est décomposée en  $K$  convolutions partielles de longueur  $P$ .

En introduisant la procédure de traitement des données par blocs de  $N$  échantillons et de façon similaire à (3.4), on peut écrire :

$$d_s = \sum_{k=0}^{K-1} h_s^{(k)T} \chi_s^{(k)} \quad (3.36)$$

Où  $\chi_s^{(k)}$  est la matrice des données correspondant à la  $k^{\text{ème}}$  convolution partielle :

$$\chi_s^{(k)} = [x_{sN}^{(k)}, x_{sN+1}^{(k)}, \dots, x_{sN+N-1}^{(k)}]^T, \quad \text{pour } k=1, \dots, K \quad (3.37)$$

En vertu du principe de superposition par l'utilisation de la procédure OLA pour le calcul de chaque convolution partielle dans le domaine fréquentiel, la sortie du filtre

S'écrit :

$$d_s = f W_M^{-1} \left( \sum_{k=0}^{K-1} X_s^{(k)} \otimes H_s^{(k)} \right) \quad (3.38)$$

Où  $H_s^{(k)}$  le vecteur de longueur  $M$ , transformé de Fourier de  $h_s^{(k)}$  complété par  $(N-1)$  zéros :

$$H_s^{(k)} = W_M \begin{bmatrix} h_s^{(k)} \\ \mathbf{O}_{(N-1) \times 1} \end{bmatrix} \quad (3.39)$$

et  $X_s^{(k)}$  le vecteur de longueur  $M$  transformé de Fourier de  $x_{sN}^{(k)}$  complété par  $(P-1)$  échantillons précédents :

$$X_s^{(k)} = W_M [x(sN-kP-P+1), \dots, x(sN-kP-1), x(sN-kP), \dots, x(sN-kP+N-1)]^T \quad (3.40)$$

Le symbole  $\otimes$  représente le produit de Schur des vecteurs complexes (élément par élément). et  $f$  est une fenêtre rectangulaire qui permet d'isoler les  $N$  derniers termes qui correspondent à la convolution linéaire recherchée.  $f$  est définie de la même manière que dans (3.13).

A partir de ce résultat le vecteur d'erreur s'exprime par :

$$\varepsilon_s = y_s - f W_M^{-1} \left( \sum_{k=0}^{K-1} X_s^{(k)} \otimes H_s^{(k)} \right) \quad (3.41)$$

L'organigramme décrivant cette méthode de calcul de la sortie du filtre est montré dans la figure 3.3.

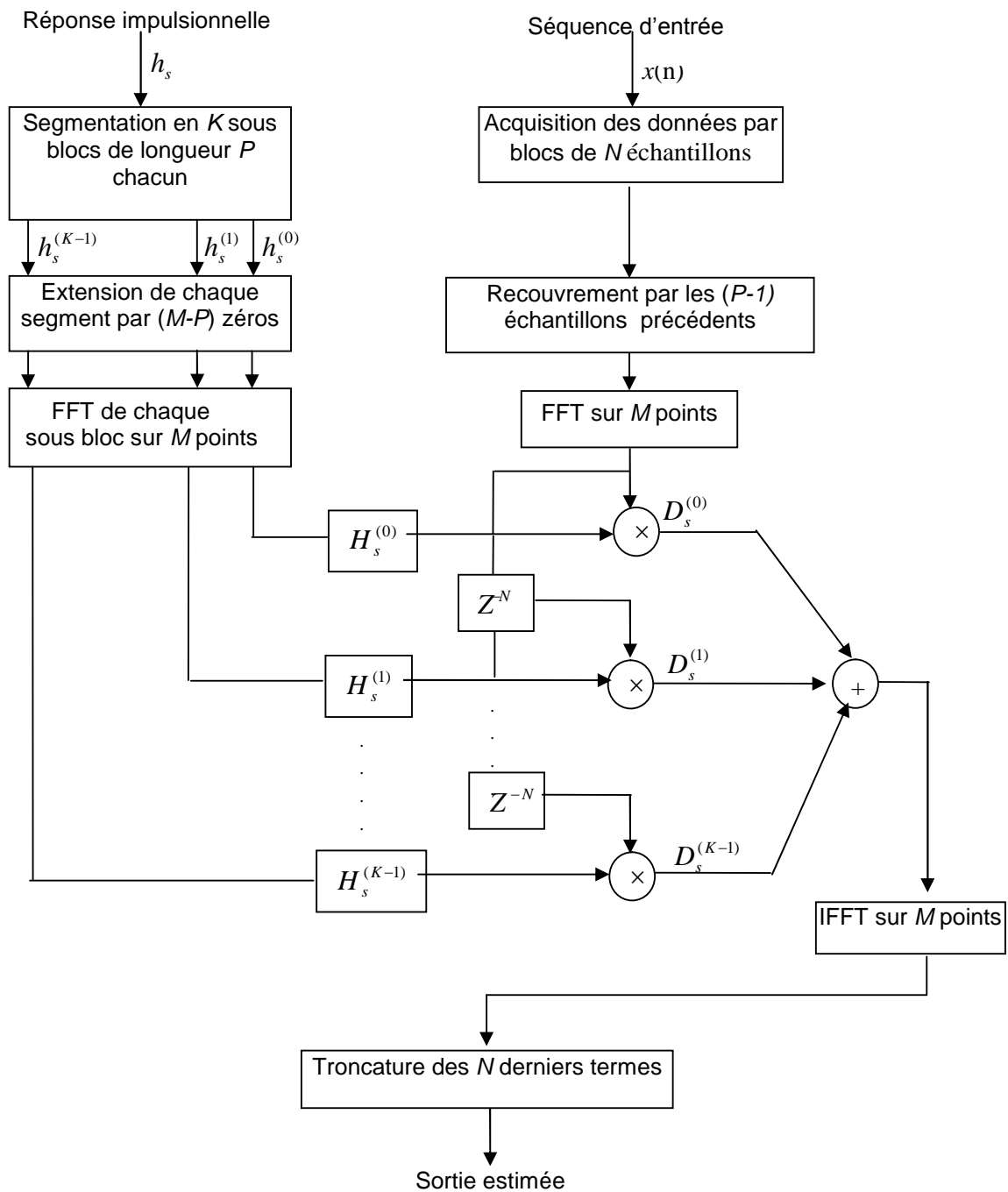


Figure 3.3 : Organigramme de la convolution rapide et segmentation [29]

- Equations d'adaptation

En vertu de superposition et de façon similaire à l'algorithme FBLMS, le calcul du gradient correspondant au  $k^{\text{ème}}$  segment de la réponse impulsionnelle

s'effectue par le calcul de l'inter-corrélation entre le  $k^{\text{ème}}$  sous-bloc de la séquence d'entrée et le vecteur d'erreur.

Par conséquent les équations d'adaptation dans le domaine fréquentiel des coefficients segment du filtre s'exprime par :

Pour le cas contraint :

$$H_{s+1}^{(k)} = H_s^{(k)} + \mu G(T_s \otimes (X_s^{(k)})^* \otimes E_s) \quad (3.42)$$

et pour le cas non contraint :

$$H_{s+1}^{(k)} = H_s^{(k)} + \mu(T_s \otimes (X_s^{(k)})^* \otimes E_s) \quad (3.43)$$

où

$$G = W_M \begin{bmatrix} I_{P \times P} & O_{P \times (N-1)} \\ O_{(N-1) \times P} & O_{(N-1) \times (N-1)} \end{bmatrix} W_M^{-1} \quad (3.44)$$

$T_s$  est le vecteur de normalisation dans le domaine fréquentiel dont les éléments sont calculés de la même manière que dans le FBLMS.

**Remarque :**

Afin de minimiser la charge de calcul, un choix judicieux est de prendre  $N=P$ . Dans ce cas  $X_s^{(k)} = X_{s-k}^{(0)}$ ,  $0 < k < K$ . Par conséquent à chaque itération, on évalue seulement la FFT du bloc du signal d'entrée le plus récent, i.e.  $X_s^{(0)}$ .

### 3.3.3 Algorithme GMDF<sub>α</sub>

Dans ce qui précède, il est implicitement supposé que la taille du bloc d'entrée et le décalage entre deux sections successives  $x_s^{(k)}$  sont identiques, i.e. les sections du signal d'entrée sont décalées de  $N$  échantillons à chaque itération. Dans l'algorithme GMDF<sub>α</sub> (*Generalized Multidelay Frequency –Domain Adaptive Filter α*) proposé par **AIT Amrane** [21] [27] [28], en plus de la segmentation de la réponse impulsionnelle, une souplesse supplémentaire est introduite en permettant un recouvrement entre les blocs d'entrée successifs et cela en choisissant un décalage de  $R \leq N$  échantillons. Par souci de simplicité, nous supposons par la suite que  $R$  est une fraction entière de  $N$ , i.e.  $R = \lfloor N/\alpha \rfloor$  (le symbole  $\lfloor x \rfloor$  signifie la partie entière de  $x$ ), et  $\alpha$  est un entier appelé *facteur de recouvrement* (appelé également *facteur de suréchantillonnage*). Le choix de  $R < N$  est de peu d'intérêt pour une convolution rapide, par contre l'utilisation d'un grand facteur de recouvrement apparaît essentiel dans le contexte du filtrage adaptatif car, il permet une adaptation plus fréquente des coefficients du filtre (chaque  $R$  échantillons au lieu de  $N$ ). En conséquence, de meilleures performances tant du point de vue vitesse de convergence que de capacités de poursuite peuvent être atteintes.

- Equations de filtrage

A chaque itération,  $R$  nouveaux échantillons du signal d'entrée et du signal désiré seront traités :

$$x_{sR} = [x(sR), x(sR+1), \dots, x(sR+R-1)]^T \quad (3.45)$$

$$y_{sR} = [y(sR), y(sR+1), \dots, y(sR+R-1)]^T \quad (3.46)$$

Afin de former des blocs de  $N$  échantillons, ces nouveaux échantillons sont complétés par les  $N-R$  échantillons précédents :

$$x_s = [x(sR - (\alpha - 1)R), \dots, x(sR - 1), x(sR), \dots, x(sR + R - 1)]^T \quad (3.47)$$

$$y_s = [y(sR - (\alpha - 1)R), \dots, y(sR - 1), y(sR), \dots, y(sR + R - 1)]^T \quad (3.48)$$

Les équations de filtrage dans l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  s'obtiennent et s'expriment de la même manière que dans l'algorithme MDF développé précédemment .La convolution du bloc d'entrée par la réponse impulsionnelle est donnée alors par :

$$d_s = f W_M^{-1} \left( \sum_{k=0}^{K-1} X_s^{(k)} \otimes H_s^{(k)} \right) \quad (3.49)$$

où  $X_s^{(k)}$  est le vecteur transformé de Fourier du  $k^{\text{ème}}$  segment du bloc d'entrée complété par le  $(P-1)$  échantillons précédents :

$$X_s^{(k)} = W_M \left[ x(sR - (k+1)P - (\alpha-1)R + 1), \dots, x(sR - kP - 1), x(sR - kP), \dots, x(sR - kP + R - 1) \right]^T \quad (3.50)$$

$M$  étant la plus petite puissance de 2 supérieure ou égale à  $P+N-1$ .

$H_s^{(k)}$  Le vecteur de longueur  $M$  transformé de Fourier de  $h_s^{(k)}$  complété par  $(N-1)$  zéros :

$$H_s^{(k)} = W_M \begin{bmatrix} h_s^{(k)} \\ O_{(N-1) \times 1} \end{bmatrix} \quad (3.51)$$

La fenêtre  $f$  est définie de la même manière que dans (3.13) et permet d'isoler les termes correspondant à la convolution linéaire désirée.

- Equations d'adaptation

Les équations d'adaptation des coefficients du filtre s'obtiennent et s'expriment de la même manière que dans le MDF .Les versions contrainte et non contrainte de l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  sont alors données respectivement par :

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{s+1}^{(k)} = H_s^{(k)} + \mu G(T_s \otimes (X_s^{(k)})^* \otimes E_s) \end{array} \right. \quad (3.52)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{s+1}^{(k)} = H_s^{(k)} + \mu T_s \otimes (X_s^{(k)})^* \otimes E_s \end{array} \right. \quad (3.53)$$

- Reconstitution de la sortie par WOLA :

La différence essentielle entre le MDF et le  $\text{GMDF}_\alpha$  réside dans la façon de reconstruire le signal de sortie .Les blocs successifs d'entrée se recouvrent plus que nécessaire,il en résulte qu'à un instant donné  $n$  pour la sortie,le calcul aura été effectué  $\alpha$  fois .La méthode d'addition-recouvrement pondéré (Weighted overlap add WOLA) (voir annexe A et [27]) consiste à additionner avec la pondération appropriée ,les échantillons de  $\alpha$  blocs de sortie successifs qui correspondent au même instant pour le signal de sortie final .

Soit  $\mathbf{g}$  une fenêtre de reconstitution de longueur  $N+P-1$ , permettant à chaque itération d'isoler les  $N$  termes de la sortie OLS qui correspondent à une convolution linéaire, et satisfaisant la condition de normalisation :

$$\sum_{i=0}^{\alpha-1} g(n-iR) = 1, \text{ pour } n=P, \dots, N+P-1 \quad (3.54)$$

avec

$$\mathbf{g} = [O_{1 \times (P-1)}, g(1), g(2), \dots, g(N)]^T$$

On définit alors le bloc de sortie pondéré par :

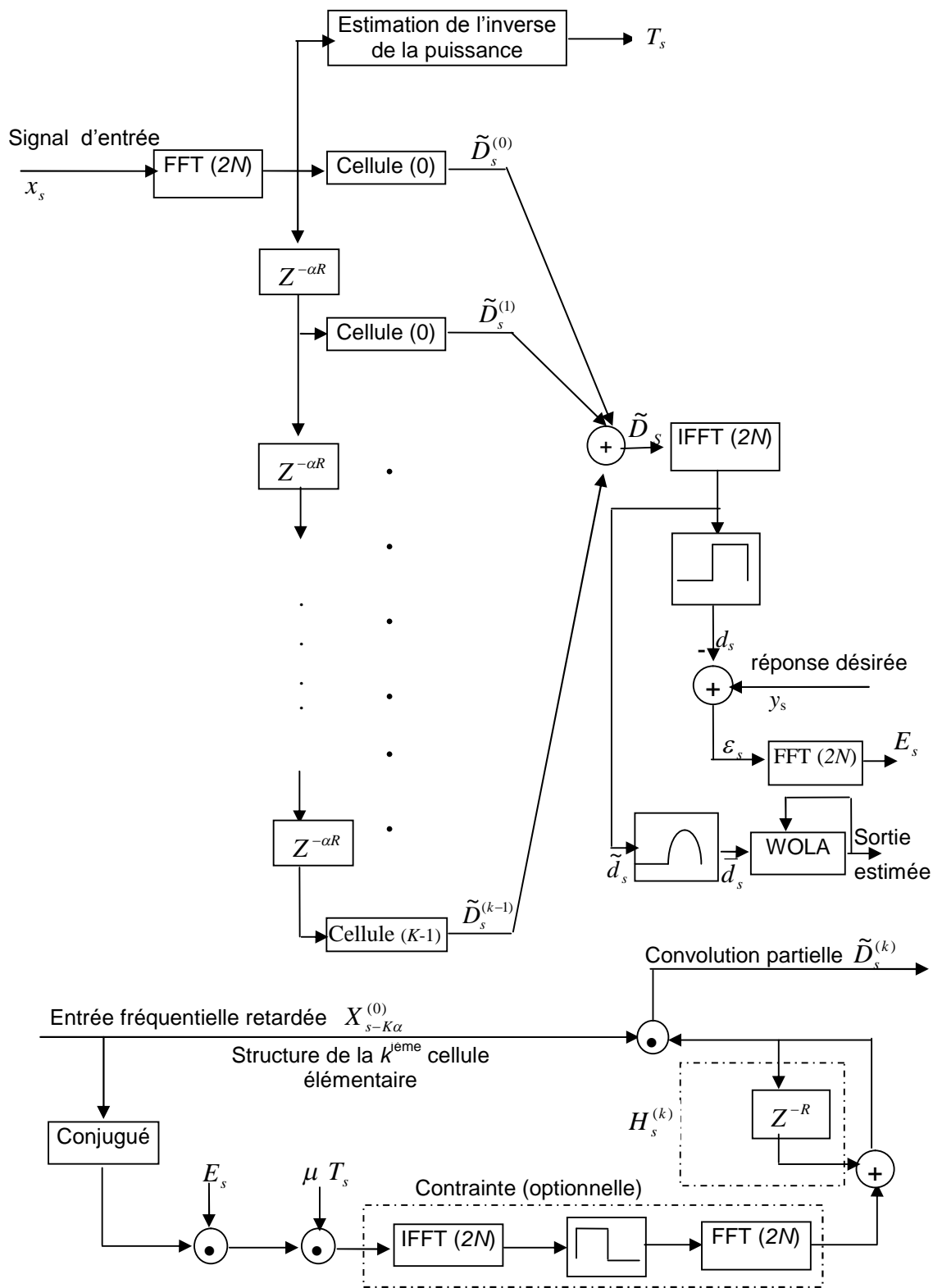
$$\bar{d}_s = [O_{N \times (P-1)} \quad I_{N \times N}] \mathbf{g} \otimes \tilde{d}_s \quad (3.55)$$

Où  $\tilde{d}_s$  est obtenu suivant la relation (3.36)

Le bloc de sortie final s'obtient par addition-recouvrement des  $\alpha$  blocs pondérés successifs :

$$d(sR+n) = \sum_{j=0}^{\alpha-1} \bar{d}((s-j)R + P - 1 + n) \quad (3.56)$$

La structure globale de l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  est schématisée par la figure 3.4.

Figure 3.4 : Organigramme structurel de l'algorithme GMDF $_{\alpha}$  [15].



### 3.4 Implémentation de l'algorithme GMDF $\alpha$

Nous allons maintenant présenter les différentes étapes permettant une implémentation à faible coût de calcul du filtre adaptatif basé sur l'algorithme GMDF $\alpha$ . La réponse impulsionnelle est de taille  $L=KP$  et le bloc des entrées est fixé à  $N=P$  échantillons [28]. Les transformées de Fourier seront alors effectuées sur  $M \geq 2N - 1$  points.

A chaque itération  $s$ , les différentes étapes de l'algorithme consistent en :

1. Acquisition du vecteur  $x_{sR}$  des  $R$  nouveaux échantillons :

$$x_{sR} = [x(sR), \dots, x(sR + R - 1)]^T \quad (3.57)$$

2. Recouvrement des  $R$  nouveaux échantillons d'entrée par les  $2N-R$  précédents

$$x_s = [x(sR - 2N + R), \dots, x(sR - 1), x(sR), \dots, x(sR + R - 1)]^T \quad (3.58)$$

3. Evaluation du bloc fréquentiel d'entrée courant

$$X_s^{(0)} = W_{2N} [x(sR - 2N + R), \dots, x(sR - 1), x(sR), \dots, x(sR + R - 1)]^T \quad (3.59)$$

4. Estimation de la puissance du signal d'entrée : *pour*  $i=1, \dots, 2N$

$$P_s(i) = \gamma P_{s-1}(i) + (1 - \gamma) |X_s^{(0)}(i)|^2 \quad (3.60)$$

5. Mise à jour des coefficients de normalisation

$$T_s = [P_s^{-1}(1), \dots, P_s^{-1}(2N)] \quad (3.61)$$

6. Rafraîchissement de  $K-1$  entrées fréquentielles retardées

$$X_s^{(k)} = X_{s-k\alpha}^{(0)} \quad (3.62)$$

7. Evaluation du bloc de sorties temporelles court terme

$$\bar{d}_s = [O_{N \times N} \quad O_{N \times N}] g \otimes W_{2N}^{-1} \left( \sum_{k=0}^{K-1} X_s^{(k)} \otimes H_s^{(k)} \right) \quad (3.63)$$

8. Reconstruction par WOLA des  $R$  échantillons de sortie pour  $n=1, \dots, R$

$$d(sR + n) = \sum_{j=0}^{\alpha-1} \bar{d}((s-j)R + n) \quad (3.64)$$

9. Evaluation du bloc fréquentiel de sortie désirée

$$Y_s = W_{2N} [y(sR - 2N + R), \dots, y(sN - 1), y(sN), \dots, y(sN + R - 1)]^T \quad (3.65)$$

10. Evaluation du signal d'erreur en fréquence

$$E_s = W_{2N} \begin{bmatrix} O_{N \times N} & O_{N \times N} \\ O_{N \times N} & I_{N \times N} \end{bmatrix} W_{2N}^{-1} \left( Y_s - \sum_{k=0}^{K-1} X_s^{(k)} \otimes H_s^{(k)} \right) \quad (3.66)$$

11. Evaluation du terme correctif du  $k^{\text{ième}}$  segment du filtre

$$\nabla_s^{(k)} = T_s \otimes (X_s^{(k)})^* \otimes E_s \quad (3.67)$$

12. Contrainte (optionnelle)

$$\nabla_s^{(k)} = W_{2N} \begin{bmatrix} I_{N \times N} & O_{N \times N} \\ O_{N \times N} & O_{N \times N} \end{bmatrix} W_{2N}^{-1} (T_s \otimes (X_s^{(k)})^* \otimes E_s) \quad (3.68)$$

13. Mise à jour du  $k^{\text{ième}}$  segment du filtre

$$H_{s+1}^{(k)} = H_s^{(k)} + \mu \nabla_s^{(k)} \quad (3.69)$$

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents algorithmes de filtrage adaptatif susceptibles d'être appliqués à l'annulation d'écho acoustique. L'analyse de l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  montre qu'il couvre toute une famille d'algorithmes fréquentiels et constitue une généralisation des algorithmes qui l'ont précédé :

- En l'absence de segmentation ( $K=1$ ), pour  $\alpha=1$ , cet algorithme correspond à l'algorithme FBLMS.
- En présence de segmentation ( $K \neq 1$ ), pour  $\alpha=1$ , cet algorithme correspond à l'algorithme à délais multiples (MDF).
- En absence de normalisation fréquentielle et de segmentation, pour  $\alpha=L$ , La version contrainte de cet algorithme correspond à une implémentation en fréquence du LMS avec moyennage du gradient sur  $L$  points.

L'étude d'une caractéristique importante de ces algorithmes telle la complexité arithmétique a montré que le  $\text{GMDF}_\alpha$  offre de meilleurs avantages pour une application où les réponses impulsionnelles sont très longues et où le temps de calcul doit être le plus faible possible.

## **CHAPITRE 4**

### **ETUDE COMPARATIVE DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES ADAPTATIFS DANS LES DOMAINES TEMPS ET FREQUENCE**

#### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons, tester et comparer les performances des algorithmes adaptatifs présentés dans les chapitres précédents et ceci dans le domaine temporel et fréquentiel. Les performances auxquelles nous nous intéressons dans cette étude sont exprimées en terme de vitesse de convergence et du niveau de l'erreur de filtrage en sortie.

#### 4.2 Principe général de l'annulation d'écho acoustique

Le canal acoustique de bouclage représente la transformation du signal diffusé par le haut-parleur et capté de nouveau par les microphones du système de prise de son, principalement due aux réflexions multiples de la salle. L'effet de ce bouclage est double :

- D'une part, la jonction avec une autre salle qui possède son propre couplage acoustique, constitue une boucle fermée, cette boucle est instable dès que son gain est supérieur à 1 pour une fréquence quelconque et dans ce cas, le système émet un fort sifflement (effet Larsen) qui interdit la communication .

- D'autre part, lorsque la transmission introduit un retard important de l'ordre de plusieurs dizaines de millisecondes, les personnes entendent ce qu'elles disent avec un écho dû aux bouclages acoustiques de la salle distante et ce phénomène est rapidement très gênant, empêchant également toute conversation. Il est donc souhaitable, dans tous les cas, de réduire le niveau de cet écho acoustique. Un système d'annulation d'écho acoustique assure les fonctions suivantes :

- Il estime l'écho acoustique entre l'entrée (signal envoyé dans le haut-parleur) et la sortie (signal microphonique) de la salle et il retranche cette estimation du signal microphonique réalisant ainsi, dans un cas idéal, l'annulation d'écho sans affecter l'émission locale de parole. Formellement, l'annulation de cet écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire (le couplage acoustique) avec entrée connue (la parole qui provient du locuteur distant) et bruit en sortie (la parole du locuteur situé dans la salle où agit le couplage acoustique). Le problème est compliqué par le fait que les signaux de parole sont fortement non stationnaires et que le couplage acoustique varie dans le temps : mouvement des personnes, déplacements des objets,.... L'aspect non stationnaire et la validité limitée de la connaissance a priori d'une salle donnée conduisent à l'utilisation de méthodes algorithmiques adaptatives.

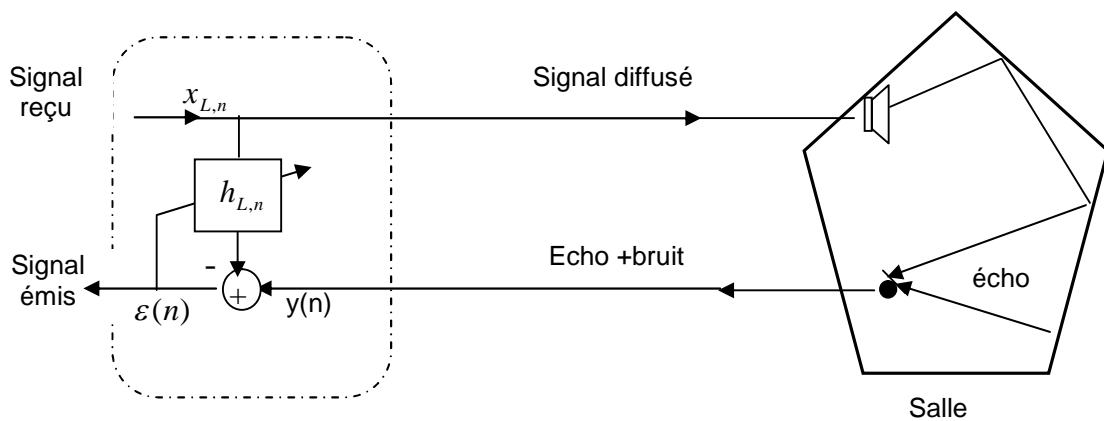


Figure 4.1 : Modèle de terminal audio avec écho acoustique  
La partie encadrée schématise le principe de l'annulation d'écho.

### 4.3 Description des canaux de couplage acoustique

Dans cette étude on se place dans le cas d'un canal acoustique stationnaire. Pour simuler le milieu acoustique, nous disposons de deux réponses impulsionnelles de couplage acoustique mesurées en régime stationnaire. La première est une réponse impulsionnelle mesurée dans une salle de téléconférence, et la deuxième dans une salle d'audioconférence. Ces deux réponses impulsionnelles sont formées de 8192 points [12].

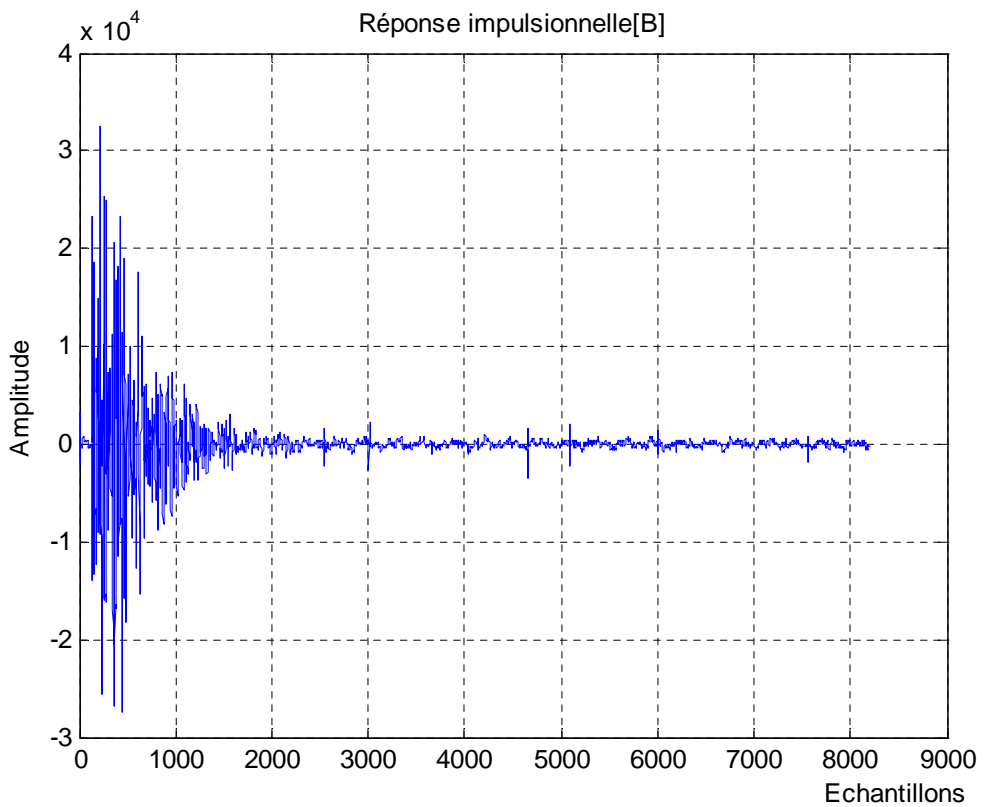
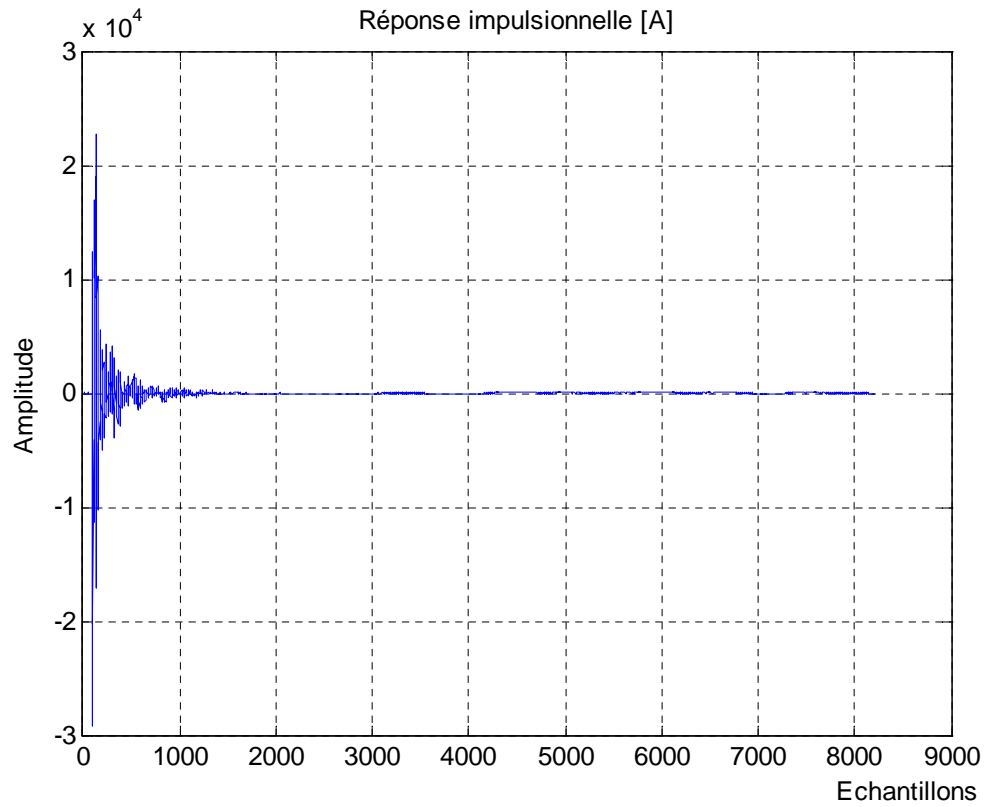


Figure 4.2 : Réponses impulsionnelles de canaux de couplage acoustiques.

[A] salle de téléconférence.

[B] salle d'audioconférence.

#### 4.4 Description des signaux de tests

Les signaux utilisés dans les simulations sont :

Un bruit blanc gaussien qui est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences.

Un bruit stationnaire à spectre moyen de la parole (bruit USASI) qui est très intéressant grâce à son spectre, il est souvent utilisé comme signal de test dans les applications d'annulation d'écho acoustique pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs et leur capacité de poursuite des non stationnarités intervenant dans le chemin d'écho à identifier.

Un signal de parole constitué d'une phrase phonétiquement équilibrée, échantillonnée à 16 KHz et codées sur 16 bits. Cette phrase est prononcée par un locuteur masculin (signal parole1)

Signal parole 1 : « Un loup se jeta immédiatement sur la petite chèvre ».

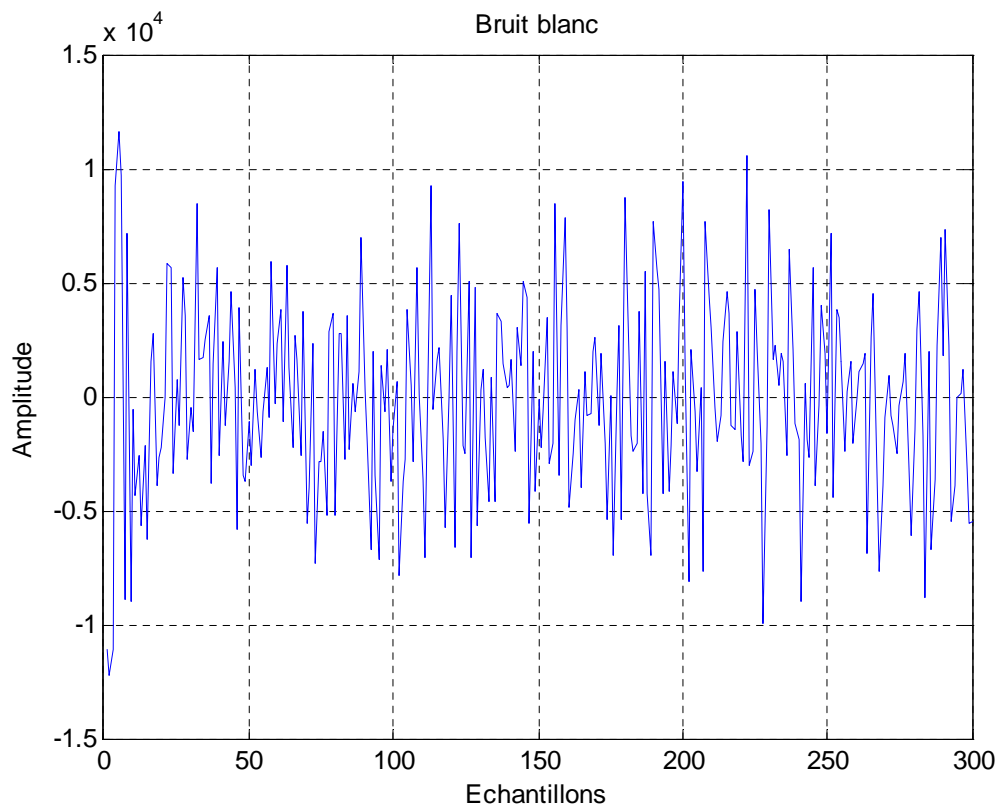


Figure 4.3 : Bruit Blanc

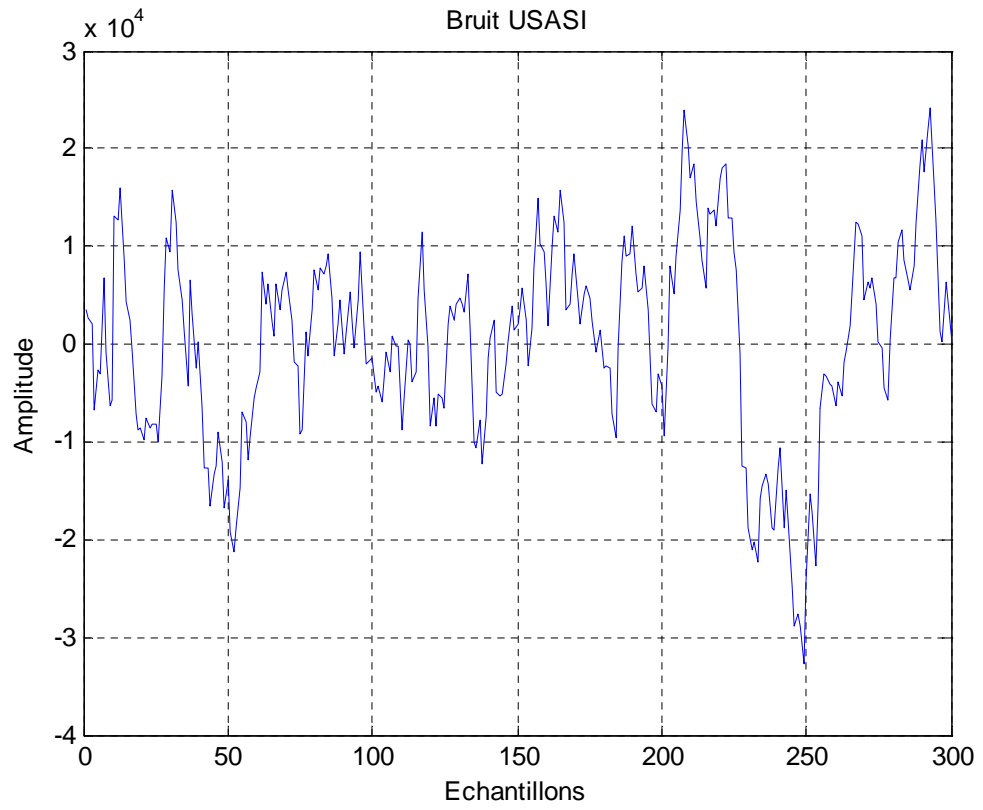


Figure 4.4 : Bruit USASI

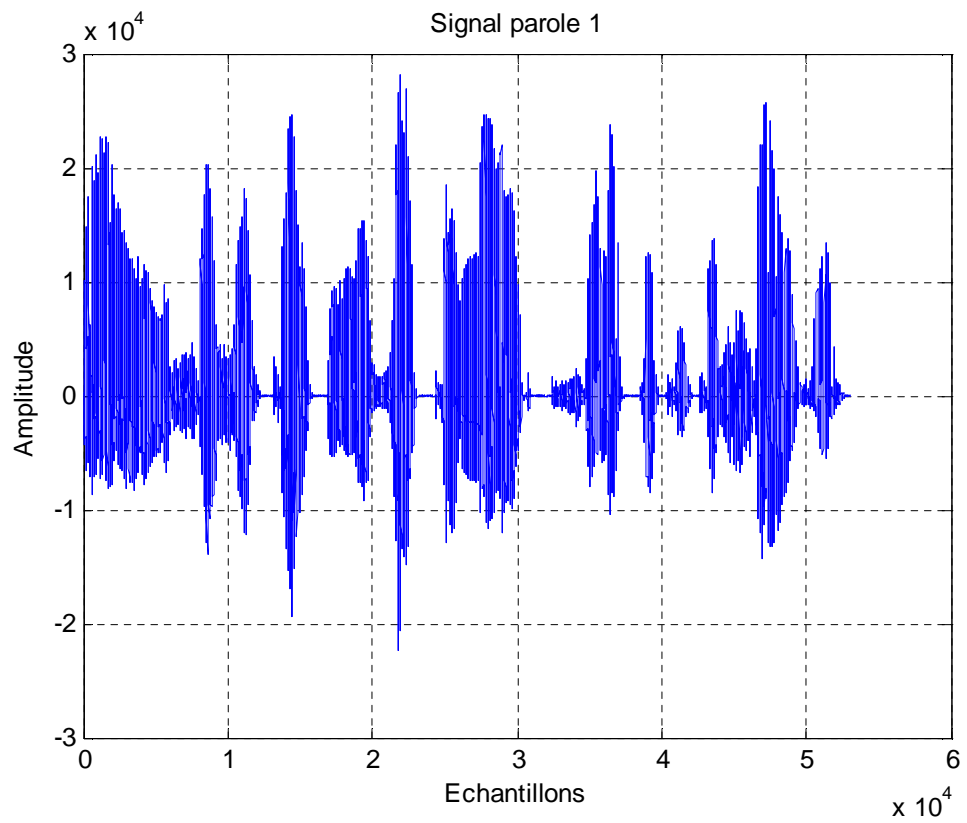


Figure 4.5 : Signal de parole fréquence d'échantillonnage 16KHz



L'indice de performance utilisé dans nos tests est l'évolution temporelle de l'erreur de filtrage a priori exprimée en (dB) et donnée par :

$$EQM(n) = 10\log(\sigma_{\varepsilon(n)}^2)$$

Où  $\sigma_{\varepsilon(n)}^2$  désigne une moyenne temporelle effectuée sur un certain nombre d'échantillons consécutifs, et  $\log(.)$  représente le logarithme à base 10, avec :

$$\sigma_{\varepsilon(n)}^2 = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L \varepsilon(n)^2$$

Où  $\varepsilon(n)$  représente l'erreur de filtrage a priori calculée avant la mise à jour du filtre.

#### 4.5 Influence des paramètres L, $\lambda$ sur les algorithmes NLMS, RLS

Pour améliorer le comportement des deux algorithmes de filtrage adaptatif NLMS et RLS dans le domaine d'annulation d'écho acoustique, nous avons réalisé plusieurs expériences pour voir l'influence de chacun des paramètres, afin d'en choisir les meilleurs. Ces paramètres sont

L : taille du filtre transverse.

$\mu$  : pas d'adaptation.

$\lambda$  : facteur d'oubli exponentiel.

E0 : constante d'initialisation minimale des variances de prédiction aller/ retour.

L'évolution de l'effet de chaque paramètre cité précédemment sur les performances de chacun des deux algorithmes a donné les résultats suivants :

- Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme NLMS

Les résultats de cette simulation sont illustrés dans le tableau 4.1.

L	EQM (dB)	
	Bruit Blanc	Bruit USASI
32	-87,45	-88,20
64	-87,36	-88,33
128	-87,20	-88,18
256	-87,29	-87,83
512	-87,34	-87,65
1024	-86,07	-85,20

Tableau 4.1: Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme NLMS,  $\mu = 0.6$   
Signal d'entrée : Bruit Blanc, Bruit USASI

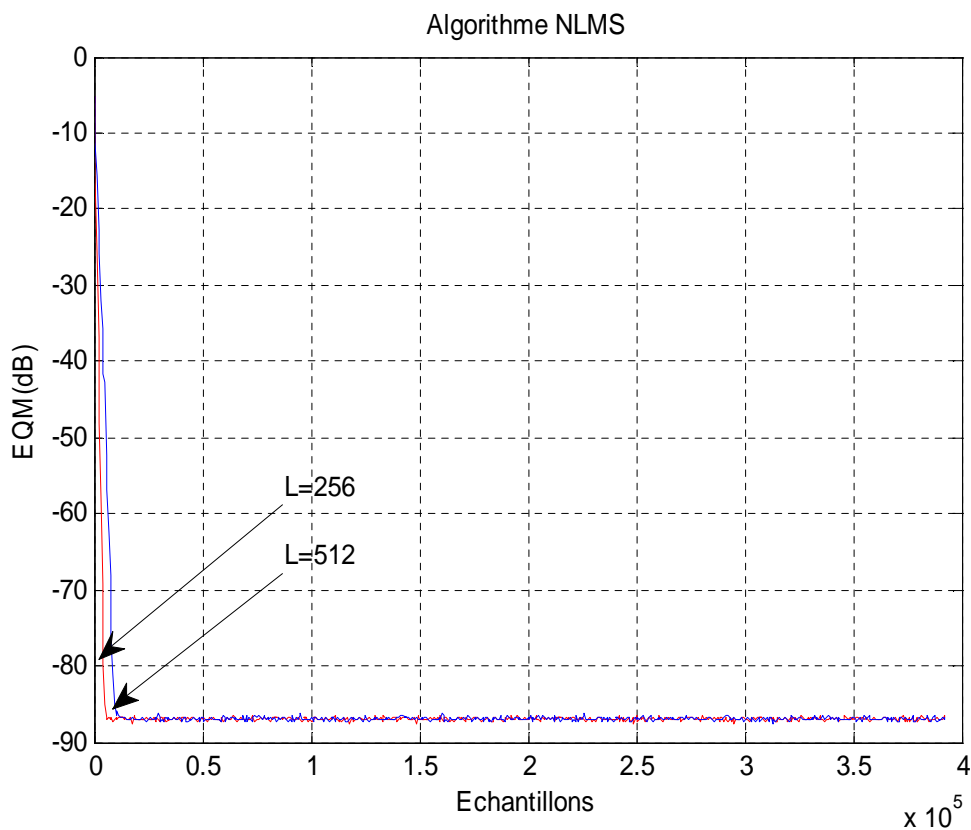


Figure 4.6 : Convergence du NLMS pour L =256, L = 512,  
Signal d'entrée bruit blanc, en utilisant la réponse impulsionnelle [A].

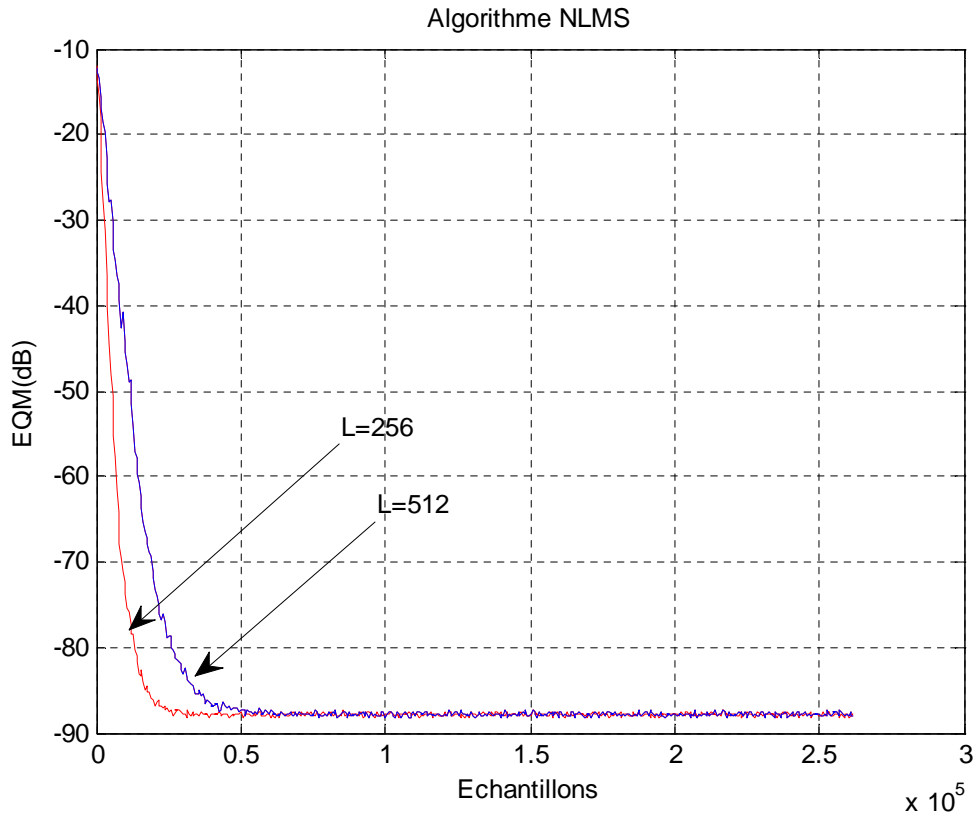


Figure 4.7 : Convergence du NLMS pour  $L = 256$ ,  $L = 512$ , Signal d'entrée bruit USASI, en utilisant la réponse impulsionnelle [A].

Les résultats expérimentaux présentés dans le tableau 4.1 illustrent le bon comportement de l'algorithme NLMS avec les deux signaux de tests (Bruit blanc et Bruit USASI) avec une légère dégradation de l'énergie de l'erreur de filtrage est remarquée lorsqu'on a à l'entrée un bruit USASI et pour une réponse impulsionnelle longue, ceci montre que la vitesse de convergence dépend de la nature du signal d'entrée. Ces résultats montrent aussi que l'identification des systèmes avec l'algorithme NLMS nécessite que la taille du filtre transverse soit égale ou supérieure à la taille réelle du système à identifier.

Pour tester la vitesse de convergence initiale et finale de l'algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS), nous avons simulé une non stationnarité en régime permanent en changeant l'amplification de la salle (voir figures 4.6 et 4.7).

Ces deux figures montrent que la vitesse de convergence est inversement proportionnelle à la taille du filtre transverse.

- Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme RLS

Les résultats de cette simulation sont illustrés dans le tableau 4.2.

L	$\lambda$	EQM (dB)	
		Bruit Blanc	Bruit USASI
32	0.9899	-88,10	-89,02
64	0.9924	-87,70	-88,50
128	0.9977	-88,20	-88,96
256	0.9987	-88,06	-88,83
512	0.9996	-88,32	-89,21
1024	0.99978	-87,64	-88,26

Tableau 4.2: Effet de la taille du filtre adaptatif sur l'algorithme RLS,  
Signal d'entrée : Bruit Blanc, Bruit USASI.

Le tableau 4.2 montre que les résultats de l'énergie de l'erreur de filtrage pour les deux signaux d'entrées sont très proches, ceci montre que la vitesse de convergence de l'algorithme de moindré carré récursif RLS est indépendante de la nature du signal excitant.

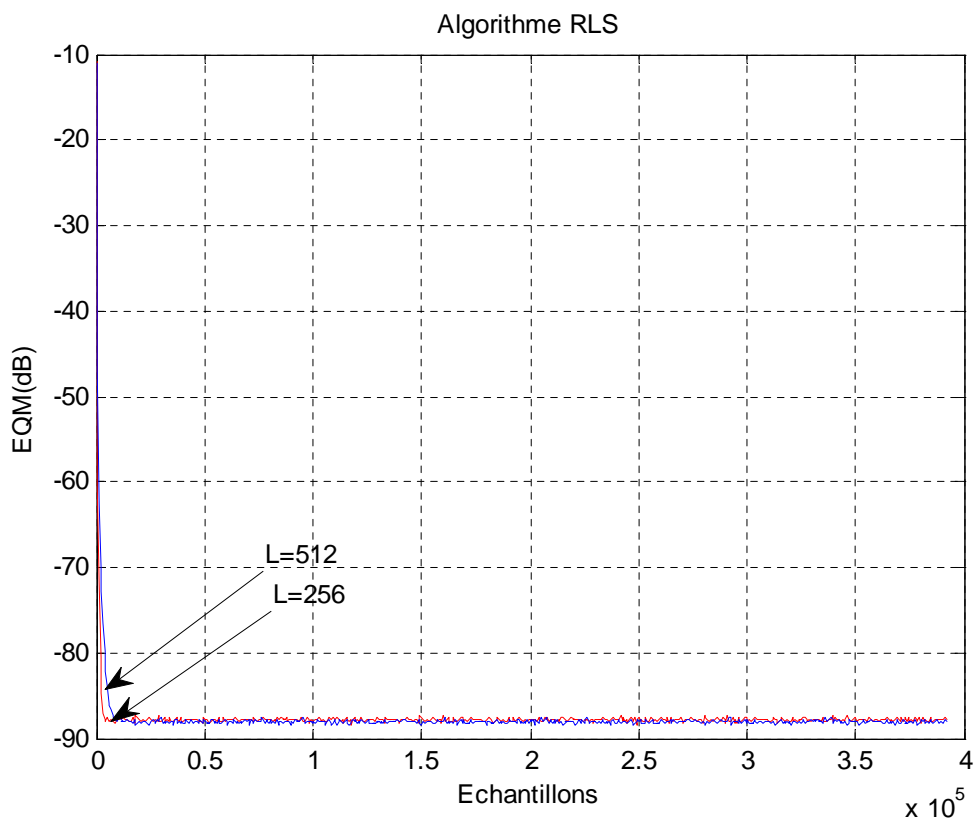


Figure 4.8: Convergence du RLS pour  $L = 256$ ,  $L = 512$ ,  
Signal d'entrée bruit blanc, en utilisant la réponse impulsionnelle [A].

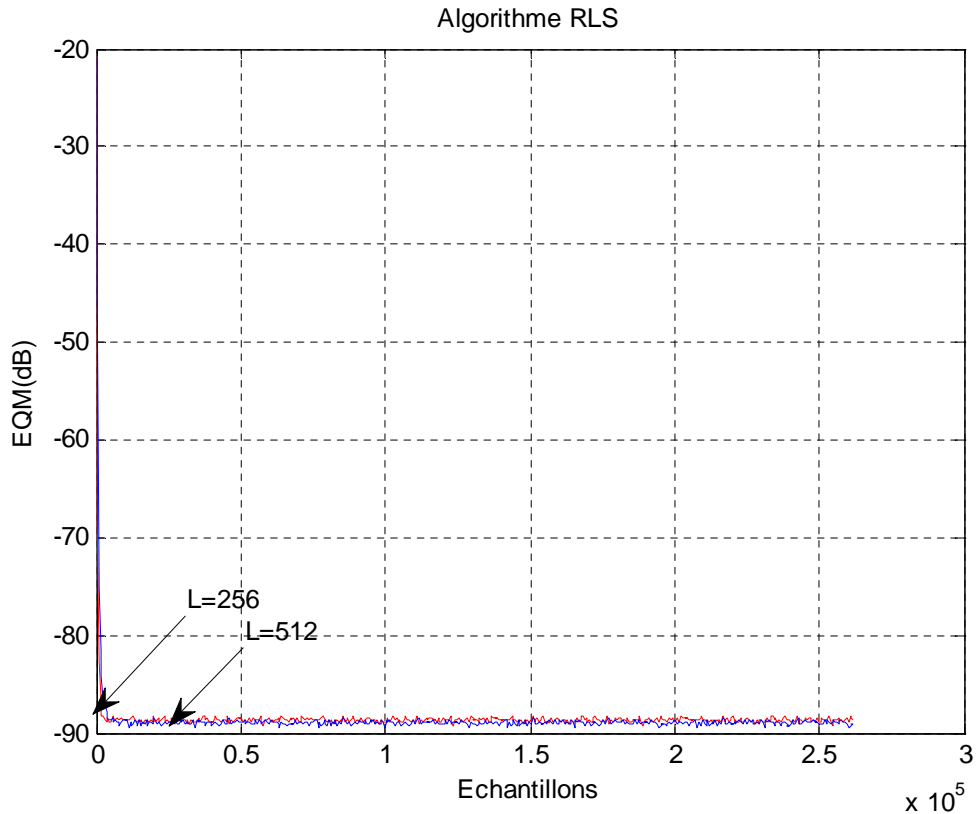


Figure 4.9: Convergence du RLS pour  $L = 256$ ,  $L = 512$ , Signal d'entrée bruit USASI, en utilisant la réponse impulsionnelle [A].

Nous avons procédé de la même manière que précédemment pour tester la vitesse initiale et finale de l'algorithme RLS. On remarque qu'il faut 10 blocs de 512 itérations « 5120 échantillons » à cet algorithme pour atteindre l'optimum (figure 4.8 pour la taille du filtre  $L = 256$ ) pour un signal d'entrée bruit Blanc et 8 blocs de 512 itérations « 4096 échantillons » à cet algorithme pour atteindre l'optimum (figure 4.9 pour la taille du filtre  $L = 256$ ) pour un signal d'entrée bruit USASI par contre l'algorithme NLMS nécessite plus d'itérations pour converger.

Ceci nous mène à dire que la bonne vitesse de convergence de l'algorithme RLS est due à sa faible dépendance à la nature du signal d'entrée, mais l'algorithme NLMS ait l'avantage de la complexité de calcul réduite. Au contraire, la complexité de calcul élevée est le point faible de l'algorithme RLS mais il fournit une vitesse de convergence rapide.

- Effet du facteur d'oubli exponentiel sur le algorithme RLS

D'après plusieurs simulations faites avec l'algorithme RLS, nous avons remarqué que le choix du facteur d'oubli exponentiel  $\lambda$  influe de manière très importante sur la performance du transitoire de l'algorithme RLS. Pour un facteur d'oubli exponentiel inférieur à 1, et au bout d'un nombre plus au moins grand d'itérations, l'algorithme diverge et devient instable, par conséquent l'erreur de filtrage en sortie s'éloigne de l'optimum voulu. C'est à dire les erreurs de filtrage à posteriori sont à tout moment supérieures à celles d'à priori.

Pour assurer la stabilité de l'algorithme, il faut satisfaire la condition suivante [6]:

$$\lambda > 1 - \frac{1}{2L + 3.5}$$

Où L représente la taille du filtre adaptatif.

#### 4.6 Comparaison les performances des algorithmes RLS et NLMS

Les figures (figure 4.10, figure 4.11, figure 4.12) présentent l'évolution temporelle des EQM des algorithmes NLMS, RLS avec un signal source de type bruit blanc et bruit USASI et signal de parole.

D'après la figure 4.10 de simulations effectués avec l'algorithme NLMS, nous avons constaté le bon comportement de cet algorithme avec les signaux faiblement corrélés, tandis que avec les signaux corrélés figure 4.12, nous avons remarqué un faible comportement de cet algorithme, et ce mauvais comportement se dégrade de plus en plus durant les tranches de silence du signal de la parole.

On remarque que la vitesse de convergence initiale de l'algorithme du gradient stochastique (NLMS) est atteinte au 52<sup>ième</sup> bloc de 512 itérations « 26624 échantillons » (figure 4.11), elle est moins importante que celle de l'algorithme RLS qui est atteinte juste après les 8<sup>ième</sup> bloc de 512 itérations (4096 échantillons) pour une entrée bruit USASI.

La figure 4.12 montre la grande vitesse de convergence de l'algorithme RLS par rapport à l'algorithme NLMS dans le cas d'un signal source de type parole et pour un ordre du filtre  $L=256$ .

Ceci nous mène à dire que la bonne vitesse de convergence de l'algorithme RLS est due à sa faible dépendance à la nature du signal d'entrée qui est la propriété principale qui caractérise la famille des algorithmes de moindre récursif, la complexité de calcul élevée est le point faible de l'algorithme RLS mais il fournit une vitesse de convergence rapide.

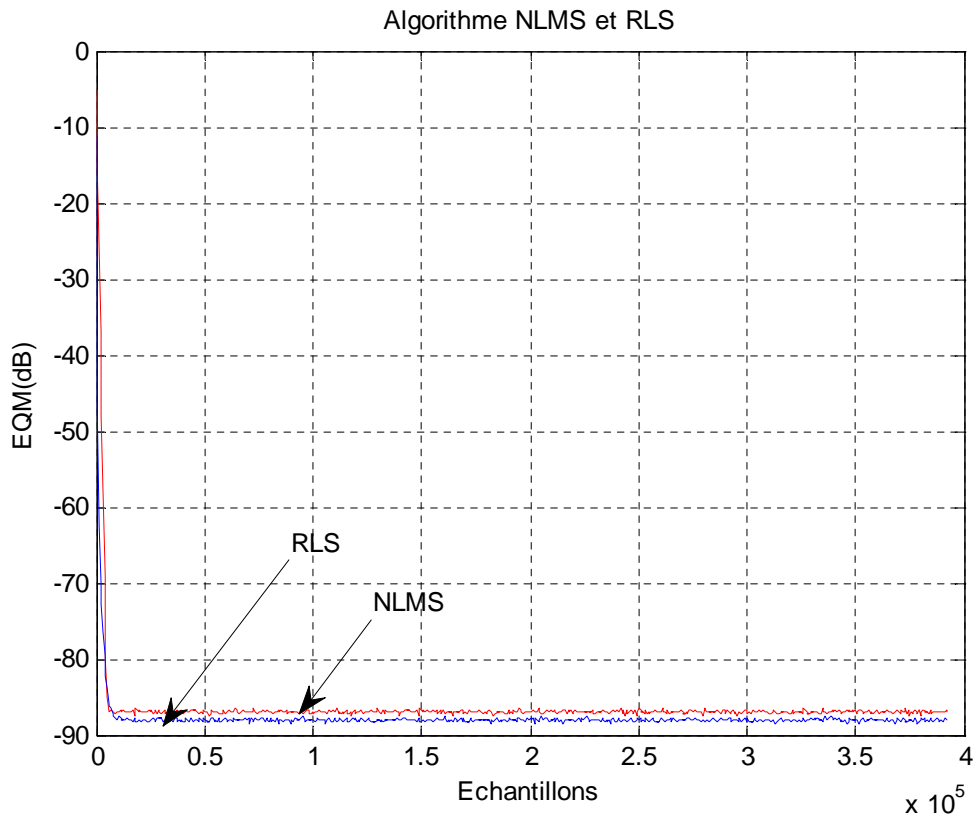


Figure 4.10 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, RLS  
 $L = 256$ ,  $\mu = 0.6$ ,  $\lambda = 0.9987$ , bruit blanc, en utilisant la réponse impulsionnelle[A].

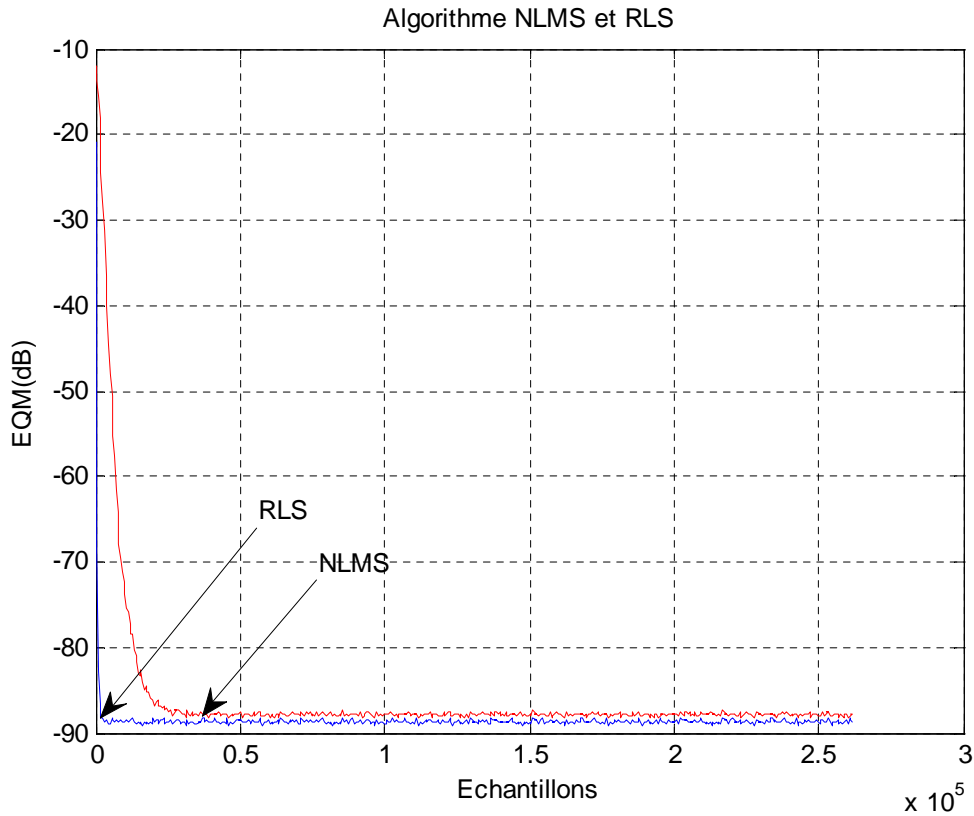


Figure 4.11 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, RLS,  $L = 256$ ,  $\mu = 0.6$ ,  $\lambda = 0.9987$ , bruit USASI, en utilisant la réponse impulsionnelle [A].

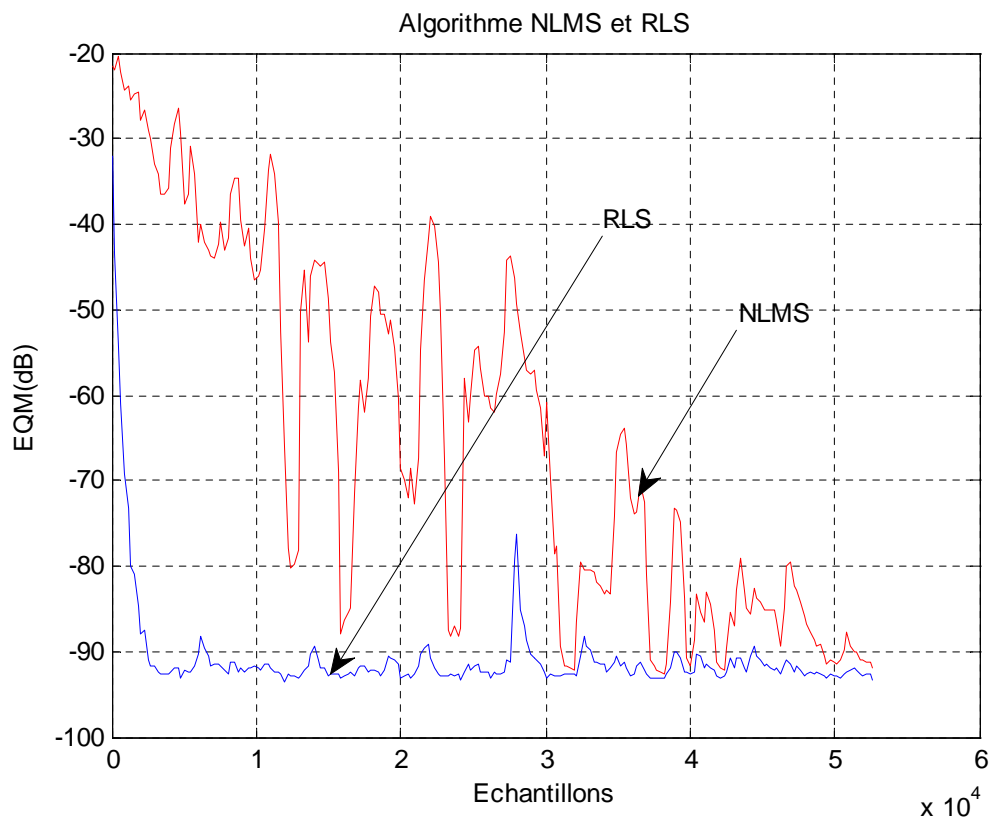


Figure 4.12 : Evolution de l'EQM (dB) pour l'algorithme NLMS, RLS,  $L = 256$ ,  $\mu = 0.6$ ,  $\lambda = 0.9987$ , signal parole, en utilisant la réponse impulsionnelle [A].



#### 4.7 Comparaison des performances des algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS

Nous avons réalisé deux applications avec les deux algorithmes  $\text{GMDF}_\alpha$  et NLMS, la première expérience correspond à l'identification de la réponse impulsionnelle mesurée dans une salle de téléconférence et la deuxième est celle d'une salle d'audioconférence avec les trois signaux de sources (bruit blanc, bruit USASI et parole).

Nous avons comme paramètres de simulation :

$\alpha$  : facteur de recouvrement

$\mu$  : pas d'adaptation

$\lambda$  : facteur d'oubli.

L : taille du filtre transverse.

##### • Première application

Les simulations ont été réalisées avec des différents signaux d'entrées (signal Bruit Blanc, Bruit USASI, signal de parole) pour des différentes tailles de filtre L données et dans le cas d'une réponse impulsionnelle mesurée dans une salle de téléconférence formée de 8192 points (voir figure 4.2 ). Les résultats de ces simulations sont illustrés dans les tableaux suivants :

L	EQM (dB)	
	Algorithme $\text{GMDF}_\alpha$	Algorithme NLMS
128	-92,88	-87,20
256	-92,94	-87,29
512	-93,20	-87,34
1024	-93,05	-87,10
2048	-93,16	-86,96
4096	-92,97	-71,12

Tableau 4.3: Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes  $\text{GMDF}_\alpha$  et NLMS, Signal d'entrée : Bruit Blanc

L	EQM (dB)	
	Algorithme GMDF <sub>α</sub>	Algorithme NLMS
128	-93,33	-88,16
256	-93,25	-87,83
512	-93,45	-87,65
1024	-93,15	-85,20
2048	-92,93	-73,13
4096	-92,86	-72,42

Tableau 4.4 : Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes GMDF<sub>α</sub> et NLMS, Signal d'entrée : Bruit USASI

L	EQM (dB)	
	Algorithme GMDF <sub>α</sub>	Algorithme NLMS
128	-92,53	-91,55
256	-92,34	-91,17
512	-92,06	-90,02
1024	-90,77	-69,47
2048	-73,22	-41,44
4096	-58,86	-37,88

Tableau 4.5 : Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes GMDF<sub>α</sub> et NLMS, Signal d'entrée : Signal de parole

Les tableaux (4.3 et 4.4) montrent que l'algorithme GMDF<sub>α</sub> se comporte bien avec des filtres de tailles importantes (supérieure ou égale à 1024 points) par contre l'algorithme NLMS a présenté une dégradation proportionnelle à la taille du filtre transverse. On remarque aussi que cet algorithme a donné de bonnes valeurs pour les EQM (dB) en régime permanent quel que soit le signal d'entrée (bruit blanc ou bruit USASI).

L'algorithme NLMS a un bon comportement pour les courtes réponses impulsionnelles et un mauvais comportement pour des réponses longues (2048 et 4096 coefficients). Une dégradation importante et croissante est remarquée dans le comportement de l'algorithme NLMS avec les deux signaux pour des tailles du filtre est égale à 2048 et 4096 points, et surtout pour le signal bruit USASI Ceci nous permet de dire que le comportement de l'algorithme NLMS dépend de la nature du signal excitant.

Le tableau 4.5 montre clairement le bon comportement de l'algorithme généralisé à délai multiple ( $\text{GMDF}_\alpha$ ) avec le signal de parole avec des tailles inférieures à 2048 points. Une dégradation importante et croissante est remarquée dans le comportement de l'algorithme NLMS avec le signal de parole si la taille du filtre est supérieure ou égale à 1024 points. Ceci nous permet de dire que le comportement de l'algorithme NLMS dépend de la nature du signal excitant.

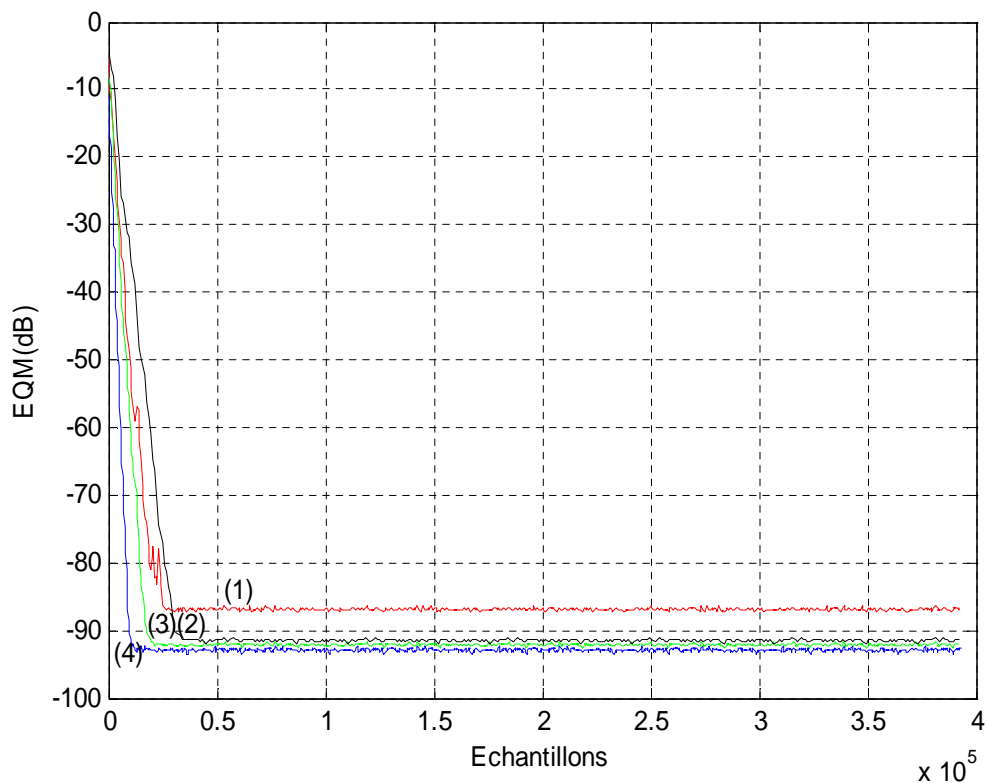


Figure 4.13 : Comparaison des performances des algorithmes :

(1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 1$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (4) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$ ,  
 $L=1024$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [A].

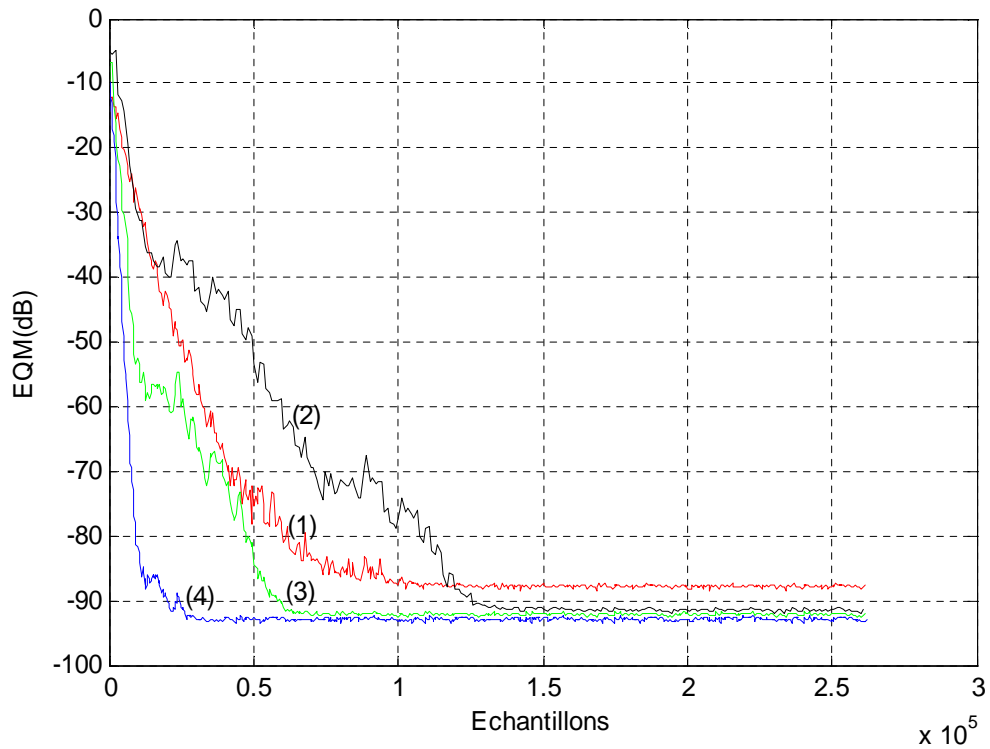


Figure 4.14 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 1$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ ,  
 (4) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$ ,  $L=1024$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda = 0.65$ , Bruit USASI, réponse [A].

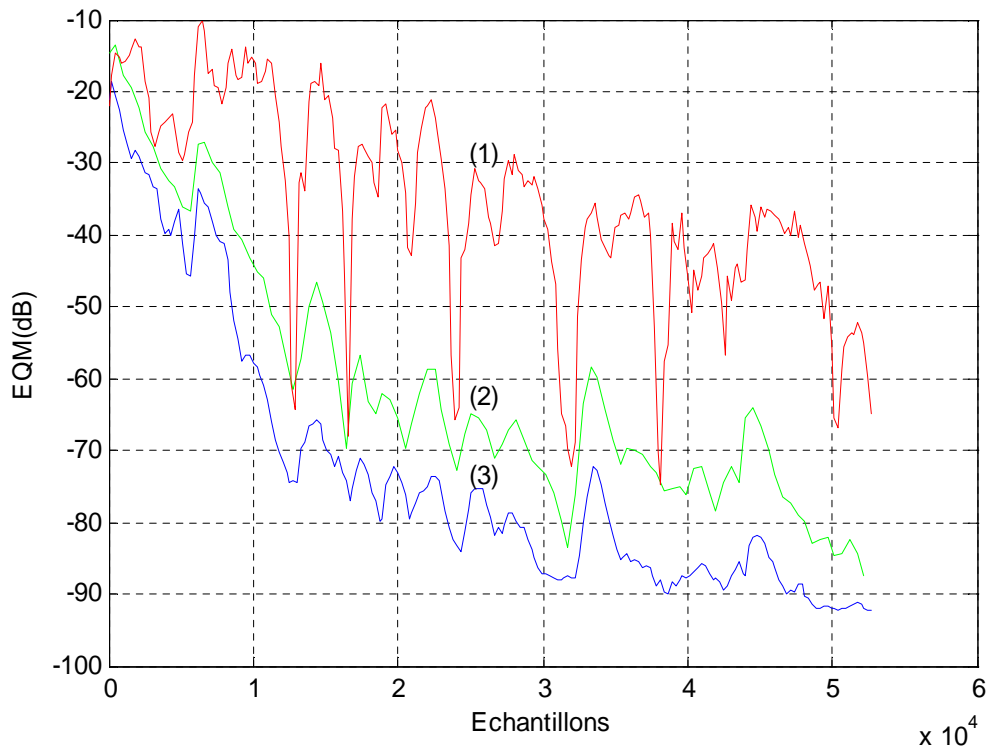


Figure 4.15 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=1024$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda = 0.65$ , Signal de parole, réponse [A].

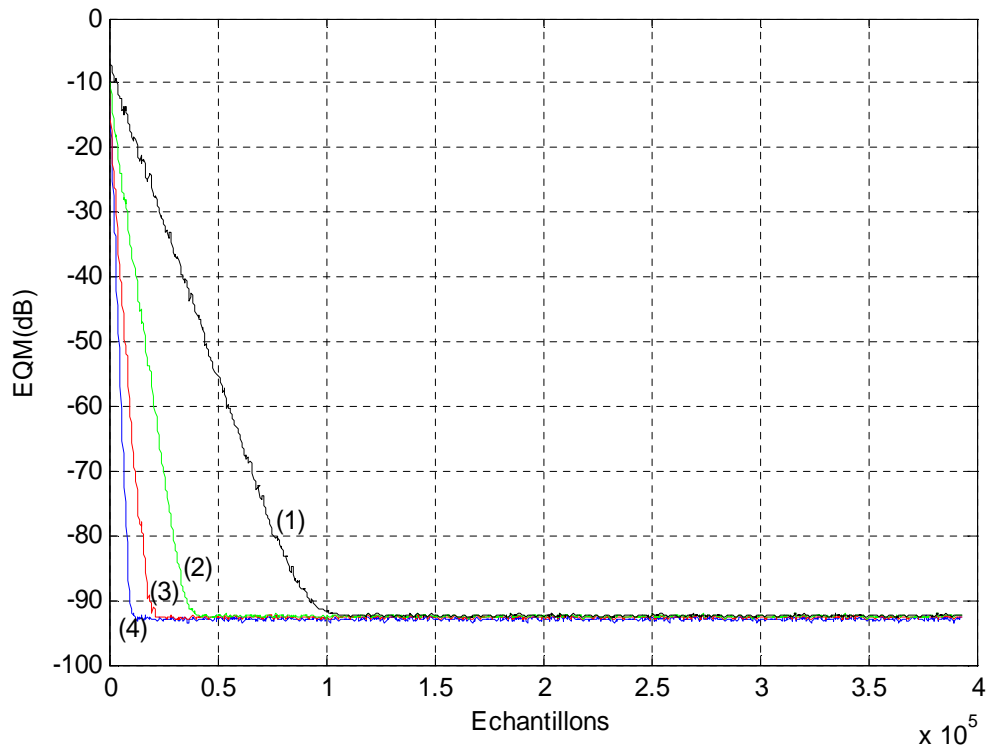


Figure 4.16 : Influence du pas d'adaptation sur la convergence du  $\text{GMDF}_\alpha$   
 1) :  $\mu=0.06$ , (2) :  $\mu=0.15$ , (3) :  $\mu=0.3$ , (4) :  $\mu=0.6$ ,  $L=1024$ ,  $\alpha=4$ ,  $\lambda=0.65$ ,  
 Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [A].

La figure 4.13 illustre l'influence du facteur de recouvrement  $\alpha$  sur la variation de l'EQM en fonction du nombre d'échantillons traités par l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$ , nous avons considéré trois valeurs du facteur de recouvrement,  $\alpha=1, 2, 4$  et la courbe du NLMS est également tracée pour comparaison. On constate dans un premier temps que (pour  $\alpha=1$ ) le NLMS converge rapidement que le  $\text{GMDF}_\alpha$ . par accroissement du facteur de recouvrement, la vitesse de convergence est supérieure à celle du NLMS.

La figure 4.14 montre les performances du NLMS et du  $\text{GMDF}_\alpha$  pour un signal d'entrée corrélé (bruit USASI) et des facteurs de recouvrements  $\alpha=2, 4$ . On constate que l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  converge beaucoup plus vite que le NLMS. Ceci confirme l'avantage de la normalisation en fréquence dans le cas des signaux corrélés.

La figure 4.15 représente les résultats de l'évolution temporelle de l'erreur quadratique moyenne obtenus avec les algorithmes NLMS et le  $\text{GMDF}_\alpha$ .

On remarque que l'algorithme NLMS converge moins vite que l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  avec la réponse impulsionnelle (1024 points). Ceci est dû aux non stationnarités très importantes que contient le signal parole.

Le comportement de l'algorithme en fonction du pas d'adaptation est mis en évidence en examinant les résultats de la figure 4.16. On remarque que la variation du pas d'adaptation influe sensiblement sur la convergence de l'algorithme. Un pas trop faible induit une convergence trop lente, par contre un pas d'adaptation trop élevée accélère la convergence mais induit une erreur initiale trop importante ou encore une divergence. On peut conclure que le choix du pas d'adaptation doit prendre en considération trois paramètres importants : Le temps de convergence, l'erreur quadratique résiduelle et la stabilité de l'algorithme.

#### • Deuxième application

La réponse impulsionnelle dans ce cas est celle d'une salle d'audioconférence (8192 points), les résultats de cette simulation sont classés dans les tableaux 4.6, 4.7 et 4.8.

L	EQM (dB)	
	Algorithme $\text{GMDF}_\alpha$	Algorithme NLMS
128	-93,24	-86,44
256	-93,44	-86.96
512	-93.47	-87,08
1024	-92,77	-86,65
2048	-92.97	-85.07
4096	-93,02	-86,32

Tableau 4.6 : Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes  $\text{GMDF}_\alpha$  et NLMS, Signal d'entrée : Bruit Blanc

L	EQM (dB)	
	Algorithme $\text{GMDF}_\alpha$	Algorithme NLMS
128	-93,30	-87.98
256	-92.91	-88.10
512	-92.95	-87.93
1024	-92.84	-87.73
2048	-92.90	-80,52
4096	-79.65	-65.13

Tableau 4.7 : Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes  $\text{GMDF}_\alpha$  et NLMS, Signal d'entrée : Bruit USASI

L	EQM (dB)	
	Algorithme $\text{GMDF}_\alpha$	Algorithme NLMS
128	-92.35	-91.83
256	-92.60	-91.67
512	-92.26	-87.59
1024	-92.05	-66.57
2048	-71.58	-46.78
4096	-64.78	-39.60

Tableau 4.8 : Effet de la taille du filtre adaptatif sur les algorithmes  $\text{GMDF}_\alpha$  et NLMS, Signal d'entrée : Signal de parole

- D'après les résultats de simulation classés dans les trois tableaux (4.6, 4.7 et 4.8) nous remarquons que :
- Les erreurs quadratiques moyennes EQM(dB) exprimées en décibel de l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  sont plus importantes que celles obtenues par l'algorithme NLMS, surtout pour les tailles supérieures à 512 points, avec une légère dégradation de ces derniers lorsque la taille du filtre transverse devient importante (exemple 2048,4096 points avec le signal de parole). Ceci nous permet de dire que le comportement de l'algorithme NLMS dépend de la nature du signal excitant.
- L'algorithme NLMS a présenté une dégradation proportionnelle à la taille du filtre transverse, on remarque aussi que l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  a donné de bonnes valeurs pour les EQM(dB) en régime permanent quel que soit le signal d'entrée (bruit Blanc ou bruit USASI ).
- Cet algorithme possède de meilleures performances en convergence que le gradient stochastique surtout pour des tailles du filtre longues.

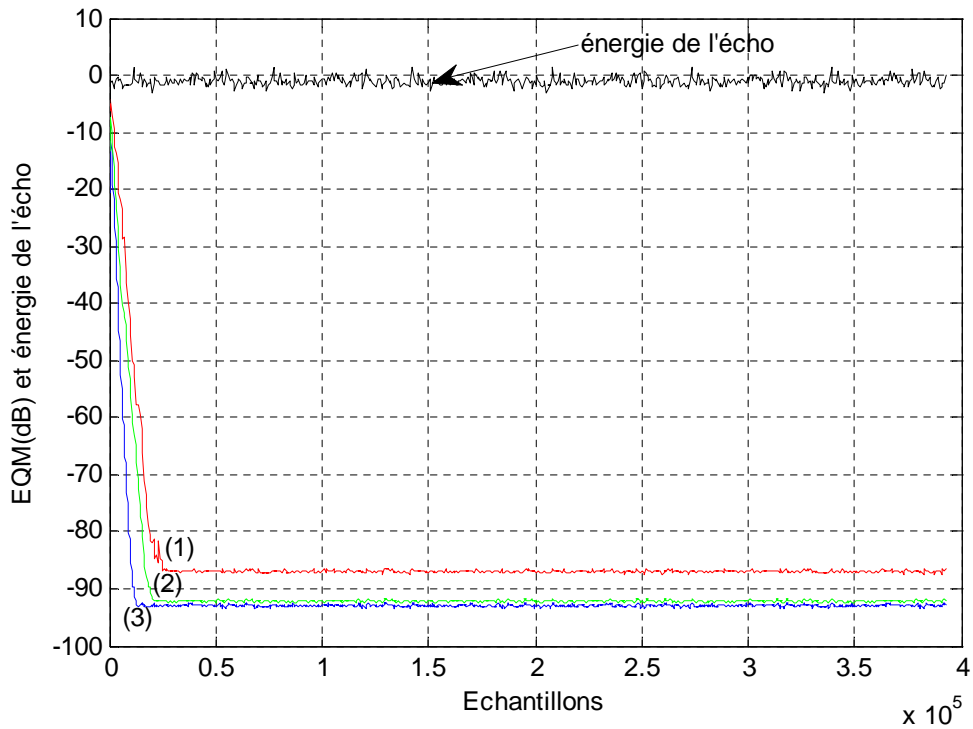


Figure 4.17 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=1024$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [B].

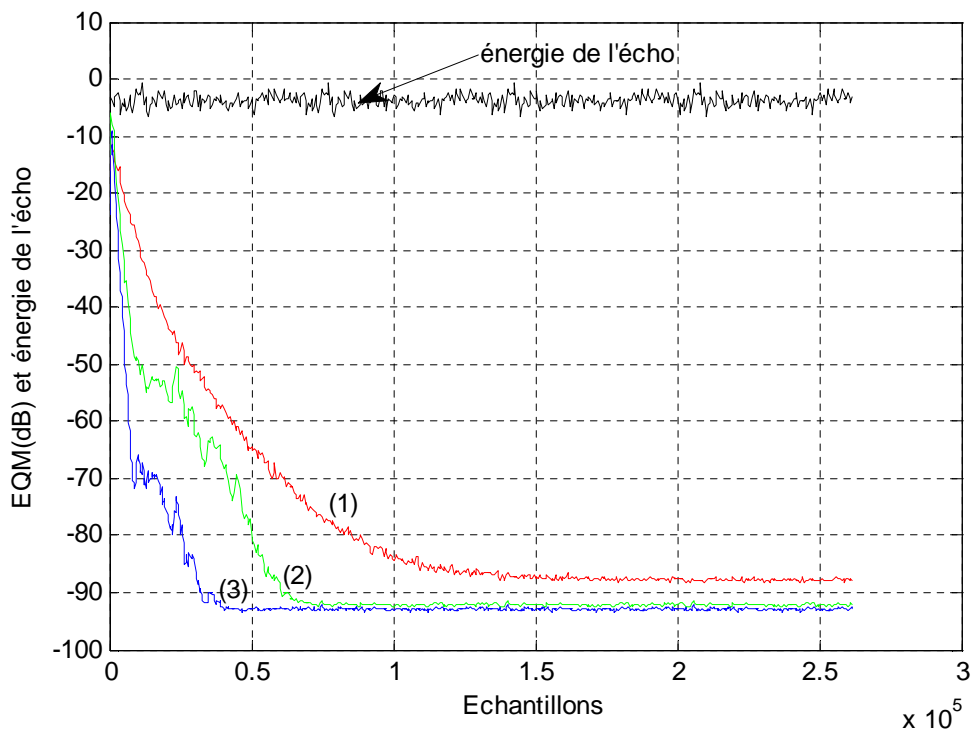


Figure 4.18 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=1024$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse impulsionnelle [B].



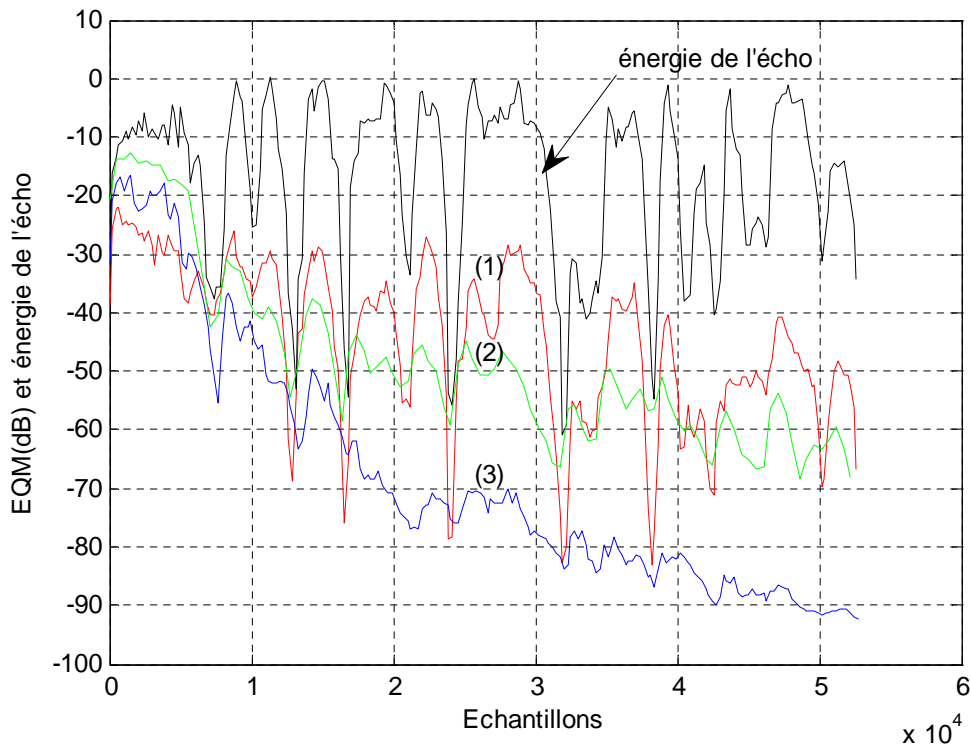


Figure 4.19 : Comparaison des performances des algorithmes  
 1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=1024, \mu=0.6, \lambda=0.65$ , Signal de parole, réponse impulsionnelle [B].

Les figures 4.17, 4.18 et 4.19 représentent l'évolution temporelle de l'EQM et l'énergie du signal d'écho, pour trois signaux de sources de type bruit Blanc, bruit USASI et signal de parole, sachant que la réponse impulsionnelle dans ce cas est celle d'une salle d'audioconférence.

- La figure 4.17 montre le bon comportement du NLMS lorsqu'on a un bruit blanc comme signal d'excitation.
- Les deux figures 4.18 et 4.19 montrent la grande vitesse de convergence de l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  dans le cas des signaux sources de type bruit USASI et parole et pour une réponse impulsionnelle longue 1024 points.
- nous remarquons un mauvais démarrage de cet algorithme par rapport à celui du NLMS (figure 4.19), ceci est logique dans le cas où nous savons très bien qu'au début de l'adaptation les coefficients initiaux sont tous nuls (aléatoire), tandis qu'une amélioration nette est remarquée grâce à l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  lorsqu'on est au dessous -40dB de L'EQM, là où les coefficients du filtre adaptatif deviennent plus proches aux coefficients réels du système étudié.

#### 4.8 Comparaison des performances des algorithmes $\text{GMDF}_\alpha$ et NLMS pour des tailles des filtres longues

Nous avons réalisé deux applications avec les deux algorithmes NLMS et  $\text{GMDF}_\alpha$ . La première expérience correspond à l'identification de la réponse impulsionnelle dans une salle de téléconférence, la deuxième est celle d'une salle d'audioconférence, pour différentes longueurs de filtres adaptatifs et pour trois types de signaux de sources (bruit Blanc, bruit USASI, signal de parole).

##### • Première application

Pour cette application, la réponse impulsionnelle est celle d'une salle de téléconférence. Les résultats de simulations sont présentés dans les figures 4.20 ,4.21 et 4.22, 4.23 et 4.24.

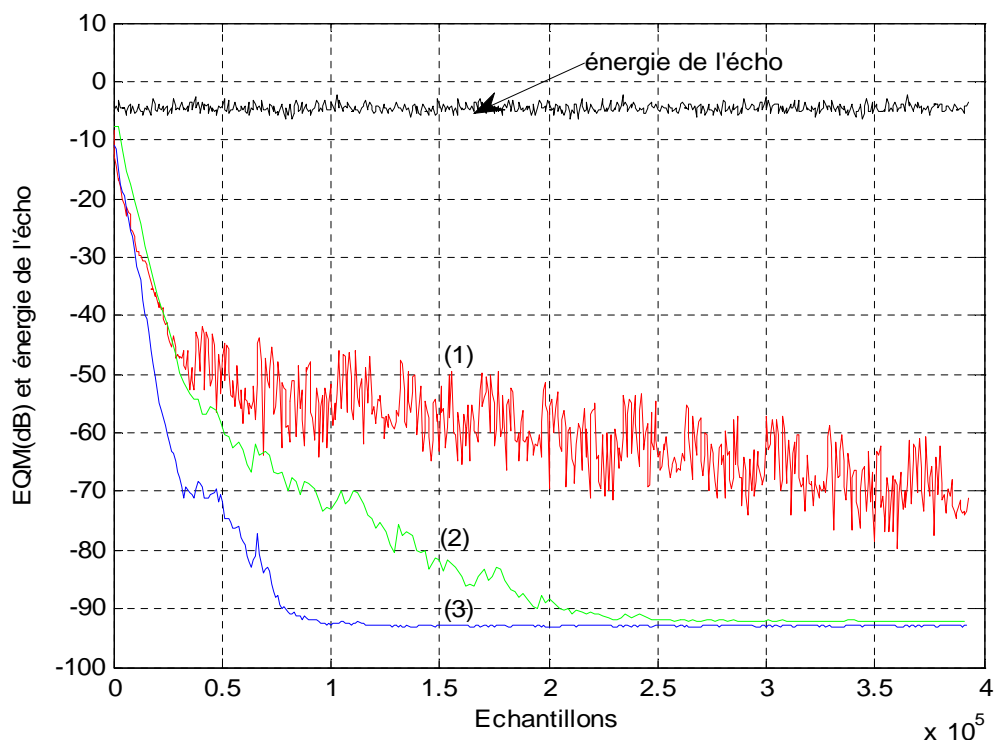


Figure 4.20 : Comparaison des performances des algorithmes :

(1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$

$L=4096$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [A].

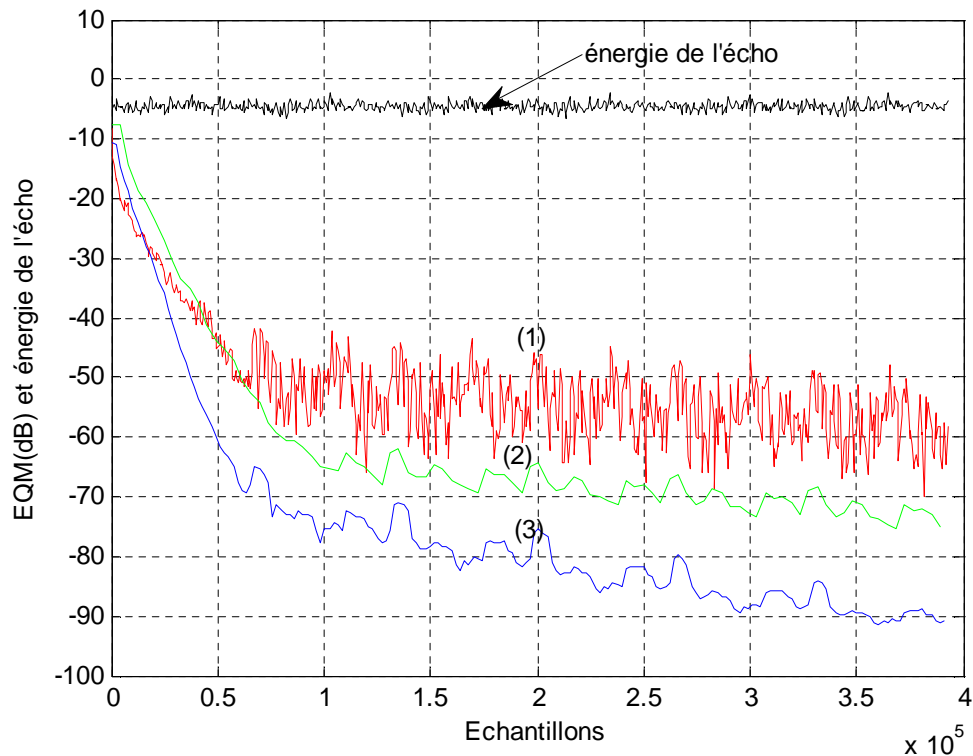


Figure 4.21 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=8192$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse impulsionnelle [A].

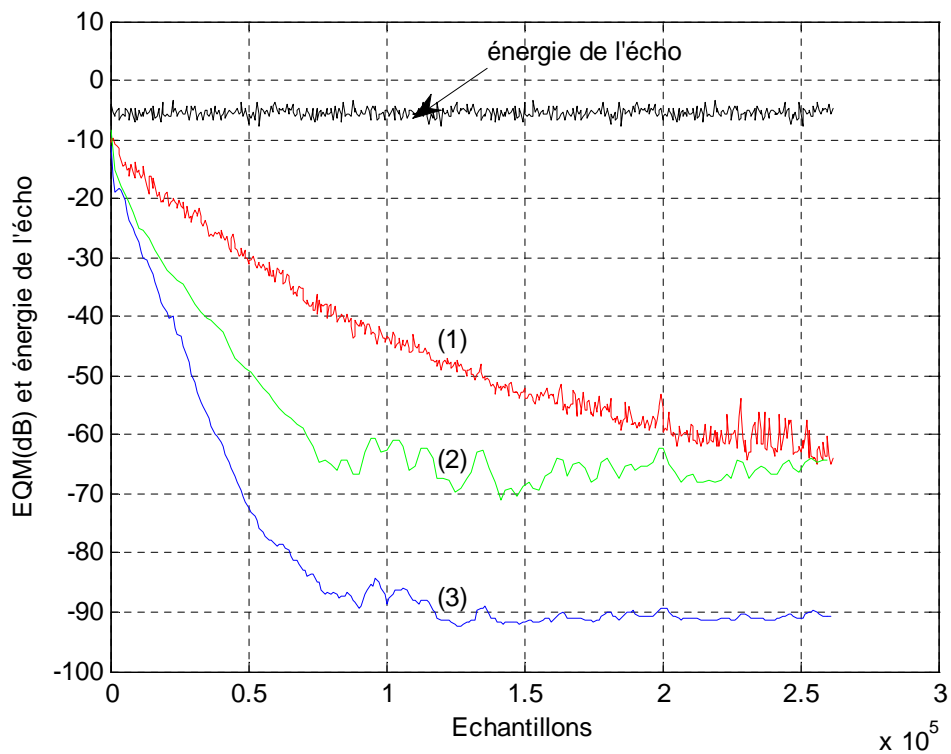


Figure 4.22: Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=4096$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse impulsionnelle [A].

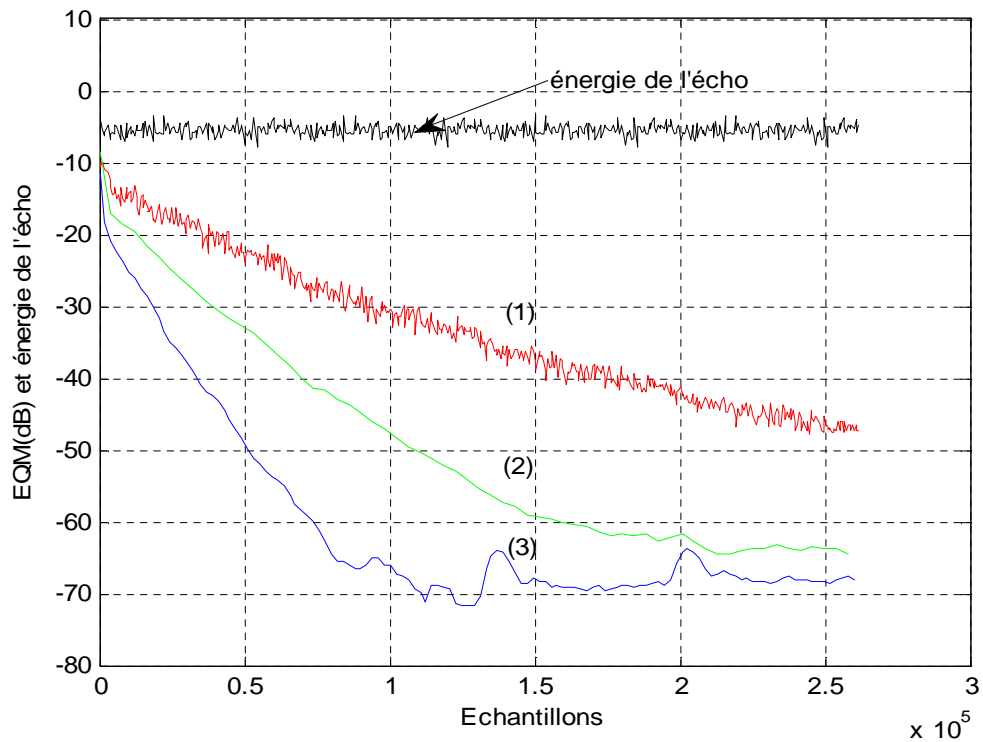


Figure 4.23: Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) : GMDF<sub>α</sub> pour α = 2 , (3) : GMDF<sub>α</sub> pour α = 4  
 L=8192, μ=0.6, λ=0.65, Bruit USASI, réponse impulsionnelle [A].

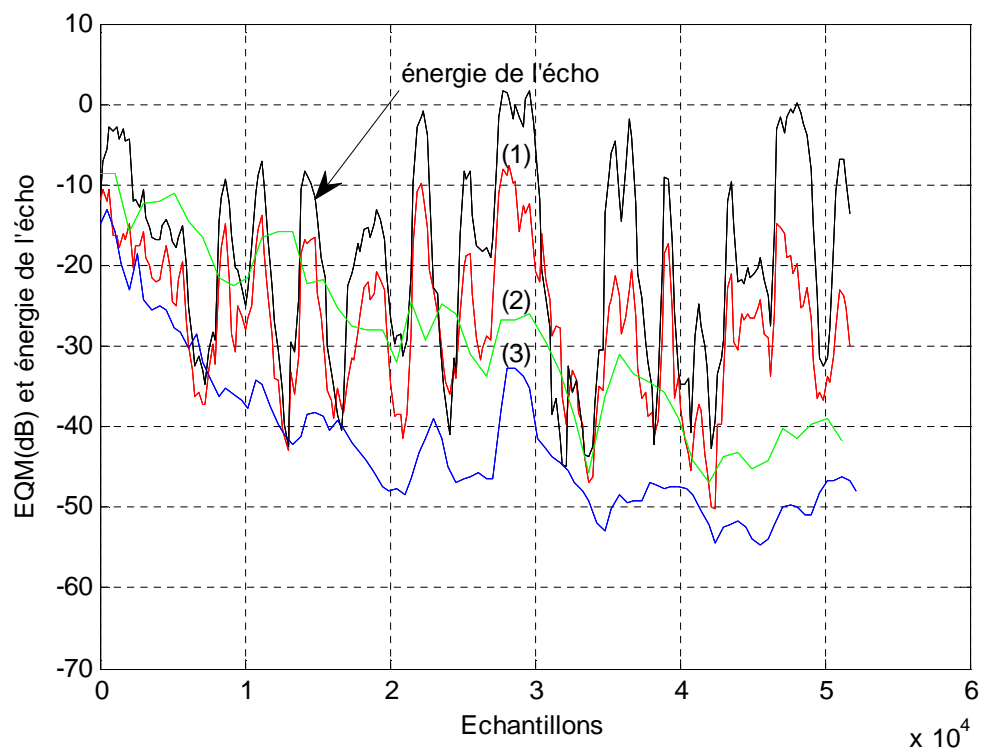


Figure 4.24 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) : GMDF<sub>α</sub> pour α = 2 , (3) : GMDF<sub>α</sub> pour α = 4  
 L=4096, μ=0.15, λ=0.92, Signal de parole.

- Deuxième application

La réponse impulsionnelle dans ce cas est celle d'une salle d'audioconférence (8192 points), les résultats de cette simulation sont représentés dans les figures 4.25, 4.26 et 4.27 ,4.28 .

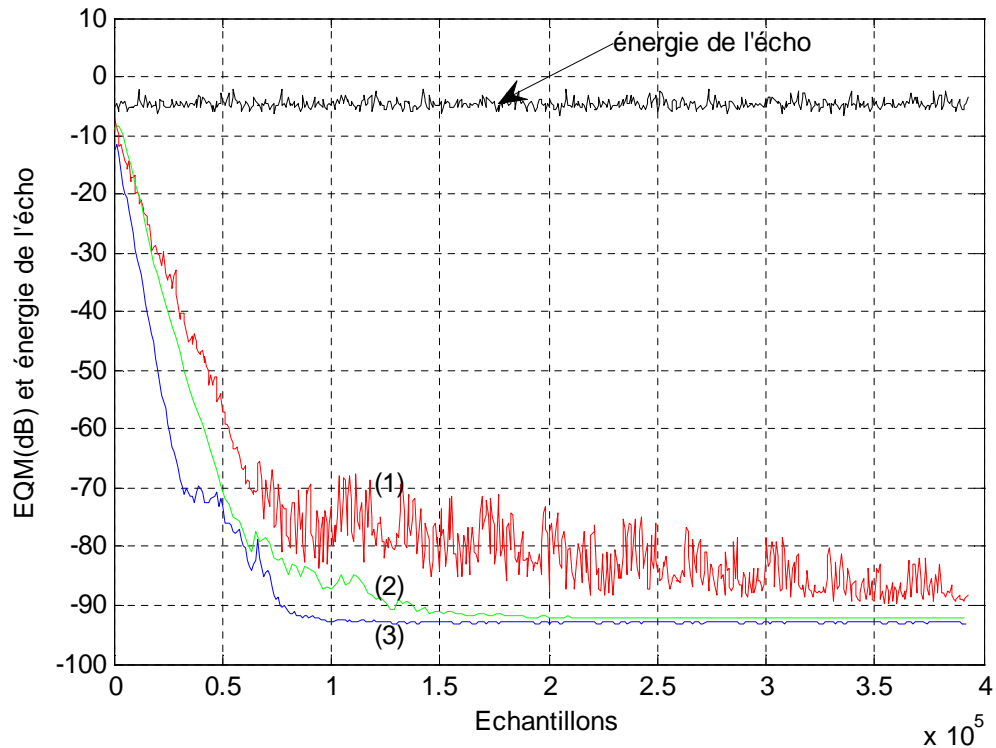


Figure 4.25: Comparaison des performances des algorithmes :

(1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$

$L=4096$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse [B]

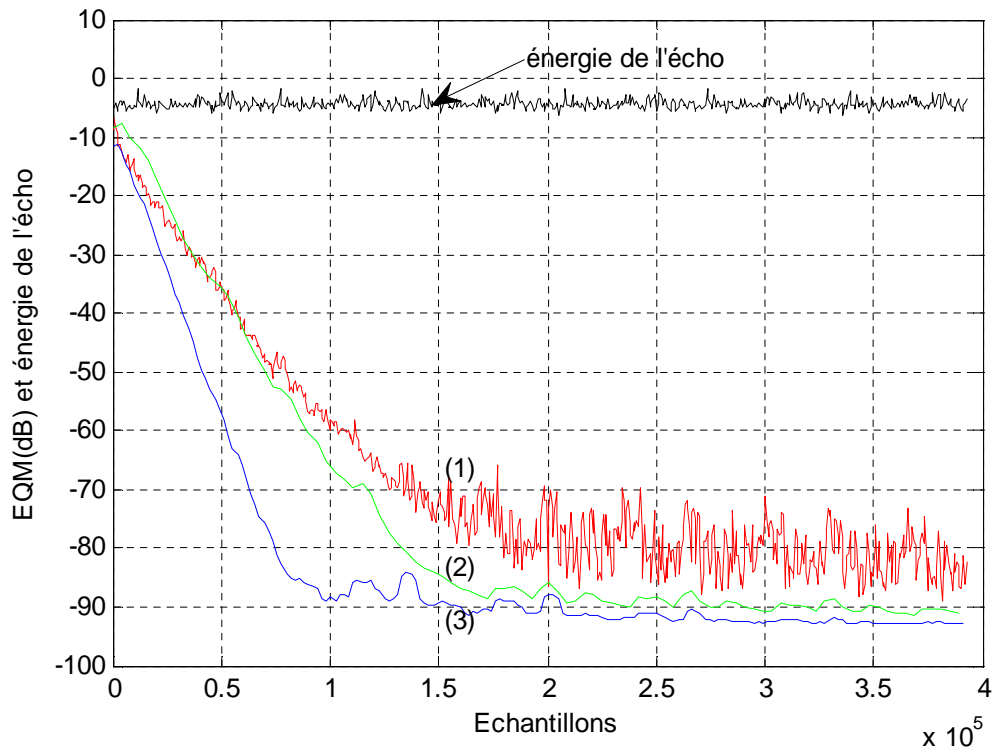


Figure 4.26 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=8192$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit Blanc, réponse [B]

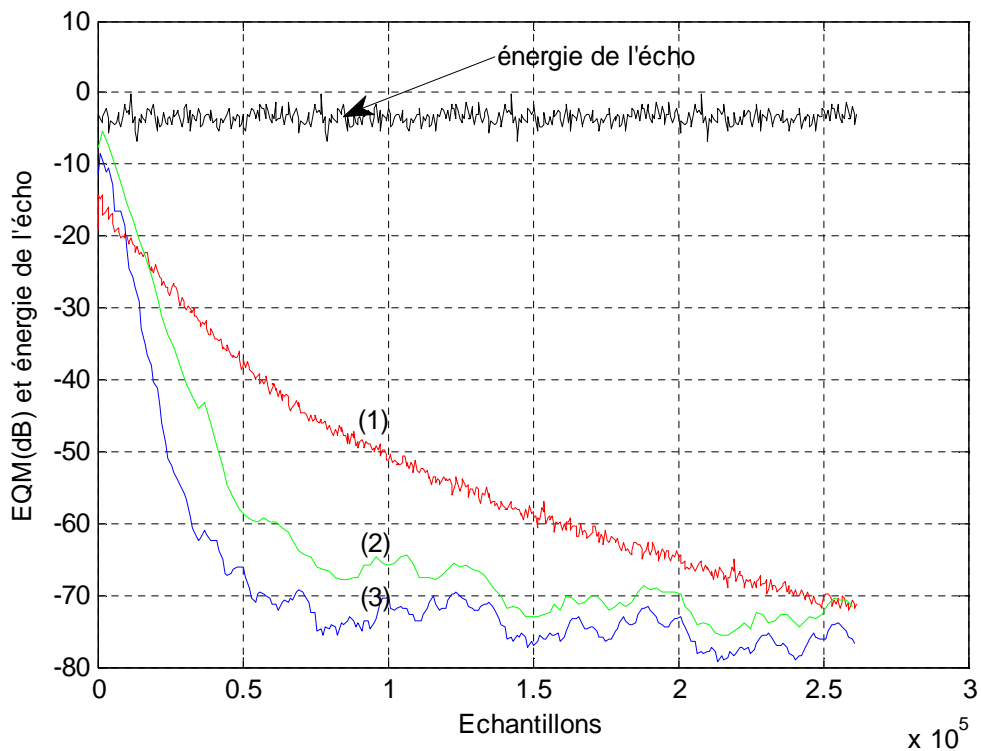


Figure 4.27 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 2$ , (3) :  $\text{GMDF}_\alpha$  pour  $\alpha = 4$   
 $L=4096$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse [B]

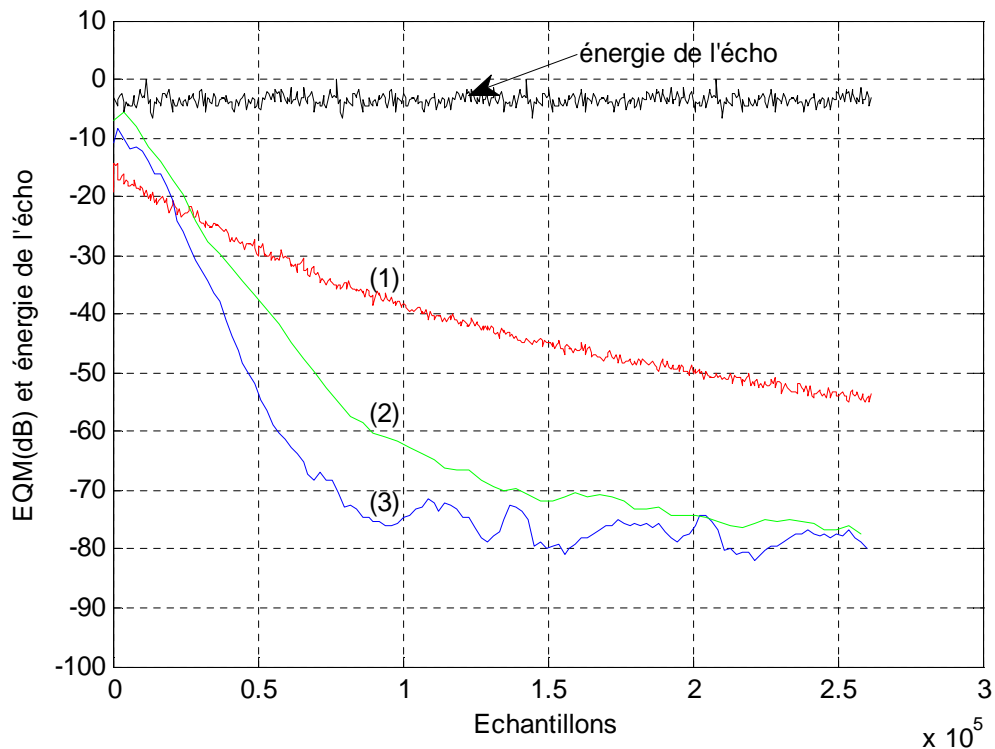


Figure 4.28 : Comparaison des performances des algorithmes :  
 (1) : NLMS, (2) : GMDF pour  $\alpha = 2$ , (3) : GMDF pour  $\alpha = 4$   
 $L=8192$ ,  $\mu=0.6$ ,  $\lambda=0.65$ , Bruit USASI, réponse [B]

Les figures (4.20 ,4.21, 4.25, 4.26) représentent les résultats de l'évolution temporelle de l'erreur quadratique moyenne EQM en décibels et l'énergie de l'écho en utilisant les deux réponses impulsionnelles longues de 4096 et 8192 coefficients obtenus avec les algorithmes  $\text{GMDF}_\alpha$  et NLMS dans le cas d'un signal source bruit blanc, Ces figures montrent clairement le bon comportement de l'algorithme généralisé à délai multiple ( $\text{GMDF}_\alpha$ ) avec le signal bruit blanc et ceci pour les tailles 4096 et 8192 points. Une dégradation importante et croissante est remarquée dans le comportement de l'algorithme (NLMS) pour une réponse impulsionnelle longue (8192 points).

Les figures (4.22 et 4.23, 4.27 et 4.28) montrent que pour un signal source de type bruit USASI et pour les deux réponses impulsionnelles longues, l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  a des bonnes performances en terme d'erreur quadratique moyenne EQM en décibel que l'algorithme NLMS.

Une légère dégradation des performances de cet algorithme est remarquée pour une réponse impulsionnelle longue (8192 points).

Ces figures confirment l'avantage de l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  en vitesse de convergence dans cas d'un signal bruit USASI et des réponses impulsionnelles longues.

La figure (4. 24) montre que dans le cas d'un signal de parole avec la taille du filtre de 4096 points, l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  a un bon comportement que l'algorithme NLMS.

L'algorithme NLMS converge moins vite avec un signal de parole et pour des réponses impulsionnelles longues car son taux de convergence dépend de la longueur du filtre à adapter et aussi de la corrélation du signal d'entrée du filtre à adapter.

#### 4.9 Conclusion

En conclusion, on peut dire que tous les algorithmes de filtrage adaptatif que nous avons présenté se comportent bien avec le bruit blanc comme signal d'excitation lorsque la taille du filtre à identifier est faible.

Une dégradation des performances de la vitesse de convergence de l'algorithme NLMS est remarquée avec les tailles du filtre adaptatif grandes (supérieurs à 1024).

Pour un signal d'entrée de type parole et bruit USASI, nous avons remarqué que les algorithmes des moindres carrés récursifs RLS ont montré la plus grande vitesse de convergence par rapport à l'algorithme du gradient stochastique NLMS.

Ceci est dû à l'indépendance des performances de ces algorithmes de la nature du signal d'entrée. La dégradation des performances de l'algorithme NLMS est due aux non stationnarités que contient le signal de parole.



Un des problèmes majeurs des algorithmes de moindres carrés récursifs RLS est la complexité élevée surtout avec des longues réponses impulsionnelles.

Aussi nous avons présenté les résultats des différentes simulations effectuées dans plusieurs contextes .L'analyse des performances nous a montré que l'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  constitue un outil très efficace pour l'identification des systèmes modélisés par de très longues réponses impulsionnelles .Une des caractéristiques essentielles de cet algorithme réside dans le fait qu'il permet un contrôle du délai de traitement par la segmentation de la réponse impulsionnelle d'une part,d'autre part ,l'introduction du facteur de suréchantillonnage offre une mise à jour plus fréquente des coefficients du filtre,ce qui accélère la vitesse de convergence et améliore la capacité de poursuite.

## CONCLUSION

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne l'utilisation des algorithmes de filtrage adaptatif dans les domaines temporel et fréquentiel pour l'identification des filtres à réponses impulsionnelles longues. Ces filtres apparaissent dans des applications d'annulation d'écho acoustique et de débruitage de la parole pour certains nouveaux terminaux des télécommunications, comme la téléconférence et le téléphone « mains libres ».

Dans ce contexte, nous avons implémenté deux algorithmes standards :

L'algorithme du gradient stochastique qui est très simple à mettre en œuvre mais qui a une vitesse de convergence lente dans le cas d'un signal source de type parole et l'algorithme du moindre carrée récursif RLS qui possède de meilleures performances en convergence mais sa complexité est nettement trop grande pour être utilisé dans une application concrète.

Un troisième algorithme dont nous avons l'initiative de proposer est l'algorithme du filtre généralisé à délais multiples ( $\text{GMDF}_\alpha$ ), qui réunit les deux performances à savoir la complexité réduite autant que l'algorithme NLMS et la rapidité de convergence autant que l'algorithme RLS.

L'utilisation d'algorithmes adaptatifs en fréquence permet, d'une part de réduire de façon significative la charge de calcul au moyen de l'algorithme rapide de transformée de Fourier (FFT), et d'améliorer la vitesse de convergence d'autre part (orthogonalité de la transformée de Fourier).

Une étude comparative entre les trois algorithmes NLMS, RLS et  $\text{GMDF}_\alpha$ , a montré que :

- L'algorithme NLMS présente de meilleures performances pour des signaux non-corrélés.

- L'algorithme RLS présente de meilleures performances pour les signaux corrélés mais un des problèmes majeurs de ces algorithmes moindres carrés tel que l'algorithme RLS est la complexité élevée.

- L'algorithme  $\text{GMDF}_\alpha$  constitue un outil très efficace pour l'identification des systèmes modélisés par de très longues réponses impulsionnelles. Une des caractéristiques essentielles de cet algorithme réside dans le fait qu'il permet un contrôle du délai de traitement par la segmentation de la réponse impulsionnelle d'une part, d'autre part, l'introduction du facteur de suréchantillonnage offre une mise à jour plus fréquente des coefficients du filtre, ce qui accélère la vitesse de convergence et améliore la capacité de poursuite.

Les futurs travaux qui peuvent s'inscrire dans la suite de ce travail sont :

- L'application de ces algorithmes dans le contexte bi-voie et la conception d'un système complet d'annulation d'écho pour les futurs systèmes de téléconférence en contexte stéréophonique.

- L'implémentation de ces algorithmes sur des DSP

## LISTE D'ABREVIATIONS

**LMS:** Least Mean Square

**BLMS:** Bloc Least Mean Square

**NLMS:** Normalized Least Mean Square

**FIR:** Finite Impulse Response

**IIR:** Infinite Impulse Response

**EQM:** Erreur Quadratique Moyenne

**RLS:** Recursive Least Square

**MA:** Moyenne Ajustée

**ARMA:** Autorégressive à Moyenne ajustée

**MDF :** Multidelay bloc frequency Domain adaptive Filter

**AR :** Autoregressive

**GMDF:** Generalized Multi-Delay Frequency-Domain

**WOLA :** Weighted-Overlap-Add

**OLS :**Overlap-save

**OLA :** Overlap-add

## ANNEXE A

### Convolution rapide dans le domaine fréquentiel :

Nous présenterons quelques propriétés des matrices circulantes, utiles pour le développement ultérieur.

#### A.1 Matrices circulantes

Une matrice  $\Psi$  de dimension  $M \times M$  est dite circulante ssi :  $\Psi_{ij} = \Psi_{\langle i-j \rangle_M}$ , où  $\langle n \rangle_M$  est le résidu de  $n$  modulo  $M$ . Les colonnes ainsi que les lignes d'une telle matrice se déduisent les unes des autres par circulation (d'où la dénomination circulante) :

$$\Psi = \begin{bmatrix} \Psi_0 & \Psi_{M-1} & \cdot & \cdot & \Psi_2 & \Psi_1 \\ \Psi_1 & \Psi_0 & \cdot & \cdot & \Psi_3 & \Psi_2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \Psi_{M-2} & \Psi_{M-3} & \cdot & \cdot & \Psi_0 & \Psi_{M-1} \\ \Psi_{M-1} & \Psi_{M-2} & \cdot & \cdot & \Psi_1 & \Psi_0 \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

De plus, toute matrice circulante  $\Psi$  peut s'écrire sous la forme :

$$\Psi = W^{-1} X W \quad (\text{A.2})$$

Où  $X$  est une matrice diagonale dont les éléments sont les coefficients de TFD de la première colonne de  $\Psi$ . Cette propriété traduit la dualité (convolution  $\leftrightarrow$  produit simple) dans le contexte des signaux discrets de durée finie sous la représentation de Fourier.

De cette décomposition se déduisent deux propriétés :

- (i) Le produit de deux matrices circulantes est commutatif.
- (ii) Le produit de matrices circulantes est une matrice circulante.

De l'équation A.2 résultent tous les algorithmes rapides de convolution circulaire. En effet, par projection sur la base de Fourier, au moyen d'une transformée rapide(FFT),on transforme une convolution en produits simples (structure diagonale).

### A.2 Convolution rapide dans le domaine temporel :

Tout algorithme de filtrage doit réaliser une convolution discrète entre une séquence  $\{x_{L,n}\}$  de longueur infinie (l'entrée) par une séquence  $\{h_n\}$  de longueur  $L$  finie(correspondant aux coefficients de la réponse impulsionnelle du filtre RIF).

La sortie  $\hat{d}_n$  à l'instant  $n$  découle alors de la convolution discrète de la séquence  $[h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]$  par la séquence  $[x_n, x_{n-1}, \dots, x_{n-L+1}]$  et s'exprime par :

$$\hat{d}_n = \sum_{k=0}^{L-1} h_k x_{n-k} = h_n^T x_{L,n} = x_{L,n}^T h_n \quad (\text{A.3})$$

Considérons un bloc de  $N$  sorties successives évaluées sur l'intervalle  $[n, n + N - 1]$ . Ce vecteur de sorties s'exprime par :

$$\begin{bmatrix} \hat{d}_n \\ \hat{d}_{n+1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \hat{d}_{n+N-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_n & x_{n-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n-L+1} \\ x_{n+2} & x_n & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n-L+2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{n+N} & x_{n+N-2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ h_{L-1} \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Le calcul direct de cette formulation nécessite  $NL$  multiplications et  $N(L-1)$  additions ,ce qui est trop élevé notamment dans le cas d'une très longue réponse impulsionnelle .

Une extension judicieuse de la formulation A.4 permet d'avoir une matrice circulante de taille  $N+L-1$ . De cette extension et par l'exploitation des propriétés des matrices circulantes découlent les techniques de convolution rapides OLS(Overlapp-Save :recouvrement-sauvegarde)[26], OLA(Overlapp-Add :recouvrement –addition ) [26]et WOLA (Weighted Overlapp-Add : Addition – recouvrement- pondéré)[27],que nous exposerons dans les prochains paragraphes.

D'une façon générale, la convolution rapide s'effectue par :

1. Recouvrement des entrées.
2. Projection sur la base de Fourier.
3. Multiplication terme à terme des séquences transformées
4. Retour vers le domaine temporel
5. Prise en compte d'une partie du produit résultant.

### A.3 Convolution rapide par OLS

La formulation circulante s'obtient par l'extension dans le passé de la première colonne de la matrice des entrées[26],[27].On forme alors :

$$\begin{bmatrix} \tilde{d}_{n-L+1} \\ \tilde{d}_{n-L+2} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \tilde{d}_{n-1} \\ \hat{d}_n \\ \hat{d}_{n+1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \hat{d}_{n+N-2} \\ \hat{d}_{n+N-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{n-L+1} & x_{n+N-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-L+1} & x_{n+N-L} & x_{n+N-L-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n-L+2} \\ x_{n-L+2} & x_{n-L+1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-L+2} & x_{n+N-L+1} & x_{n+N-L} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n-L+3} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{n-1} & x_{n-2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-1} & x_{n+N-2} & x_{n+N-3} & \cdot & \cdot & \cdot & x_n \\ x_n & x_{n-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n-L+1} & x_{n+N-1} & x_{n+N-2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+1} \\ x_{n+1} & x_n & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n-L+2} & x_{n-L+1} & x_{n+N-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{n+N-2} & x_{n+N-3} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-L-1} & x_{n+N-L-2} & x_{n+N-2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-1} \\ x_{n+N-1} & x_{n+N-2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-L} & x_{n+N-L-1} & x_{n+N-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n-L+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ h_{L-2} \\ h_{L-1} \\ 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (A.5)$$

Cette dernière relation peut être réécrite de façon plus compacte

$$\tilde{d}_n = \phi_n \tilde{h} \quad (\text{A.6})$$

Le développement de cette formulation montre clairement que les  $N$  dernières composantes du vecteur  $\tilde{d}_n$  correspondent exactement à la convolution linéaire du bloc des entrées par le filtre  $h$

Par contre les  $L-1$  premiers termes correspondent à une convolution circulaire. En utilisant la décomposition des matrices circulantes dans le domaine fréquentiel :

$$\phi_n = W_M^{-1} \Omega_n W_M \quad (\text{A.7})$$

où  $\Omega_n$  est une matrice diagonale dont les éléments sont les coefficients de la TFD de la première colonne de la matrice  $\phi_n$  :

$$\Phi_n = W_M [x_{n-L+1}, \dots, x_{n-1}, x_n, x_{n+1}, \dots, x_{n+N-1}]^T$$

L'équation A.6 devient :

$$\tilde{d}_n = W_M^{-1} \Phi_n \otimes H \quad (\text{A.8})$$

où  $H$  est le vecteur transformé de Fourier des coefficients du filtre :

$$H = W_M \begin{bmatrix} h \\ \mathcal{O}_{(N-1) \times 1} \end{bmatrix} \quad (\text{A.9})$$

L'opérateur  $\otimes$  représente le produit de Schur des vecteurs complexes (terme par terme). Et  $M$  la plus petite puissance de 2 ou égale à  $L+N-1$ .



L'isolement des  $N$  derniers termes de  $\tilde{d}_n$ , qui correspondent à la convolution linéaire recherchée, peut être effectuée au moyen d'une fenêtre rectangulaire  $f$  :

$$f = \begin{bmatrix} O_{(L-1) \times (L-1)} & O_{(L-1) \times N} \\ O_{N \times L} & I_{N \times N} \end{bmatrix}$$

L'algorithme de convolution rapide OLS qui en découle résulte de l'évaluation à chaque itération de l'équation :

$$\hat{d}_n = f W_M^{-1} \Phi_n \otimes H \quad (\text{A.10})$$

et consiste en :

1. l'extension du bloc des  $N$  nouvelles entrées par les  $L-1$  précédentes .
2. L'évaluation de  $\Phi_n$  .
3. La multiplication terme à terme par l'application de la TFD inverse.
4. Le retour vers le domaine temporel par l'application de la TFD inverse.
5. La prise en compte uniquement des  $N$  deniers termes du vecteur résultant.

La figure A.1 montre un schéma simplifié résumant la technique OLS.

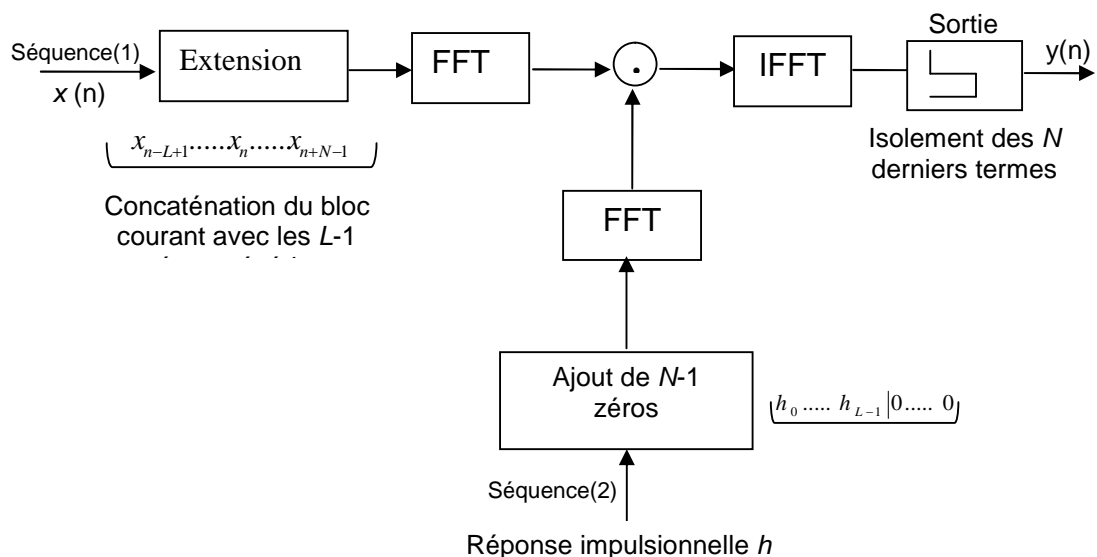


Figure A.1 : Convolution rapide par OLS

#### A.4 Convolution rapide par OLA

Dans ce cas, la taille du bloc des entrées doit être égale à la taille du filtre. La formulation circulante s'obtient par l'extension de la première colonne de la matrice d'entrée par N zéros. On forme alors :

$$\begin{bmatrix} \tilde{d}_{n-N} \\ \tilde{d}_{n-N+1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \tilde{d}_{n-1} \\ \tilde{d}_n \\ \tilde{d}_{n+1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \tilde{d}_{n+N-2} \\ \tilde{d}_{n+N-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & x_{n+N-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+1} & x_n & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+2} & x_{n+1} & x_n & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-1} & x_{n+N-2} & x_{n+N-3} & \cdot & \cdot & \cdot & x_n \\ x_n & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & x_{n+N-1} & x_{n+N-2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+1} \\ x_{n+1} & x_n & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & x_{n+N-1} & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ x_{n+N-2} & x_{n+N-3} & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & x_{n+N-1} \\ x_{n+N-1} & x_{n+N-2} & \cdot & \cdot & \cdot & x_n & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_0 \\ h_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ h_{L-2} \\ h_{L-1} \\ 0 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{A.11})$$

Cette formulation peut être réécrite d'une façon plus compacte :

$$\tilde{d}_n = \psi_n \tilde{h} \quad (\text{A.12})$$

Le développement de cette égalité montre que toutes les composantes du vecteur résultant ne correspondent qu'à des convolution partielles (sauf la dernière composante). Cependant une deuxième opération permet de retrouver la convolution linéaire désirée. Il s'agit d'effectuer un recouvrement par addition dans le domaine fréquentiel en utilisant la relation suivante :

$$\psi_n = \psi_n' + J \otimes \psi_{n-1}' \quad (\text{A.13})$$

où  $\psi_n'$  le vecteur transformée de Fourier de la première colonne de la matrice

$\psi_n$  :

$$\psi_n' = W_M [x_n, \dots, x_{n+N-1}, 0, \dots, 0]^T$$

et  $J = [J_0, \dots, J_{2N-1}]^T$  avec :  $J_m = (-1)^m$  pour  $m=0, \dots, 2N-1$ .

En introduisant cette relation dans l'équation A.12 et en utilisant les propriétés des matrices circulantes, on peut écrire :

$$\tilde{d}_n = W_M^{-1} \psi_n \otimes H \quad (\text{A.14})$$

où  $H$  est défini de la même manière que dans la technique OLS ( équation A.9).Le développement de la formulation (A.14) montre que seules les  $N$  premières composantes du vecteur  $\tilde{d}_n$  correspondent à une convolution linéaire du bloc des entrées par les coefficients du filtre, alors que les  $N$  derniers termes correspondent à une convolution circulaire.

L'isolement des  $N$  premiers termes de  $\tilde{d}_n$  correspondant à la convolution linéaire recherchée s'effectue au moyen d'une fenêtre rectangulaire  $g$  :

$$g = \begin{bmatrix} I_{N \times N} & O_{N \times (L-1)} \\ O_{(L-1) \times N} & O_{(L-1) \times (L-1)} \end{bmatrix}$$

L'algorithme de convolution rapide OLA découlant de ce qui précède consiste à évaluer à chaque itération l'équation suivante :

$$\hat{d}_n = g W_M^{-1} \psi_n \otimes H \quad (\text{A.15})$$

et se résume en :

- (1) L'évaluation de  $\psi_n'$
- (2) Recouvrement du nouveau bloc fréquentiel avec le bloc précédent suivant la relation A.13.
- (3) Multiplication terme à terme des séquences transformées.
- (4) Le retour vers le domaine temporel par l'application de la TFD inverse.
- (5) La prise en compte uniquement des  $N$  derniers termes du vecteur résultant.

La figure A.2 montre un schéma simplifié résumant la technique OLA.

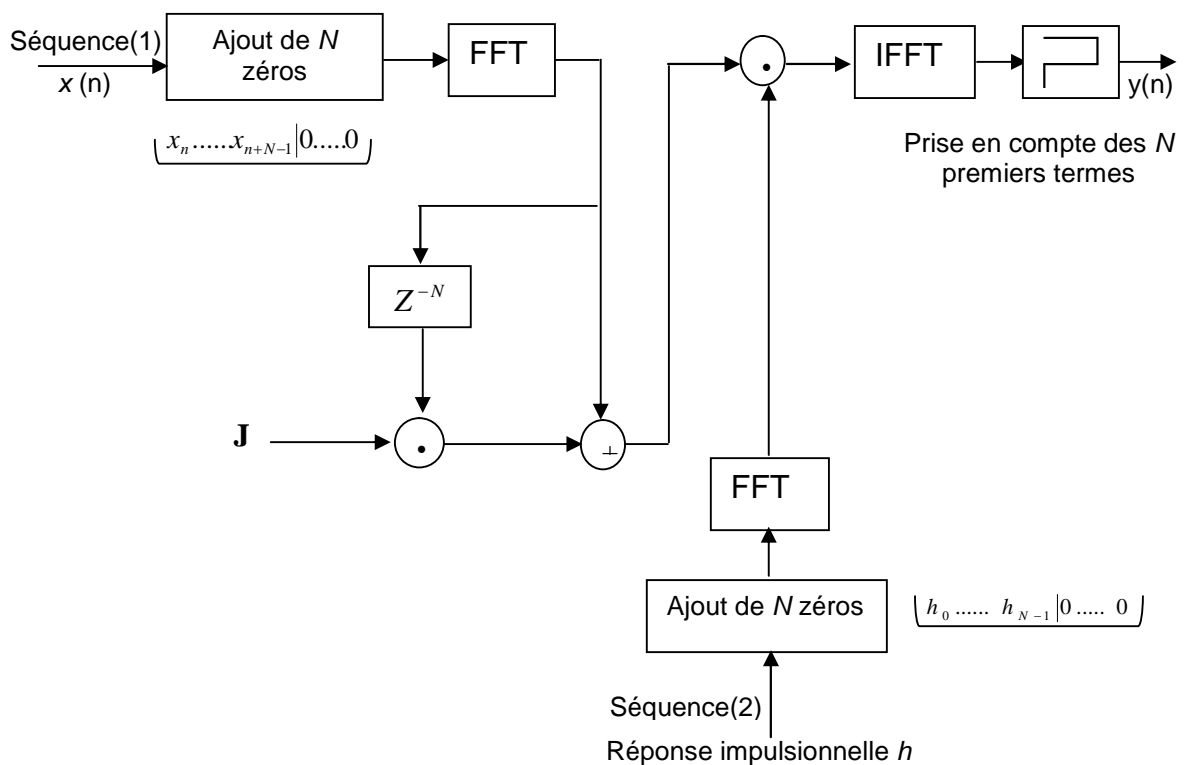


Figure A.2 : Convolution rapide par OLA

### A.5.Convolution par WOLA

Cette technique est une extension de la méthode OLS. Elle est caractérisée par la segmentation de chaque bloc d'entrée en  $\alpha$  sous blocs de taille  $R$  ( $[x]$  signifie partie entière de  $x$ ).

A chaque nouvelle itération  $s$ , un seul nouveau sous bloc de taille  $R$  est pris en considération. Pour effectuer le calcul de la convolution, celui-ci sera complété par les  $(\alpha-1)$  sous-blocs précédents afin de former un bloc de  $N$  entrées et effectuer un calcul préliminaire suivant la technique OLS.

On définit une fenêtre de troncature permettant d'isoler, à chaque itération, les  $N$  dernières composantes du vecteur de sortie qui correspondent à une convolution linéaire :

$$f = [O_{1 \times (L-1)} f_0 \dots f_{N-1}]^T$$

où  $f_i \neq 0$ , pour  $i=1, \dots, N-1$

soit  $z_s$  un vecteur de sortie pondéré de taille  $N$  contenant les composantes isolées par la fenêtre de reconstruction  $f$  :

$$z_s = [O_{N \times N} \quad I_{N \times N}] (f \otimes \tilde{d}_s)$$

$$\text{où } \tilde{d}_s = W_M^{-1} \Phi_s \otimes H \quad \Phi_s = W_M^{-1} [x_{sR-(\alpha-1)R-L+1}, \dots, x_{sR}, \dots, x_{sR+R-1}]^T$$

La particularité de cette technique relativement à la technique OLS réside dans le fait que chaque échantillon du signal de sortie peut être synthétisé à partir de  $\alpha$  blocs  $z_s$  successifs, ceci en exploitant l'apparition de chaque échantillon dans  $\alpha$  blocs  $z_s$  adjacents .

Une approche possible consiste à synthétiser par addition des  $\alpha$  blocs successifs un bloc de sortie de taille  $R$  dont les composantes s'obtiennent à chaque itération par :

$$\hat{d}_s(n) = \sum_{k=0}^{\alpha-1} z_{s-k}(n+kR) \quad \text{pour } n=1 : R$$

où  $\hat{d}_i(j)$  et  $z_i(j)$  représentent les  $J^{\text{èmes}}$  composantes de vecteurs de sortie, respectivement  $y_s$  et  $z_s$  à l'itération  $s=i$ . Cette façon de synthétiser la sortie impose une condition de normalisation sur la fenêtre de reconstruction exprimée par :

$$\sum_{i=0}^{\alpha-1} f_{n-iR} = 1, \text{ pour } n=1, \dots, N-1$$

La figure A.3 montre un schéma simplifié résumant la technique WOLA.

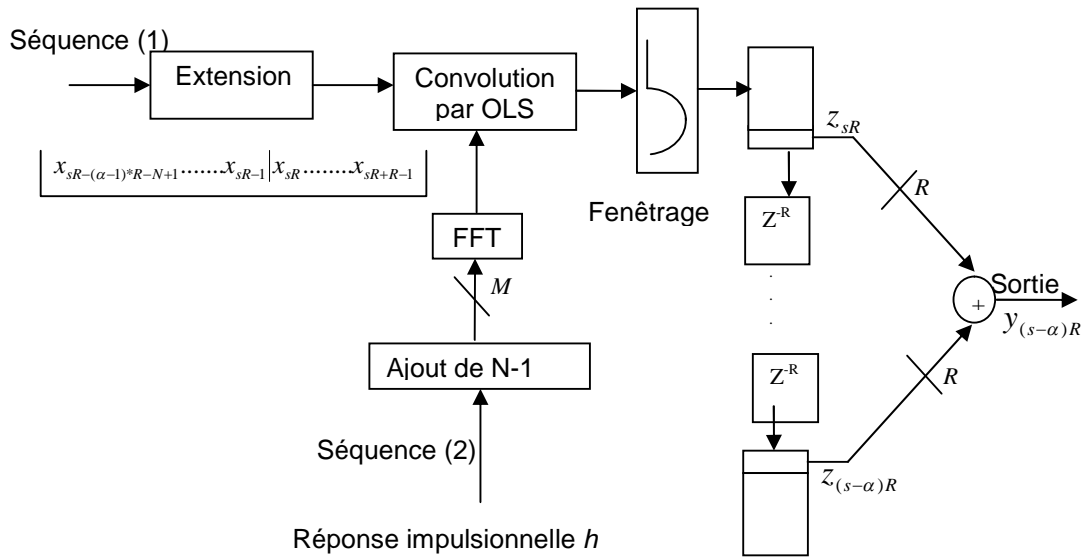


Figure A.3 : Convolution rapide par WOLA

### A.6 Etude de la complexité arithmétique

Nous développerons dans cette section les équations de complexité arithmétiques correspondants aux procédures de calcul de convolutions rapides. Le nombre d'opérations nécessaires pour le calcul d'une FFT de taille  $N$  correspond à

l'algorithme Split-Radix. Le nombre d'additions réelles est :

$$A_N = \frac{N}{2} (\log_2 N - 3) + 2$$

et le nombre de multiplication réelles est :

$$M_N = \frac{N}{2} (3 \log_2 N - 5) + 4$$

### A.6.1 .Complexité de la procédure OLS

Le bloc des entrées est considéré de même taille que la réponse impulsionnelle. Cet algorithme utilise alors une FFT de taille  $2N$ , une FFT inverse de la même taille et  $2N$  multiplications complexes. Le nombre d'additions réelles sera donc :

$$A_{OLS} = \log_2 N - 2N + 8$$

et le nombre de multiplications réelles :

$$M_{OLS} = 2N \log_2 N + 4$$

### A.6.2 Complexité de la procédure OLA

De la même manière que pour la méthode OLS, cette procédure utilise le même nombre de multiplications et  $N$  additions supplémentaires dues au recouvrement. Le nombre d'additions est donc :

$$A_{OLA} = 6N \log_2 N - N + 8$$

et le nombre de multiplications sera :

$$M_{OLA} = 2N \log_2 N + 4$$

### A.6.3 Complexité de la procédure WOLA

De la même manière que pour la méthode précédente, pour chaque nouveau bloc de taille  $R$  le nombre de multiplications reste le même. Quant aux additions la procédure WOLA nécessite  $(\alpha - 1)R$  additions supplémentaires dues aux recouvrement des sorties.

Pour un traitement d'un bloc de taille  $N$  il faudra donc :

$$A_{WOLA} = \alpha(6N \log_2 N - N(1 + 1/\alpha) + 8)$$

$$M_{WOLA} = 2\alpha N \log_2 N + 4\alpha$$

#### A.6.4 Etude comparative

Nous allons établir une étude comparative entre ces différentes procédures en faisant varier la taille de la réponse impulsionnelle. La complexité est évaluée par rapport au calcul direct dans le domaine temporel, en terme de nombre d'additions réelles et de multiplications réelles.

On remarque aisément que toutes les procédures de convolution rapide présentées offrent un gain considérable en charge de calcul, notamment pour très longues réponses impulsionnelles. Les techniques OLS et OLA ont approximativement la même complexité. On note également que l'utilisation d'un grand facteur de recouvrement  $\alpha$  dans la technique WOLA engendre une charge de calcul nettement plus élevée que dans le cas des techniques OLA et OLS. Ceci indique que cette technique ne présente aucun intérêt en filtrage fixe. D'autre part, on constate que la segmentation de la réponse impulsionnelle augmente la complexité arithmétique.



## REFERENCES

1. A.Gilloire et J.P.Julien “L’acoustique des salles dans les télécommunications”, L’écho des recherches, No 127. 1<sup>er</sup> trimestre 1987.
2. J.P.Julien, A.Gilloire et A.Saliou, “Mesure de réponses impulsionnelles en acoustique”, Note technique CENT NT/LAA/TSS181, Juillet 1984.
3. R.Besson, “ Sono et prise de son” ,3<sup>ème</sup> édition DUNOD, Août 2004.
4. D.Boucherf “Annulation d’écho acoustique par les algorithmes de filtrage adaptatif “Thèse de Magistère, Université DE BLIDA, Juin 2007.
5. J.P.Julien, “Acoustique des salles, prise et restitution du son, analysées à partir de la notion de canal acoustique”, Note technique CENT NT/LAA/TSS/128, Août 1982.
6. A.Benallal, “ Etude des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides et application à l’identification de réponse impulsionnelles acoustiques “ , thèse de doctorat, université de rennes I, France, janvier 1989.
7. N.Furuya, Y.Itoh, Y.Maruyama et T.Araseki, "Audio Conference Equipment with Acoustic Echo Canceller," NEC Res. and Dev. Journal, n°76 45, pp 18-23, jan 1985.
8. P.Huyes and Al, “adaptive filters – a review of technique “, BT Technology Journ.Vol.10 N°1 jan.1996.
9. M.Bellanger, “Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif “, édition MASSON 1989.
10. A.Benveniste, M.Metevier et P.Priouret,“ Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques : Théorie et applications “, Techniques stochastiques, MASSON 1987.
11. B.Frahang-Boroujeny, “Fast LMS/Newton algorithms based on autoregressive modeling and their application to acoustic echo cancellation “, IEEE Transaction on signal processing, vol.45,N°8,pp.1987-2000,August1997.
12. M.Djendi “ Amélioration du comportement des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides, Application à l’identification de réponses impulsionnelles acoustiques longues “Thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique, septembre 2006.

13. B. Widrow, "Adaptive noise canceling: principles and applications", Proc. IEEE Vol.63 pp.1692-1716, 1976.
14. L. Ljung and T. Soderstrom, "Theory and practice of recursive identification", M.I.T. Press. 1983.
15. J. Shynk, "Frequency-domain and multirate adaptive filtering", IEEE Signal Processing magazine, pp.15-37, Jan. 1992.
16. M. Dentino, J.M. Mc Cool, et B. Widrow, "Adaptive filtering in frequency-domain", Proceeding, IEE, Vol.66, No.12, pp.1658-1659, Dec. 1978.
17. D. Elliot and K. Rao, "Fast Transforms: Algorithms, Analyses, Applications" Orlando, FL : Academic, 1982.
18. B. Widrow and S.D. Stearns, "Adaptive Signal Processing", Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1985.
19. R. Gray, "On the Asymptotic eigenvalue distribution of Toeplitz matrices", IEEE Trans. Information Theory, Vol. IT-18, No.6, pp.725-730, Nov. 1972.
20. M. Shensa, "The spectral dynamics of evolving LMS adaptive filters", Proceeding of IEEE Int. Conf. on ASSP, Washington, DC, pp.950-953, Apr. 1979.
21. O. Ait Amrane, "Identification de systèmes à réponse impulsionnelle longue par filtrage adaptatif en fréquence : Application à l'annulation d'écho acoustique", Thèse de Doctorat, ENST, TELECOM, Paris, 1992.
22. E. Ferrara, "Fast implementation of LMS adaptive filters", IEEE Trans. on ASSP. Vol.28, pp.474-475, 1980.
23. J. Prado and E. Moulines, "Frequency-domain adaptive filtering with application to acoustic echo cancellation", Annals des telecommunications, Vol.49, No7-8, pp.414-428, 1994.
24. D. Mansour and A. Gray, "Unconstrained frequency-domain adaptive filter", IEEE Trans. on ASSP, Vol.30, pp.726-734, Oct. 1982.
25. P. Sommen, P. Van Gerwen et H. Kotmans, "Convergence analysis of a frequency domain adaptive filter with exponential power averaging and window function" Vol.48, pp.2332-2342, Aug. 2000.
26. J. Soo, "Multidelay block frequency domain adaptive filters" IEEE Trans. on ASSP, Vol.38, pp.373-376, 1990.
27. E. Moulines, O.A. Amrane et Y. Grenier, "The generalized multidelay adaptive filter: Structure and Convergence analysis". IEEE Trans. on ASSP, Vol.43, pp.14-28, Jan. 1995.

28. J. Lee and H. C. Huang, "Step-size bounds analysis of the generalized multidelay adaptive filter," WCE2007, The 2007 International Conference of Signal and Image Engineering, pp. 734-738.
29. X. Qiu, and C. H. Hansen, "Multidelay adaptive filters for active noise control", ICSV14 -9-12 Cairns, Australia, July 2007.